JARRYER ANDRADE DE MARTINO

ALGORITMOS EVOLUTIVOS COMO MÉTODO PARA DESENVOLVIMENTO DE PROJETOS DE ARQUITETURA

CAMPINAS
2015

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL, ARQUITETURA E URBANISMO

JARRYER ANDRADE DE MARTINO

ALGORITMOS EVOLUTIVOS COMO MÉTODO PARA DESENVOLVIMENTO DE PROJETOS DE ARQUITETURA

Orientadora: Profa. Dra. Maria Gabriela Caffarena Celani

Tese de Doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo da Unicamp, para obtenção do título de Doutor em Arquitetura, Tecnologia e Cidade, na área de Arquitetura, Tecnologia e Cidade.

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À VERSÃO FINAL DA TESE
DEFENDIDA PELO ALUNO JARRYER ANDRADE DE MARTINO
E ORIENTADO PELA PROFA. DRA. MARIA GABRIELA CAFFARENA CELANI

Assinatura da Orientadora

_____

CAMPINAS
2015

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Luciana Pietrosanto Milla - CRB 8/8129

Martino, Jarryer Andrade de, 1976-
M366a Algoritmos evolutivos como método para desenvolvimento de projetos de arquitetura / Jarryer Andrade de Martino. – Campinas, SP : [s.n.], 2015.

Orientador: Maria Gabriela Caffarena Celani.
Tese (doutorado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo.

1. Algoritmos evolutivos. 2. Projeto arquitetônico - Metodologia. 3. Projeto auxiliado por computador. I. Celani, Maria Gabriela Caffarena,1967-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Evolutionary algorithms as a method for developing architecture design
Palavras-chave em inglês:
Evolutionary algorithms
Architecture design - Methodology
Computer aided design
Área de concentração: Arquitetura, Tecnologia e Cidade
Titulação: Doutor em Arquitetura, Tecnologia e Cidade
Banca examinadora:
Maria Gabriela Caffarena Celani [Orientador]
Daniel de Carvalho Moreira
Hélio Pedrini
Arivaldo Leão de Amorim
Daniel Ribeiro Cardoso
Data de defesa: 25-02-2015
Programa de Pós-Graduação: Arquitetura, Tecnologia e Cidade

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL, ARQUITETURA E URBANISMO

ALGORITMOS EVOLUTIVOS COMO MÉTODO PARA DESENVOLVIMENTO DE PROJETOS DE ARQUITETURA

Jarryer Andrade De Martino

Tese de Doutorado aprovada pela Banca Examinadora, constituída por:

Prof. Dra. Maria Gabriela Caffarena Celani
Presidente e Orientadora/ Universidade Estadual de Campinas

Prof. Dr. Daniel de Carvalho Moreira
Universidade Estadual de Campinas

Prof. Dr. Hélio Pedrini
Universidade Estadual de Campinas

Prof. Dr. Arivaldo Leão de Amorim
Universidade Federal da Bahia

Prof. Dr. Daniel Ribeiro Cardoso
Universidade Federal do Ceará

Campinas, 25 de Fevereiro de 2015

Resumo

MARTINO, J. A. **Algoritmos evolutivos como método para desenvolvimento de projetos de arquitetura.** Campinas, 2015. Tese (Doutorado) – Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP, 2015.

O projeto de arquitetura é composto por diferentes variáveis que precisam ser constantemente negociadas, algumas delas envolvem situações contraditórias, aumentando a complexidade da solução do problema. Os algoritmos evolutivos correspondem a um conjunto de técnicas que contribuem para a solução desse tipo de problema, e que podem ser incorporados ao sistema generativo de projeto de maneira a potencializar a obtenção de melhores resultados. Para isso, foi necessário entender a teoria evolucionista e os seus principais mecanismos, a estruturação e a implementação dos algoritmos evolutivos no ambiente computacional, e a sistematização do processo de projeto como base para o desenvolvimento de um método evolutivo. Dessa forma, foi definido um quadro teórico composto pelos principais eventos e conceitos relacionados à teoria evolucionista, à computação evolutiva e à discussão na década de 1960 sobre a sistematização do processo de projeto como uma sequência operativa capaz de registrar o processo mental do projetista, e o método evolutivo de projeto de arquitetura, sendo apresentada a sua estrutura, os componentes e exemplos. Embora esse método tivesse sido implementado na arquitetura na década de 1960, foi verificado que as aplicações estavam bastante restritas, limitando-se a trabalhos acadêmicos em universidades específicas. O domínio de uma linguagem de programação e a falta de clareza e apropriação dos vocabulários, conceitos e técnicas desenvolvidas pela Computação Evolutiva dificultaram a sua implementação como método de projeto na arquitetura e urbanismo. Atualmente, existem recursos digitais que facilitam a implementação desse método de maneira simplificada sem perder a eficiência do método, justificando a sua retomada como um método de projeto pelos arquitetos e urbanistas. Dessa forma, os objetivos desta pesquisa foram os de organizar o conteúdo teórico dos algoritmos evolutivos de maneira a esclarecer a sua estrutura, o vocabulário, os conceitos básicos e os mecanismos que os envolvem, de definir como ocorre a sua relação com o elemento arquitetônico e com o método de projeto, da identificação de uma ferramenta computacional capaz de facilitar a sua implementação e o de apresentar situações concretas em que os arquitetos e urbanistas possam utilizá-los. Como resultado foi possível verificar que não existe dificuldade no

entendimento do mecanismo evolutivo como possível recurso para o desenvolvimento de um método de projeto, mas sim, a necessidade de maior domínio sobre a ferramenta de programação que não estaria relacionada diretamente com o sistema evolutivo, mas sim, com a descrição algorítmica através de um código computacional de todo processo de projeto.

Palavras-chave: algoritmos evolutivos; projeto arquitetônico – metodologia; projeto auxiliado por computador.

Abstract

The architecture design is composed by different variables that need to be negotiated, some of them involve contradictory situations, increasing the complexity of the solution. The evolutionary algorithms are set by techniques that contribute to obtain solutions for this kind of problems, and they also may be incorporated in a project generative system in a way that potentiate the best results obtaining. For this it was necessary to understand the evolutionary theory and its main mechanisms, the structuring and implementation of evolutionary algorithms in computational environment, and the systematization of the design process as a base of an evolutionary design method development. Thus, it was important to define a theoretical framework from the main events and concepts related to the evolutionary theory, the evolutionary computation and to the discussion in the 1960s about the systematization of the design process as an operative sequence capable of registering the mental process of the designer and the evolutionary design method on architecture with their components and examples. Although this method had been implemented in architecture in the 1960s, its application was quite restricted to academic works development in some specific universities. The necessity of the knowledge of programming language, vocabulary, concepts and techniques from evolutionary computation made the implementation difficult as a project method in architecture and urbanism. Currently, there are digital resources that facilitate the method simplified implementation without losing its efficiency, justifying its resumption as a design method by architects and urban planners. Moreover, the objectives of this research were to organize the content about evolutionary algorithms, clarifying its structure, vocabulary, basic concepts and the involved mechanisms, to define its relationship with the architectural element and the project method, to identify a computational tool that facilitates the implementation and to present the real situations which architects can use them. As a result it was possible to validate that there is no difficulty in understanding the evolutionary algorithm as possible resource for the methodology development of a design, yet, the necessity to have more experience in the utilization of programming tool. This tool is not directly related to the evolutionary system, but with the algorithmic description through the computational implementation by any project codes.

Keywords: evolutionary algorithms; architectural design - methodology; computer aided design.

Sumário

Resumo ..... **vii**

Abstract ..... **ix**

Sumário ..... **xi**

Dedicatória ..... **xv**

Agradecimentos ..... **xvii**

Lista de Figuras ..... **xix**

Lista de Quadros ..... **xxvii**

1.0 Introdução **1**

1.1 Introdução 3

1.2 Problemática 6

1.3 Justificativa 7

1.4 Questão Inicial 8

1.5 Hipótese 8

1.6 Objetivos 9

1.7 Metodologia 10

1.8 Estrutura da tese 12

2.0 A evolução natural e artificial **15**

2.1 Teoria evolucionista 17

2.1.1 Contexto 17

2.1.2 A lei do "uso e desuso" 21

2.1.3 A seleção natural 23

2.1.4 As ervilhas e os genes 28

2.1.5 A genética 30

2.1.6 Quadro síntese 34
2.2 Algoritmos evolutivos 35
2.2.1 Contexto 35
2.2.2 As aplicações 45
2.2.3 Os componentes 50
2.2.4 Os principais métodos 61
2.2.5 Os diferentes aspectos 66
2.2.6 Quadro síntese 68
3.0 A evolução como método de projeto 71
3.1 Contexto sobre a metodologia projetual 73
3.2 Sistematização do processo 76
3.2.1 Projeto como problema pernicioso 77
3.3 Sistemas generativos 80
3.3.1 A parametrização e os sistemas baseados em regras 83
3.4 Sistema evolutivo 86
3.4.1 Componentes e o processo 90
3.4.2 Código evolutivo 96
3.4.3 Autoria implícita 99
3.4.4 Aspectos dos algoritmos evolutivos e suas aplicações 101
3.5 Panorama da produção 111
3.5.1 Publicações 111
3.5.2 Centros de pesquisa 117
3.5.3 Eventos 118
3.6 Exemplos 120
3.6.1 Creativity with the Help of Evolutionary Design Tools 120

3.6.2 A Mass Customization Oriented Housing Design Model Based on Genetic Algorithm 123

3.6.3 Integration of Digital Simulation Tools with Parametric Design to Evaluate Kinetic Façades for Daylight Performance 128

3.6.4 Structure Generation using Evolutionary Algorithms 131

3.6.5 The Groningen Twister: an Experiment in Applied Generative Design 134

3.6.6 Acoustic Environments: Applying Evolutionary Algorithms for Sound Based Morphogenesis 138

3.7 Quadro síntese 142

4.0 Implementações e experimentos 143

4.1 Exemplos de casos 145

4.1.1 Metodologia 146

4.1.2 Os casos 146

4.1.3 Sistematização dos códigos 147

4.2 Ferramenta 148

4.2.1 Conceitos na prática 151

4.3 Casos 156

4.3.1 Implantação de edifícios em um lote 156

4.3.2 Definição volumétrica a partir da insolação 163

4.3.3 Configuração de brises 171

4.3.4 Exploração criativa para o desenho de uma cobertura 181

4.3.5 Definição volumétrica a partir da implantação, recuos e volume 189

4.4 Considerações Gerais 202

5.0 Avaliação Qualitativa da Aceitação dos Algoritmos Evolutivos 205

5.1 Workshops 207

5.1.1 Público-alvo 207

5.1.2 Método de ensino 208

5.1.3 Desenvolvimento 213

5.1.4 Resultados 218

5.1.5 Considerações sobre os workshops 227

5.2 Entrevistas 229

6.0 Conclusão 233

7.0 Futuras pesquisas 237

Referências bibliográficas 239

Glossário 249

Apêndice 255

APÊNDICE A – Código ampliado do caso "Implantação de edifícios em um lote".. 257

APÊNDICE B – Código ampliado do caso "Definição volumétrica a partir da insolação" 261

APÊNDICE C – Código ampliado do caso "Configuração de brises" 265

APÊNDICE D – Código ampliado do caso "Exploração criativa para o desenho de uma cobertura" 267

APÊNDICE E – Código ampliado do caso "definição volumétrica a partir da implantação, recuos e volume" 269

APÊNDICE F – Plano de ensino do workshop da Universidade Federal de Santa Catarina 273

APÊNDICE G – Plano de ensino da Universidade Federal do Rio Grande do Sul 277

APÊNDICE H – Entrevista sobre implementação do algoritmo genético no processo de projeto 281

Dedicatória

Dedico aos meus pais Alexandre De Martino Neto e Maria Aparecida Andrade De Martino.

Agradecimentos

À Profa. Dra. Grabriela Caffarena Celani pela fé depositada no desenvolvimento desta pesquisa, sempre estimulando a superação dos desafios e conduzindo à busca por inovações.

À Profa. Dra. Regiane Trevisan Pupo e à Profa. Dra. Underléa Miotto Bruscato que não mediram esforços para a criação de parcerias, permitindo a realização de parte da pesquisa nas instituições de ensino em que fazem parte.

Ao Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo da Universidade Federal de Santa Catarina e ao Programa de Pós-Graduação em Design da Universidade Federal do Rio Grande do Sul que viabilizaram a realização dos workshops.

Aos alunos e pesquisadores que participaram ativamente durante a realização dos workshops e das entrevistas, contribuindo para a discussão e a reflexão sobre o tema a partir de diferentes pontos de vistas.

Aos amigos Giovana Godoi Gonçalves, Letícia Teixeira Mendes, Maycon Sedrez, Daniel Lenz, Rita Mira, Erika Santos, Douglas Amaral e à minha prima Lilian Borsato por estarem sempre presentes oferecendo apoio em todos os momentos.

Agradeço ao LAPAC pela oportunidade única de poder vivenciar uma imersão no processo de experimentação das tecnologias emergentes, contribuindo para a constante reflexão sobre a produção da arquitetura.

Por fim, agradeço à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pela concessão da bolsa de doutorado, processo 2012/18112-7, viabilizando o desenvolvimento desta pesquisa.

Lista de Figuras

Figura 1.1– Conjuntos concêntricos de propostas de projeto. 4

Figura 2.1 - Escala ascendente que categoriza as entidades do mundo. 18

Figura 2.2 – Similaridade entre a organização dos ossos entre as diferentes espécies. 20

Figura 2.3 – Exemplo do alongamento do pescoço das girafas segundo Lamarck. 22

Figura 2.4 – Proposta de ramificação por Darwin a partir das especiações 24

Figura 2.5 – Diferentes formatos de bicos e penas para os pássaros. 26

Figura 2.6 – Similaridade entre embriões de diferentes animais de um mesmo grupo. 27

Figura 2.7 – Exemplo de cruzamento de pares de fatores distintos. 30

Figura 2.8 – Detalhe da estrutura de DNA. 31

Figura 2.9 – A constituição do cromossomo 32

Figura 2.10 – Recombinação genética através do crossing-over na primeira divisão da Meiose. 33

Figura 2.11 – Segunda divisão da Meiose, geração dos gametas e da diversidade genética. 34

Figura 2.12 – Protótipo da máquina ACE (Automatic Computing Engine). 37

Figura 2.13– Atividades da inteligência artificial 39

Figura 2.14 – IBM 704, a máquina que joga xadrez. 40

Figura 2.15 – Relação entre evolução e solução de problema. 43

Figura 2.16 – Estrutura básica dos algoritmos evolutivos. 44

Figura 2.17 – Origem da computação evolutiva. 44

Figura 2.18 – As diferentes técnicas de busca. Os módulos em cinza-escuro correspondem aos tópicos abordados. 45

Figura 2.19 – Exemplo de espaço de soluções considerando cada ponto uma possibilidade de solução. 46

Figura 2.20 – Os eixos correspondem a duas funções objetivas que configuram a dominância de Pareto com as soluções factíveis no espaço azul, sendo a curva o limite. 47

Figura 2.21 48

Figura 2.22 – Otimização estrutura utilizando algoritmo genético 49

Figura 2.23 – Genótipo1 representação por números inteiros e o Genótipo2 por números binários. 50

Figura 2.24 – O ser humano como exemplo do resultado interpretativo de um código, o DNA. . 51

Figura 2.25 – O espaço genotípico e o fenotípico na estrutura geral dos algoritmos evolutivos. . 52

Figura 2.26 – Exemplo do modelo geracional. 53

Figura 2.27 – As três formas de mutação em um algoritmo genético. 55

Figura 2.28 – Tipos de recombinação genética. 57

Figura 2.29 – Estrutura básica dos algoritmos evolutivos e a sua implementação algorítmica através de um pseudocódigo. 61

Figura 2.30– Estrutura do algoritmo genético. 62

Figura 2.31 – Estrutura básica da estratégia evolutiva. 64

Figura 2.32 – Estrutura básica da estratégia evolutiva. 65

Figura 2.33 – Processo sob o aspecto da otimização. 66

Figura 2.34 – Processo sob o aspecto da modelagem. 67

Figura 2.35 – Processo sob o aspecto da simulação. 68

Figura 3.1 – Método da Caixa Preta. 74

Figura 3.2 – No método como Caixa de Vidro o projetista é como um computador. 77

Figura 3.3 – Etapas de um processo de projeto utilizando diferentes recursos tecnológicos. 1 - avaliação do sombreamento; 2 – avaliação estrutural; 3 – avaliação da pressão sobre a superfície; 4 – estudo simulando o escoamento da água. 80

Figura 3.4– Estrutura básica de tentativa e erro do processo de projeto. 81

Figura 3.5 – Método tradicional apresentado na parte superior da imagem e o Sistema Generativo na parte inferior. 82

Figura 3.6 – Exemplo de parametrização. 85

Figura 3.7– Projeto evolutivo como intersecção entre três áreas distintas, biologia evolutiva, ciência da computação e projeto. 87

Figura 3.8 – Exemplo de um espaço de soluções considerando diferentes possibilidades para a solução de um projeto. 88

Figura 3.9 – Representação através da codificação, adotando o DNA como referência. 91
Figura 3.10 – Exemplo de codificação de um indivíduo, gerando sua representação cromossômica. 91
Figura 3.11 – Diferentes indivíduos obtidos a partir da variação dos parâmetros de uma mesma. 92
Figura 3.12 – A geração de um novo indivíduo a partir da mutação definida previamente para ocorrer no terceiro gene do cromossomo. 93
Figura 3.13 – A geração de novos indivíduos a partir da recombinação. 94
Figura 3.14 – A estrutura básica do algoritmo evolutivo. 95
Figura 3.15 – Algoritmo evolutivo implementado em linguagem VBA para AutoCAD®. 97
Figura 3.16 – Indivíduos gerados com a participação do usuário. 98
Figura 3.17 – Relação entre algoritmo evolutivo e o Mapeamento do processo de projeto de Markus/Maver fase “Linhas gerais da Proposta”. 100
Figura 3.18 – Aspectos do projeto evolutivo a partir de computadores. 101
Figura 3.19 – Processo sob o aspecto da otimização. 102
Figura 3.20 – Processo sob o aspecto criativo com abordagem conceitual. 104
Figura 3.21 – Processo sob o aspecto criativo com abordagem generativa. 105
Figura 3.22 – Utilização do programa TOPAZ para a organização espacial do programa de necessidades conforme a hierarquia e as articulações entre as atividades. 108
Figura 3.23 – Processo de OEE no projeto de Arata Isozaki. 109
Figura 3.24 – Projeto Butterlfy Machines desenvolvido no GenR8 na AA por Steve Fox. 110
Figura 3.25 – “An evolutionary architecture” por John Frazer. 112
Figura 3.26 – “Evolutionary design by computers” escrito por Peter Bentley. 112
Figura 3.27 - Distribuição cronológica das publicações encontradas no CuminCAD que citam “Genetic Algorithm” e “Evolutionary Algorithm” no Cumincaad. 114
Figura 3.28 - As quatro principais áreas de implementação dos algoritmos evolutivos conforme a indexação dos artigos no CuminCAD. 115

Figura 3.29 - Número de artigos publicados por bimestre na Architectural Design no período de 2005 a 2012 e que abordam “Genetic Algorithm” e “Evolutionary Algorithm”. 117
Figura 3.30 – Representação fenotípica usada na avaliação do desempenho. 121
Figura 3.31 – Interação com a interface geradora das soluções. 122
Figura 3.32 – Exemplo de croqui dos estudantes. 123
Figura 3.33 – Exemplo de configuração de um cômodo. 125
Figura 3.34 – Exemplo de configuração de um cômodo. 126
Figura 3.35 – Configuração dos dados de entrada do sistema. 127
Figura 3.36 – Geração de possíveis combinações. 127
Figura 3.37 – Diferentes combinações e arranjos de layout. 128
Figura 3.38 – Simulação do processo. 130
Figura 3.39 – Diferentes soluções obtidas através do algoritmo evolutivo. 131
Figura 3.40 – Diferentes soluções obtidas através do algoritmo evolutivo. 132
Figura 3.41 – Modelo paramétrico. 132
Figura 3.42 – Definição do intervalo para a variação das alturas dos nós estruturais 133
Figura 3.43 – Solução obtida pelo processo manual através da abordagem top-down. 133
Figura 3.44 – Solução através do método evolutivo. 134
Figura 3.45 – Definição formal da laje/piso para a cobertura do estacionamento. 135
Figura 3.46 – A estrutura, seus componentes, a dimensão da área de suporte de cargas e o seus crescimento conforme as três opção, gerando variações. 136
Figura 3.47 – Interface do software e as diferentes soluções obtidas. 137
Figura 3.48 – Interface do software e as diferentes soluções obtidas. 138
Figura 3.49 – Definição do volume do pavilhão (limites) e as diferentes possibilidades de configuração das superfícies refletoras obtidas através do algoritmo evolutivo. 139
Figura 3.50 – Soluções obtidas a partir do método evolutivo. 140
Figura 3.51 – Desenho dos refletores em função das fontes sonoras. 141
Figura 4.1 – Estrutura do método utilizado nos exercícios de projeto. 147
Figura 4.2 – Padrão na estruturação dos algoritmos evolutivos. 148

Figura 4.3 – Programação utilizando linhas de comando e componentes visuais. 149
Figura 4.4 - Interface do Grasshopper® e janela de configuração do Galapagos. 150
Figura 4.5 - Interface do Generative Components e do plugin Design Evolution. 150
Figura 4.6 - Componente utilizado para algoritmo genético. 151
Figura 4.7 – Ângulo de inclinação, largura e quantidade de brises são as características desse código e alimentam o "Genome". 152
Figura 4.8 – Código que verifica a relação de similaridade entre o valor obtido na simulação e o desejado, gerando um valor que irá alimentar o "Fitness". 153
Figura 4.9 – Janela de configuração da ferramenta Galapagos. 153
Figura 4.10 - Ótimo local. 154
Figura 4.11 - Gráficos para a visualização da execução do algoritmo. 155
Figura 4.12– Definição do lote e dos edifícios. 158
Figura 4.13 – Variação do recuo limite. 159
Figura 4.14 – Interação dos softwares. 159
Figura 4.15 – Código completo. 160
Figura 4.16 – Interação dos programas utilizados. 161
Figura 4.17 – Execução algoritmo evolutivo com avaliação do Autodesk Ecotect. 162
Figura 4.18 - Configuração inicial do volume do edifício. 165
Figura 4.19 – Estruturação do código conforme as definições. 166
Figura 4.20 – Comparação entre os melhores indivíduos obtidos a cada 10 gerações. 167
Figura 4.21 – Exploração formal nas 10 primeiras gerações do EX1 e EX2. 168
Figura 4.22 – Variações entre a décima e a última geração do EX1 e EX2, resultados semelhantes com pequenos ajustes. 168
Figura 4.23 – Comparação entre os resultados obtidos nos três experimentos. 170
Figura 4.24 - Definição do modelo adotado para o experimento 172
Figura 4.25 – Estruturação em três blocos de códigos. 173
Figura 4.26 – Testes para verificação do funcionamento do código 174
Figura 4.27 – O melhor resultado obtido no EX1. 175

Figura 4.28 – tela de visualização da execução do algoritmo evolutivo. 176
Figura 4.29 – Evolução das soluções. 177
Figura 4.30 – Solução que melhor satisfaz os critérios previamente definidos. 178
Figura 4. 31 – Verificação da solução sob o aspecto da insolação direta. 179
Figura 4.32 – Estruturação do código conforme as definições. 182
Figura 4.33 – Definição da malha da superfície, a estrutura triangulada e as diferentes aplicações. 183
Figura 4.34 – Pontos de atração definindo o comprimento dos espaçadores. 184
Figura 4.35 – As soluções selecionadas do EX5. 185
Figura 4.36 – Área de sombreamento produzida pela cobertura em metro quadrado. 186
Figura 4.37 – Somatório do comprimento dos vãos em metros. 186
Figura 4.38 – Valores do fitness. 187
Figura 4.39 – Solução com o maior valor de fitness da última geração. 188
Figura 4.40 – Zoneamento do lote para a definição das alturas dos módulos. 190
Figura 4.41 – Estruturação dos códigos em três blocos, conforme a metodologia definida inicialmente. 191
Figura 4.42 – Códigos das restrições e avaliações contidos no bloco Algoritmo Evolutivo. 191
Figura 4.43 – A evolução dos três primeiros indivíduos durante a execução dos algoritmos evolutivos em cada experimento e a cada dez gerações. 194
Figura 4.44 – A evolução do primeiro melhor fitness dos experimentos a cada dez gerações. 197
Figura 4.45 – A evolução do primeiro melhor f itness dos experimentos a cada dez gerações. 197
Figura 4.46 – Comparação utilizando as três estratégias adotadas. 198
Figura 4.47 – Volumetria e os dados obtidos nos experimentos com a simulação da insolação. 199
Figura 4.48 – Comparação entre os melhores resultados dos dois grupos de experimentos. 200
Figura 4.49 – Mudanças entre o EX6 e o EX9. 201
Figura 5.1 – Estrutura da metodologia em blocos 208
Figura 5.2 - Estrutura em sub-blocos oferecendo flexibilidade à estruturação dos conteúdos 209
Figura 5.3 – Instrumentalização com a ferramenta paramétrica organizado em sub-blocos 211

Figura 5. 4 - Número de participantes no workshop conforme o curso. 214
Figura 5.5 - Número de participantes conforme o nível. 214
Figura 5.6 – A apresentação do sub-bloco Algoritmos Evolutivos como conteúdo a parte..... 215
Figura 5.7 - Definição do código conforme as diferentes etapas. 216
Figura 5.8 – Algoritmos Evolutivos como referência para a sistematização do processo de projeto 217
Figura 5.9 - Definição do código conforme as diferentes etapas. 218
Figura 5.10 – Resultados obtidos com o workshop 219
Figura 5.11 - Exemplo de projetos parametrizados de três grupos do workshop 1, croquis dos procedimentos algorítmicos e o objeto final. 220
Figura 5.12 – Propostas projetuais dos alunos do workshop 1 e as possibilidades de implementação dos algoritmos evolutivos 222
Figura 5.13 - Distribuição das peças no tecido. 223
Figura 5.14 - Distribuição dos pontos em regiões específicas com a menor distância entre os grupos. 224
Figura 5.15 - Definição da forma da composteira conforme a relação entre fatores para a otimização da temperatura. 225
Figura 5.16 - Implementação completa pelos alunos matriculados..... 226

Lista de Quadros

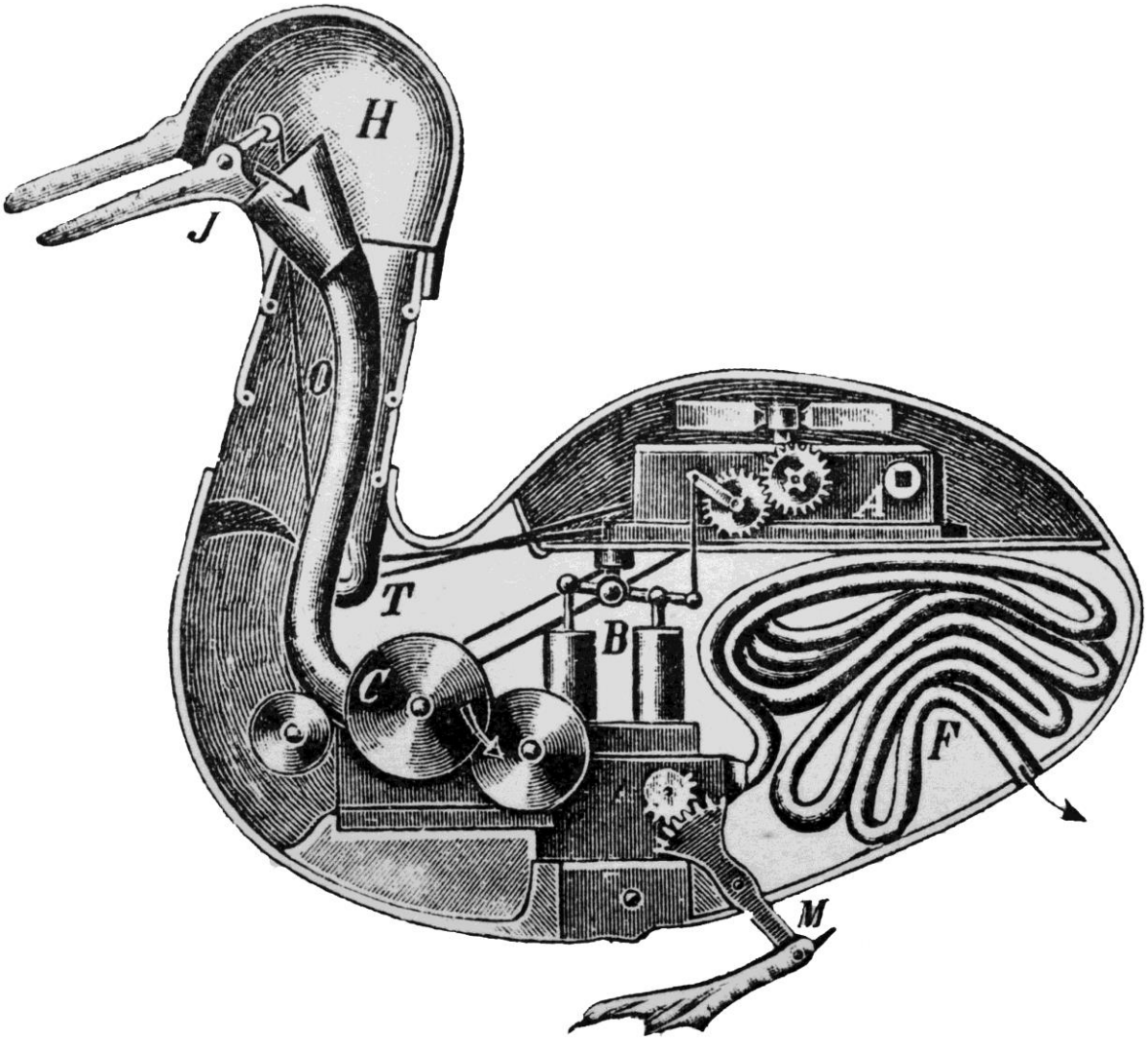
Quadro 3.1 – Etapas de um processo de projeto..... 79

Quadro 3.2 – Formação de indivíduos “filhos” genotipicamente iguais aos pais considerando apenas uma característica denominada A 95

Quadro 4. 1– Valores adotados para o *Inbreeding* e *Initial Boost*. 196

Quadro 5. 1 – Respostas simplificadas dos entrevistados. 230

1.0 Introdução



1.1 Introdução

Na década de 1960 foi promovida uma série de conferências com o intuito de discutir os métodos de projeto, inicialmente na Inglaterra e em seguida no Canadá e Estados Unidos. Foi um período em que a metodologia de projeto tornou-se objeto de grande interesse (BUCHANAN, 1992). Os processos projetuais até então não deixavam evidentes os procedimentos adotados na solução dos problemas, ocorrendo uma busca heurística por alternativas. Desta forma, via-se a necessidade de uma sistematização que permitisse compreender melhor os processos mentais adotados pelos arquitetos e a possibilidade de fazer análise em cada fase do processo de projeto, o que possibilitaria exercer um maior controle sobre todo o processo projetual e identificar as possíveis incongruências (JONES, 1992; ANDRADE *et al*, 2011) .

Essa questão metodológica torna-se evidente quando Jones (1992) compara os projetistas à caixa preta e à caixa de vidro. No primeiro caso considera o processo como um sistema fechado e complexo, de maneira que a sua estrutura interna é desconhecida e não analisada, sendo avaliados apenas os estímulos de entrada e a resposta de saída. No segundo caso, a caixa de vidro, o pensamento é apresentado de maneira transparente, ou seja, é externalizado e inteiramente explicado. Os objetivos, as variáveis e os critérios são fixados com antecedência, e a avaliação segue uma estrutura lógica, permitindo justificar todas as tomadas de decisões (JONES, 1992, p. 50).

No mesmo período de 1960, Horst Rittel formulou a abordagem dos problemas de difícil solução ou problemas perniciosos (*wicked problems*). São problemas que não possuem uma formulação definida, apresentam soluções melhores e piores, e permitem sempre mais do que uma possibilidade de explicação. Esse tipo de problema possui muitos agentes participativos no processo, apresentando ramificações no sistema devido à geração de valores conflitantes, sendo considerados diferentes critérios no seu processo de avaliação, como por exemplo, o processo de projeto.

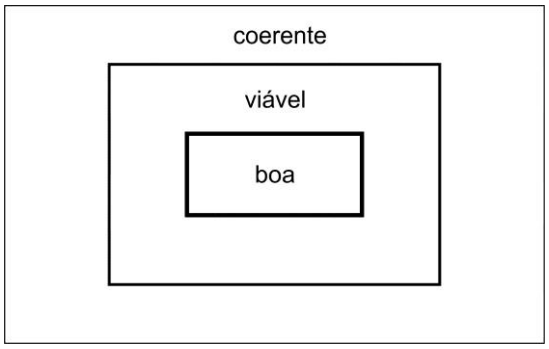
Isso fez com que ele propusesse uma abordagem alternativa aos métodos tradicionais, composta por duas fases, a definição do problema e a solução do problema (BUCHANAN, 1992). A primeira é uma sequência analítica em que o projetista determina todos os possíveis elementos do problema e especifica o que é requerido para uma solução projetual ideal. E a

segunda fase é uma sequência sintética em que os diferentes requerimentos para a solução do problema são combinados e balanceados entre si, criando estratégias para a obtenção da solução ideal.

Nessa linha de raciocínio é fundamental referenciar Mitchell (1975), que também discutiu o projeto de arquitetura como um processo de solução de problemas. A partir de um enfoque na própria definição do problema, a solução deste será um comportamento intencional orientado por metas, ou seja, um sistema operativo. Se o problema corresponde à obtenção de algum objeto existente, o procedimento torna-se simples, pois a solução é apenas a obtenção do objeto e a verificação do atendimento às necessidades desejadas. Caso contrário, na inexistência do objeto surgem questões de como as soluções potenciais poderiam ser produzidas.

Desta forma, Mitchell resgata na história os sistemas gerativos ou generativos, que são sistemas capazes de gerar uma variedade de soluções potenciais. Encontramos assim, uma metodologia projetual baseada em uma lógica que permite solucionar o problema em diferentes situações, gerando um complexo espaço de soluções, possuindo um subconjunto de soluções boas (Figura 1.1). O algoritmo evolutivo irá encontrar soluções nesse subconjunto.

Figura 1.1– Conjuntos concêntricos de propostas de projeto.



Fonte: Adaptado de Mitchell (2008, p. 92).

Isto acarretará no desenvolvimento de um método indireto de projeto denominado sistema generativo de projeto ou *Generative Design System*. Segundo Fischer e Herr (2001), no design generativo o projetista não interage diretamente com o produto, mas sim no sistema generativo. Segundo eles, um sistema generativo possibilita gerar famílias ou gerações inteiras de um projeto a partir da permutação exaustiva de seus elementos. Isso contribui para o processo criativo, pois é

gerado um grande número de alternativas para a solução de um problema, o que maximiza a possibilidade de obtenção de bons projetos.

A aplicação dos sistemas generativos envolve conhecimentos sobre sistemas emergentes, auto-organização (autômato celular, modelagem de enxame), gramáticas generativas (*L-systems*, gramática da forma), geração algorítmica e de crescimento (fractais, projeto paramétrico e mapeamento de dados) e algoritmo de reprodução (algoritmo genético, processo seletivo). Segundo Fischer e Herr (2001), na maioria das escolas de arquitetura, esses conhecimentos não são oferecidos como atividades curriculares, embora devessem estar presentes nos primeiros estágios de formação do arquiteto. No Brasil essa realidade não é muito diferente, uma vez que esses conteúdos são explorados apenas em alguns cursos de pós-graduação em arquitetura e urbanismo.

Os primeiros estudos sobre os sistemas generativos de projeto no século XX surgiram nos anos de 1950 e 1960, paralelamente ao desenvolvimento da ciência da computação, inteligência artificial e a pesquisa operacional, e foram desenvolvidos como estratégia para a solução de problemas. Algumas dessas estratégias implementadas em computador são os algoritmos evolutivos que correspondem a um conjunto de métodos de busca, otimização, aprendizagem e modelagem de dados inspirados na evolução biológica segundo a teoria da evolução de Darwin (BENTLEY, 1999).

Os algoritmos evolutivos são utilizados para resolver problemas de grande complexidade compostos por múltiplos agentes que interagem entre si, e que precisam ser negociados simultaneamente e satisfatoriamente, obtendo as soluções mais bem adaptadas. Dessa forma, esses algoritmos podem ser adotados como um possível método para o desenvolvimento de projetos que apresentam diversos critérios a serem atendidos simultaneamente, os quais, muitas vezes, são conflitantes. Os algoritmos evolutivos possuem uma estrutura básica constituída por populações de indivíduos (representando as possíveis soluções de um problema), operadores de diversidade (responsáveis pelo processo de diversificação dos indivíduos ao gerar as populações) e a função de aptidão dos indivíduos (verificando o grau de satisfação das soluções obtidas com relação ao objetivo-problema), correspondendo a uma metáfora da evolução natural dos seres vivos.

A população inicial do algoritmo evolutivo consiste de indivíduos gerados aleatoriamente e que passarão por uma avaliação e seleção dos mais aptos. Esses indivíduos serão cruzados para a combinação de suas características e consequente aumento da diversidade. Desta forma, serão obtidos novos indivíduos que passarão por uma seleção conforme o grau de satisfação das características que atendam ao objetivo-problema (*Fitness Function*). A execução de um determinado número de iterações ocorrerá até a obtenção de indivíduos com características desejáveis ou por um determinado período de tempo. A utilização desses algoritmos ocorre em situações onde a busca por soluções encontra-se em um espaço de soluções muito grande, ou seja, os problemas de difícil solução ou perniciosos (*wicked problems*) citados anteriormente.

Diante desse cenário, os arquitetos encontraram uma possibilidade de aplicação dessas teorias, vindas do campo da inteligência artificial, para resolver problemas de difícil solução em arquitetura. Ao adotar um método projetual orientado por metas, ou seja, um sistema operativo, este processo assume uma estruturação algorítmica possível de integrá-lo com os métodos de algoritmos evolutivos e que poderiam ser implementados computacionalmente.

O desenvolvimento computacional e a implementação daqueles métodos evolutivos potencializaram a utilização do computador no processo projetual, contribuindo com a execução dos algoritmos e tomadas de decisões durante o processo, fazendo dessa ferramenta não apenas uma extensão da mente humana, mas um parceiro no processo de projeto com aptidões específicas (TERZIDIS, 2006). Desde o início, essas técnicas objetivavam a contribuição na fase de concepção projetual, momento em que as diferentes possibilidades surgem para a solução de um problema e que através da utilização dos algoritmos evolutivos era possível identificar as que melhor atendiam às necessidades. Além disso, seria possível gerar uma maior diversidade, talvez não imaginada pelo projetista, excluindo a possibilidade de uma solução tendenciosa de um problema. Assim, a busca pelas soluções ideais não seguem às cegas, uma vez que essas técnicas são capazes de gerar, comparar e avaliar as diversas possibilidades.

1.2 Problemática

A aplicação dos algoritmos evolutivos em problemas ligados a projetos de arquitetura teve a sua origem nos anos de 1960, mas permaneceu por muito tempo restrita aos círculos acadêmicos. A implementação dos algoritmos evolutivos exige um conhecimento específico da

área de ciência da computação, o que manteve suas publicações restritas ao meio científico. Além disso, o uso desse método exigia o conhecimento da teoria evolucionista, das terminologias e dos conceitos que envolvem o processo evolutivo, além de associá-los ao processo de projeto. Quanto à implementação computacional, a necessidade de conhecer linguagens de programação pode ter sido a maior barreira para a divulgação do método, pois não existiam *interfaces* amigáveis que tornavam o procedimento simples, mesmo diante da evolução tecnológica do período.

Contudo, nos últimos anos têm surgido ferramentas digitais que possibilitam a utilização do algoritmo evolutivo de maneira simplificada sem perder a eficiência do método. Essas ferramentas utilizam *interfaces* amigáveis e programação visual, o que torna o procedimento muito mais simples. Isso favorece a retomada desta técnica como uma possível ferramenta projetual, oferecendo recursos capazes de garantir maior otimização e desempenho no processo de projeto. Se por um lado as ferramentas digitais facilitam a retomada do método evolutivo, tornando-o acessível e de fácil utilização, por outro, os arquitetos continuam sem o conhecimento da base teórica necessária para aplicá-lo. Isso pode resultar no uso da ferramenta de forma aleatória, estruturando o sitema de maneira inadequada e gerando resultados insatisfatórios. Em outras palavras, sem o conhecimento da teoria que está por trás dos algoritmos evolutivos, os usuários desses sistemas acabam por utilizá-los como se fossem caixas pretas, sem aproveitar seu verdadeiro potencial.

1.3 Justificativa

O projeto de arquitetura envolve um grande número de variáveis que devem ser consideradas no desenvolvimento projetual, situação apropriada para a implementação dos algoritmos evolutivos, uma vez que foram desenvolvidos para solucionar problemas com multiobjetivos. As variáveis que envolvem um projeto de arquitetura e urbanismo vão desde questões técnicas às questões subjetivas, envolvendo índices de mínimo e máximo para insolação, ventilação, áreas dos cômodos e suas relações de adjacência, circulação, relação com o exterior, etc., oferecendo acessibilidade ou criando visuais.

O que se deve destacar é que cada variável não é resolvida isoladamente, contribuindo para a complexidade do processo. Dificilmente a melhor solução para uma variável também satisfaz a outra, a exemplo da iluminação e ventilação, pois ao criar grandes aberturas que

favoreçam a ventilação é possível proporcionar um excesso de luminosidade que provocará desconforto visual e até mesmo térmico.

Assim, o processo de projeto é frequentemente um tipo de problema pernicioso ou de difícil solução, de maneira que a melhor solução projetual não corresponde à solução plena de uma única meta, mas sim à satisfação simultânea das diversas metas envolvidas. Isso faz com que o espaço de soluções seja muito grande, por isso a utilização dos algoritmos evolutivos como um método de projeto torna-se interessante, uma vez que eles são capazes de oferecer recursos para a maior otimização e desempenho no processo de projeto, além da possibilidade da geração de soluções não imaginadas pelo projetista.

Além do mais, os algoritmos evolutivos associados aos recursos computacionais disponíveis atualmente potencializam essa utilização. Segundo DeLanda (2002), essa fusão e exploração de diferentes áreas do conhecimento pelos arquitetos eram de se esperar, fazendo com que os mesmos fugissem da postura de meros exploradores informáticos, para exploradores de outros conhecimentos capazes de instrumentalizá-los. A metodologia embasada na computação evolutiva, que utiliza o algoritmo evolutivo como meio de geração de alternativas, potencializa as principais características da ferramenta computacional.

1.4 Questão Inicial

Uma questão fundamental sobre os algoritmos evolutivos como método de projeto serviu de fio condutor para o desenvolvimento desta pesquisa, expressando o que se busca conhecer, elucidar e compreender melhor sobre o tema (QUIVY; CAMPENHOUDT, 1995 *apud* GERHARDT; SILVEIRA, 2009, p. 48).

1. Quais os conhecimentos e as habilidades necessárias para que se tenha uma implementação eficiente do método evolutivo no desenvolvimento de projetos de arquitetura?

1.5 Hipótese

A aplicação de algoritmos evolutivos na arquitetura já possui uma longa história, porém, em geral, restrita ao meio acadêmico e às práticas profissinonais que possuem recursos para

envolver especialistas em computação. No mundo atual já são oferecidas ferramentas de implementação bastante práticas e fáceis de utilizar, mas a maioria dos arquitetos ainda não possui o conhecimento necessário para sua utilização. A partir dessa constatação, é possível formular a hipótese de que o oferecimento de um material de suporte e de uma lista de exemplos de aplicação pode contribuir para a difusão do uso, de maneira eficiente, dessas ferramentas, fazendo com que os algoritmos evolutivos finalmente sejam utilizados para os arquitetos em geral.

1.6 Objetivos

O objetivo geral desta tese é tornar acessível aos projetistas a utilização dos algoritmos evolutivos como um método de projeto, identificando o conteúdo teórico de base e apresentando a descrição sistemática de sua implementação. Para isso, foram definidos quatro objetivos específicos. Esses objetivos puderam estruturar e conduzir a pesquisa, contribuindo para a exploração do tema e a consolidação da tese, sendo eles:

1. Levantar e identificar o conteúdo teórico das áreas de ciência da computação e ciências biológicas, fundamentais para o entendimento dos algoritmos evolutivos, sendo abordadas as terminologias, os conceitos e os recursos específicos utilizados na implementação de algoritmos evolutivos;
2. Sistematizar o conteúdo teórico de maneira clara e objetiva para que o projetista possa compreendê-lo, contribuindo para a construção de uma base teórica que, atualmente, não faz parte das habilidades e competências adquiridas e desenvolvidas nos cursos de graduação em Arquitetura e Urbanismo;
3. Identificar as ferramentas digitais disponíveis para implementação de algoritmos evolutivos dentro de um sistema gráfico e selecionar uma delas para a implementação do método, utilizando critérios ergonômicos, cognitivos, de usabilidade, eficácia e a satisfação no manuseio da ferramenta;
4. Identificar situações em que os projetistas possam utilizar os algoritmos evolutivos, fazendo demonstrações de sua implementação por meio da ferramenta digital selecionada, compondo um grupo de casos de aplicação com descrição da sistemática de implementação.

1.7 Metodologia

A partir das questões iniciais tornou-se evidente o interesse em adotar, apresentando o enfoque no aprofundamento, na compreensão e na aceitação do método evolutivo inserido no processo de projeto. Assim, dentro de uma abordagem qualitativa, esta pesquisa procurou compreender o método evolutivo no processo de projeto, incluindo questões como o seu processo de implementação e os motivos que levam alguns arquitetos a utilizá-lo.

A natureza da pesquisa é de caráter exploratório, permitindo compreender os agentes e mecanismos envolvidos no método evolutivo de projeto, contribuindo para a geração de um conhecimento relacionado à sua fundamentação teórica (GERHARDT; SILVEIRA, 2009) e a implementação prática para a solução de problemas do mundo real (LUKKA, 2003). Os procedimentos adotados para essa exploração foram a pesquisa bibliográfica, a instrumentalização através de uma ferramenta digital, a realização de experimentos (ou exercícios práticos), a realização de workshops e entrevistas.

A pesquisa bibliográfica foi estruturada a partir das três áreas que constituem o tema, ou seja, a biológica, a ciência da computação e a arquitetura, sendo abordados os principais conceitos que contribuem para a formação do mecanismo evolutivo e o seu contexto histórico. Dessa forma, o panorama histórico permitiu compreender a mentalidade da sociedade, as suas transformações e os principais fatos que contribuíram para o surgimento de novos paradigmas em cada área. A partir dessa contextualização, foram destacados e aprofundados os principais conceitos e mecanismos utilizados para estruturar o método de projeto com ênfase nos sistemas generativos evolutivos. Além disso, foi construído um breve panorama sobre a produção científica na área dos algoritmos evolutivos no campo do design e arquitetura, sendo destacadas as principais publicações, centros de pesquisas e eventos, o que possibilitou identificar as diferentes abordagens do método evolutivo no processo de projeto e a disseminação do tema. Para complementar este panorama, alguns exemplos foram desenvolvidos com o objetivo de ilustrar a produção realizada no âmbito acadêmico e no exercício da atividade profissional, destacando a implementação do método nos projetos de arquitetura sob diferentes abordagens.

O processo de instrumentalização foi constituído pela etapa de identificação das ferramentas para a implementação do método evolutivo e o reconhecimento das suas

funcionalidades e configurações. Nesta fase foi possível associar o conteúdo teórico aos recursos oferecidos pela ferramenta digital, identificando nos comandos e configurações a possibilidade de gerenciamento do mecanismo evolutivo, permitindo iniciar os estudos de implementação.

Os experimentos foram realizados com o objetivo de criar uma vivência na implementação do método evolutivo como método de projeto, fazendo do desenvolvimento dos estudos de projeto um processo de pesquisa (GROAT; WANG, 2002, p. 111). Isso auxiliou na compreensão e estruturação do sistema, permitindo a descrição de todas as etapas que envolvem a implementação prática do método. Assim, o processo foi decomposto para evidenciar os seus componentes, a sua estruturação e as possíveis configurações do sistema, gerando diferentes experimentos e resultados.

A avaliação qualitativa da aceitação dos algoritmos evolutivos como método de projeto foi testada por meio de workshops, permitindo verificar a compreensão do conteúdo teórico sobre o método evolutivo, a identificação da sua implementação em situações de projeto de arquitetura e o interesse pela sua utilização como método de projeto. Embora não tenham sido utilizados instrumentos formais e estruturados para a coleta de dados, foi realizada uma observação sistemática do processo, procurando obter o conhecimento através de uma experiência casual (LAKATOS, 2003), captando o contexto na sua totalidade através dos resultados obtidos com os exercícios e os projetos gerados pelos alunos. A escolha do público-alvo considerou a formação acadêmcia dos participantes, que não deveriam apresentar qualquer conhecimento prévio sobre sistemas generativos e o método evolutivo. Dessa forma, os alunos de graduação e pós-graduação de algumas universidades brasileiras foram escolhidos como público-alvo, e assim foi possível compreender o contexto relacionado à sua formação acadêmica, contribuindo para a melhor interpretação dos resultados.

Finalmente, foram realizadas entrevistas com pesquisadores brasileiros graduandos e pós-graduandos, que utilizaram o método evolutivo no processo de projeto em uma situação de experimentação, ou seja, durante as pesquisas de doutorado, mestrado ou iniciação científica. Neste caso, os entrevistados possuem diferentes níveis de conhecimento sobre os conceitos básicos que envolvem o método evolutivo, conforme o direcionamento de sua pesquisa e o foco do projeto. O tipo de entrevista adotado foi a padronizada, seguindo um roteiro previamente estabelecido para a posterior comparação das repostas, com o objetivo de averiguação e

determinação de opiniões sobre o método evolutivo de projeto (LAKATOS, 2003). Isso permitiu compreender a reação e o grau de envolvimento dos profissionais com a abordagem evolutiva.

1.8 Estrutura da tese

A tese foi estruturada em seis seções, permitindo explorar em cada uma delas conteúdos específicos e necessários para o entendimento do tema como um todo, desde o seu contexto histórico até a efetiva implementação dos algoritmos evolutivos. Isso permitiu organizar o texto da pesquisa em: (1) contextualização da pesquisa através da introdução, (2) a evolução natural e artificial, (3) a evolução como método de projeto, (4) implementações e experimentos, (5) avaliação qualitativa da aceitação dos algoritmos evolutivos por arquitetos brasileiros e (6) conclusão.

A introdução apresenta o contexto histórico geral em que os métodos evolutivos se desenvolveram, permitindo compreender as transformações e os principais eventos que de alguma forma contribuíram para o surgimento de novos paradigmas, a justificativa do tema da tese, do panorama específico da produção do conhecimento e das discussões nessa área.

O capítulo 2 descreve a evolução natural e artificial, apresentando a fundamentação teórica da Teoria Evolucionista proposta por Darwin, essencial para o entendimento do vocabulário e definições que compõem o processo evolutivo intrínseco na Natureza, e também apresenta os Algoritmos Evolutivos inseridos no contexto da computação evolutiva, suas aplicações, componentes, principais métodos e diferentes aspectos.

O capítulo 3 descreve a abordagem evolutiva como método de projeto, apresentando o contexto sobre a metodologia projetual em que os algoritmos evolutivos foram incorporados, o seu desenvolvimento e os mecanismos que contribuíram para a viabilização da sua incorporação no processo de projeto. Neste capítulo também é apresentado um panorama sobre a produção e alguns exemplos de implementação do método evolutivo.

O capítulo 4 apresenta os casos em que os arquitetos poderiam utilizar o método evolutivo através de diferentes implementações e experimentos. Os casos foram organizados em ordem progressiva de complexidade, evidenciando o processo gradativo de domínio sobre o método evolutivo e as possibilidades de sua exploração, verificando uma demanda de habilidades

específicas que o arquiteto deverá possuir, como a habilidade em utilizar um método probabilístico e de realizar análises estatísticas.

O capítulo 5 corresponde à avaliação qualitativa da aceitação dos algoritmos evolutivos como método de projeto pelos arquitetos, sendo apresentados os workshops e as entrevistas. A apresentação dos workshops inclui desde o processo de elaboração da metodologia de ensino-aprendizagem, até as considerações gerais sobre os resultados finais de cada curso. O conteúdo das entrevistas foi organizado de maneira a apresentar de forma sucinta a impressão que cada entrevistado teve ao utilizar o método evolutivo, permitindo uma avaliação geral das opiniões emitidas.

A última seção corresponde à conclusão obtida a partir de todo o processo de pesquisa, estabelecendo uma relação entre o conteúdo teórico e as experiências obtidas na prática individual (os casos e os experimentos) e na prática coletiva (a realização dos workshops). Além disso, são apontadas hipóteses que surgiram em decorrência das observações e questionamentos gerados durante o processo, permitindo o desdobramento desta pesquisa em outros trabalhos futuros, que não foram aqui aprofundados.

2.0 A evolução natural e artificial

2.1 Teoria evolucionista

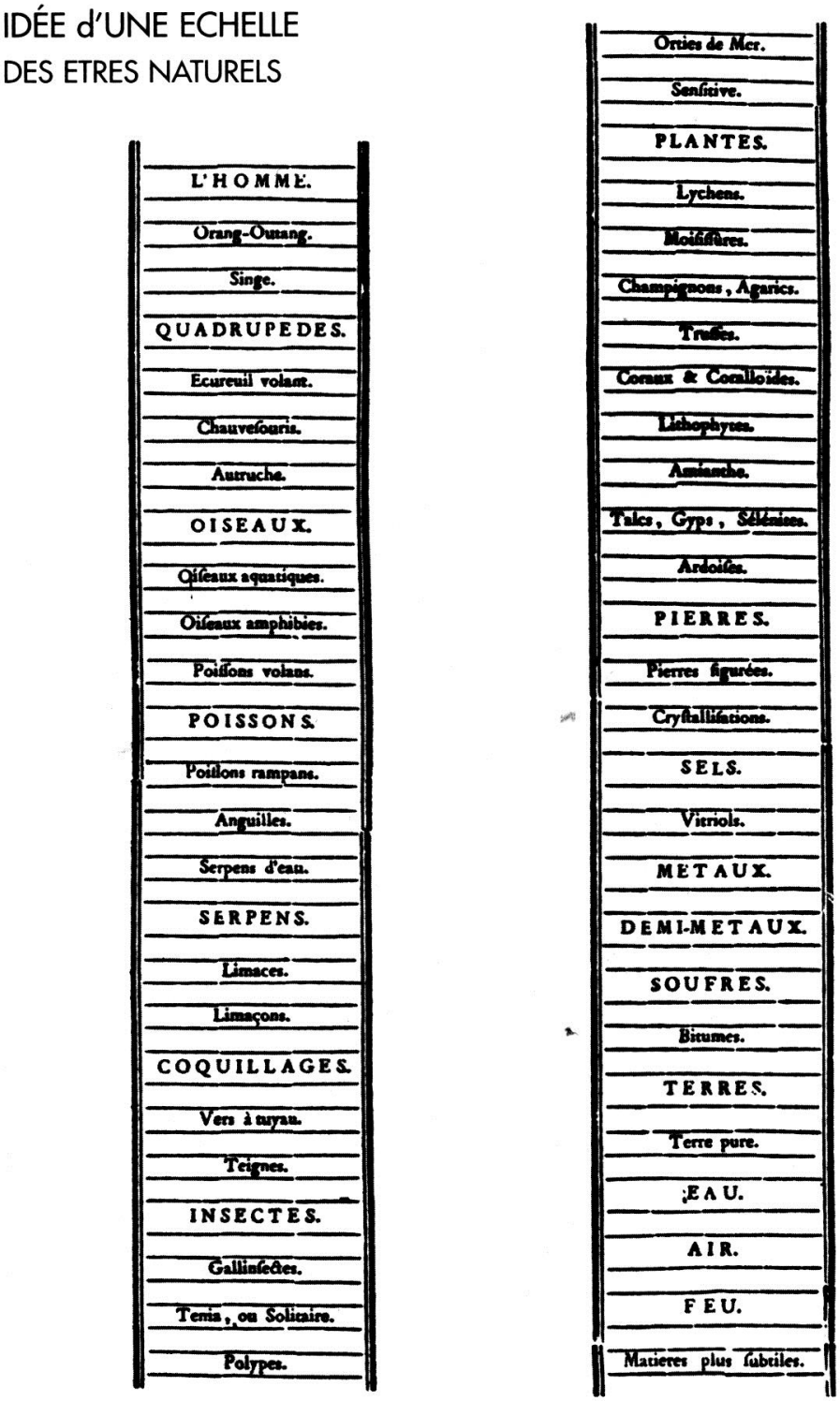
A Teoria Evolucioniasta foi fundamentada considerando os principais eventos que contribuíram para a formação da ideia de evolução, como a noção de hereditariedade proposta por Lamarck, a ideia de seleção natural definida por Darwin, a observação de Mendel de que as características físicas seriam representadas por partículas e não por um meio fluido, e a origem da genética. Cada um desses eventos contribui de forma significativa para a Teoria Evolucionista, cirando novos paradigmas dentro de um contexto histórico com forte influência religiosa.

2.1.1 Contexto

A partir do século XVII com a Revolução Científica, a humanidade adota uma visão mais humanista e assume um posicionamento crítico diante da sua realidade. O desenvolvimento de um saber racional conduziu o ser humano a observar e a descrever os fenômenos naturais a partir de um pensar matemático e abstrato, contrapondo-se ao que até então era interpretado sob o aspecto da religião como designo divino e sobrenatural. A natureza foi transformada em um laboratório e os seus fenômenos passaram a ser observados, estudados, analisados e representados a partir de bases fundamentadas na filosofia natural, que pretendia explicar o sistema do mundo em sua totalidade (HENRY, 1998).

O olhar científico para os fenômenos naturais também fez questionar a origem do ser humano, embora o teocentrismo vivido na época colocasse Deus como o criador de todos os organismos e de todas as coisas que constituem o mundo, inclusive as suas funções e lugares na natureza. Essa crença de que as coisas foram definidas e estabelecidas por um poder divino e sobrenatural embasaram dois conceitos fundamentais, o de constância e da permanência. As entidades pertencentes ao mundo estavam organizadas, até então, em categorias que compunham uma escala constante e imutável denominada scala naturae. A ideia predominante era de um mundo sem transformações, constituído por entidades que possuíam como forma e estrutura características constantes e permanentes desde a sua origem com a criação divina. A organização dessa escala segue uma ordem ascendente conforme a complexidade dos elementos que a compõe, começando pelos seres inanimados como rochas e minerais, e finalizando com o homem no seu topo, como pode ser visto na versão de Charles Bonnet (1745) na Figura 2.1.

Figura 2.1 - Escala ascendente que categoriza as entidades do mundo.



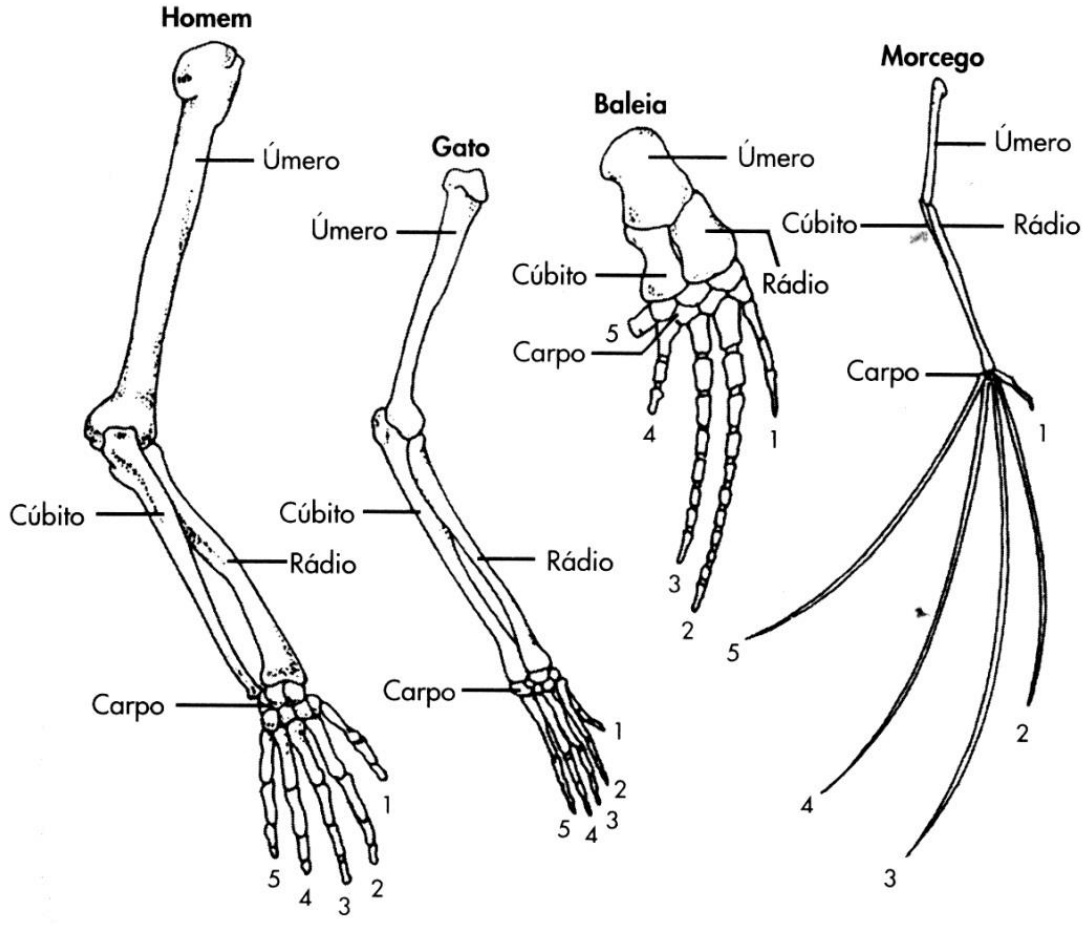
Fonte: MAYR (2009, p. 26).

Diante da Revolução Científica, as interpretações para os fenômenos naturais conflitaram com os dogmas religiosos que predominavam na época, demonstrando que a Bíblia não poderia mais ser interpretada literalmente. A revelação pelos geólogos nos séculos XVII e XVIII de que a Terra era muito mais antiga do que os seis mil anos imaginados pelos religiosos dava indício desse conflito, assim como a descoberta de fosseis de animais extintos, que gerou a discussão sobre a constância e permanência resultantes da criação divina, uma vez que era possível pressupor que o mundo havia passado por transformações. Embora as evidências fossem cada vez maiores, a postura criacionista (crença de que o mundo foi criado por Deus) ainda perdurou adotada por muitos cientistas naturais e filósofos até o ano de 1859, ano da publicação do livro "A Origem das Espécies", escrito por Charles Darwin.

A dificuldade em aceitar a ideia de evolução estava relacionada com a necessidade de admitir que o mundo estivesse em constante mudança. Essas mudanças não se referem às alterações cíclicas regulares como dia e noite, a variação das marés causadas pelo ciclo lunar, mas sim, mudanças que não possuem uma regularidade e, portanto, não são cíclicas como a movimentação de placas tectônicas, as alterações climáticas sazonais devido às épocas glaciais, períodos de prosperidade na economia de uma nação, entre outros (MAYR, 2009). Assim, os conceitos de constância e regularidade definidos pela ótica cristã são aos poucos substituídos pela ideia de transformação que sugere a ocorrência de mudanças gradativas ao longo de um tempo.

Assim, o termo evolução utilizado por Bonnet para se referir às mudanças que ocorrem em um óvulo fecundado até o indivíduo adulto, teve sua aplicação ampliada para o desenvolvimento da vida. A evolução passa a ser entendida como um movimento direcional com transformações rumo a uma complexidade e perfeição dos organismos, e os estudos de morfologia dos gregos, como os de Aristóteles, foram resgatados como base nas discussões evolucionistas. A "unidade de plano" é um desses estudos, que considera a existência de uma estrutura básica entre grupos de animais que possuíam uma organização estrutural parecida, como pode ser visto na Figura 2.2. Outro estudo foi a verificação de correlações na natureza, Aristóteles observou que se determinado animal tivesse uma parte do seu corpo aumentada, isso seria compensado pela diminuição de outra parte, definindo que "a natureza invariavelmente dá para uma parte o que subtrai de outra" (SOUZA, 2009, p. 95).

Figura 2.2 – Similaridade entre a organização dos ossos entre as diferentes espécies.



Fonte: MAYR (2009, p.48).

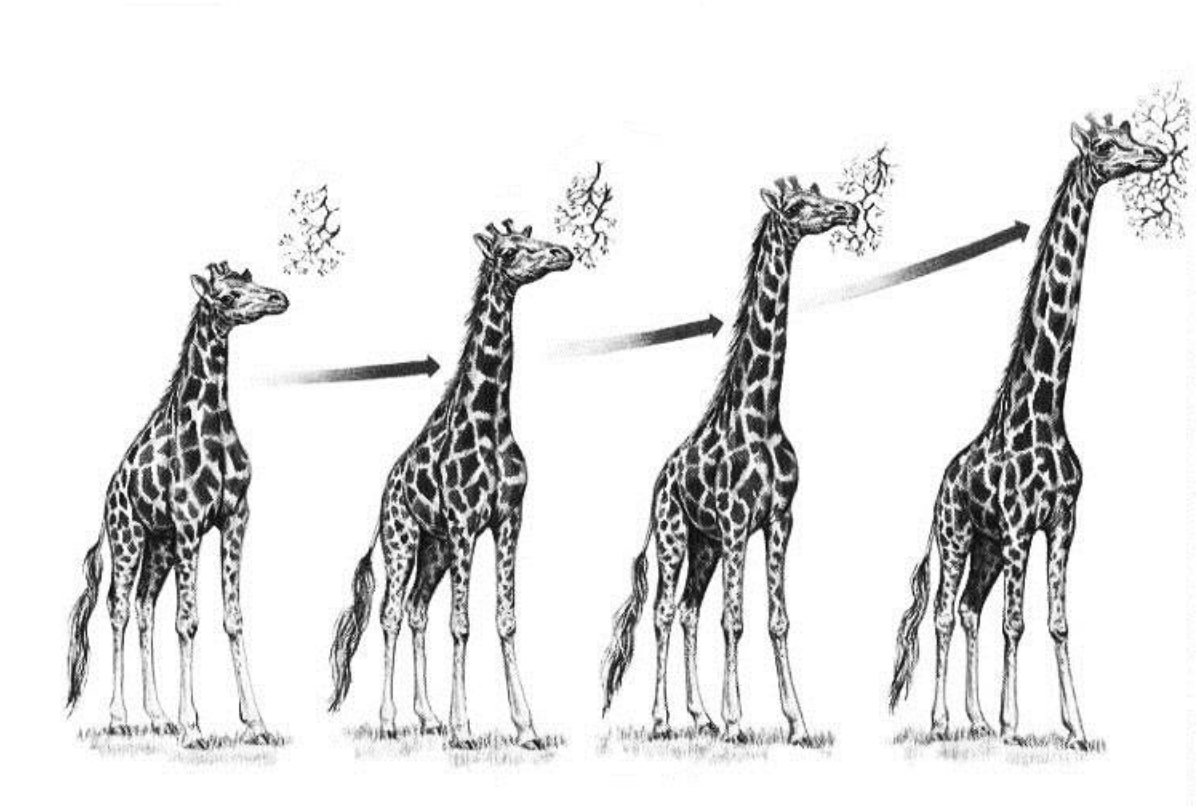
O pensamento evolucionista começou a se disseminar na segunda metade do século XVIII até o século XIX, ainda como um ponto de vista minoritário. Somente a partir do ano de 1859, quando o cientista naturalista Charles Darwin publicou a sua teoria no livro "A origem das espécies", que o tema passou a ter notoriedade com argumentações muito bem fundamentadas e que se mantêm até hoje. A atual teoria da evolução é o resultado de constantes discussões que ocorreram entre os cientistas com as suas diversas opiniões sobre a origem das espécies. Era possível encontrar os que ainda acreditavam na *scala naturae* e utilizavam a "Teoria das Ideias" de Platão como embasamento, devido à grande semelhança entre as estruturas de algumas entidades de diferentes categorias invocando a hipótese de degeneração, ou derivação de uma forma original decorrente das condições desfavoráveis de certas regiões (MARIN, 2012, p. 14). Existiam os que acreditavam na "unidade de plano", como o Aristóteles, definindo a existência

de algumas formas comuns entre todos os animais (SOUZA, 2009, p. 95), mas sem considerar a ideia de descendência comum; ou ainda na teoria proposta por Jean-Baptiste Lamarck em 1809, de que todas as espécies foram criadas em sua forma simples e que a Natureza acabou definindo a sua organização e as transformou em organismos mais complexos, sendo o primeiro a incluir o ser humano nessa escala evolutiva. A teoria apresentada em 1859 por Charles Darwin através da publicação do seu livro "A origem das espécies" revolucionou todas as outras, adotando a hipótese de descendência comum e de transformações ao longo do tempo diante do processo de seleção natural. A aceitação do conceito de transformação associado ao tempo contribuiu para o rompimento da visão estática e imutável das espécies e do mundo, mesmo que em algumas definições esses conceitos ocorreram de maneira menos expressiva.

2.1.2 A lei do "uso e desuso"

Em 1809, Jean-Baptiste Lamarck (1744-1829) apresenta uma teoria completa sobre a sua proposta para o evolucionismo, o "*Philosophie Zoologique*", que possui como base os princípios da geração espontânea e da transformação dos animais. O primeiro faz referência à origem da vida a partir da geração espontânea de corpos orgânicos mais simples evoluindo para organismos mais complexos, assumindo um modelo de progressão linear de espécies para cada linhagem, incluindo o ser humano nesse processo evolutivo. Quanto à teoria da transformação dos animais, Lamarck defendia a ideia de que as espécies variassem em seu caráter específico e não admitia a constância absoluta na natureza, de maneira que as variações entre as espécies estariam relacionadas às diferentes exposições às condições naturais. Assim, as transformações no relevo, na vegetação e no clima da superfície terrestre criariam outras condições ambientais para os seres vivos, proporcionando uma alteração nos seus hábitos e gerando novos comportamentos e necessidades capazes de provocarem transformações na utilização e desenvolvimento de partes do seu corpo ou órgãos (MARTINS, 1993, p. 258). O alongamento do pescoço das girafas é um exemplo típico adotado para ilustrar a teoria de Lamarck. Originalmente elas possuíam um pescoço mais curto dos que as atuais, mas diante dos esforços repetitivos esticando seus pescoços, na tentativa de se alimentarem das folhas nas copas das árvores, teria havido um estiramento devido ao uso constante, transformando-se em uma característica adquirida que seria transmitida aos seus descendentes. A evolução das girafas estaria exatamente na repetição desse processo até chegar à atual espécie com pescoços longos (Figura 2.3).

Figura 2.3 – Exemplo do alongamento do pescoço das girafas segundo Lamarck.



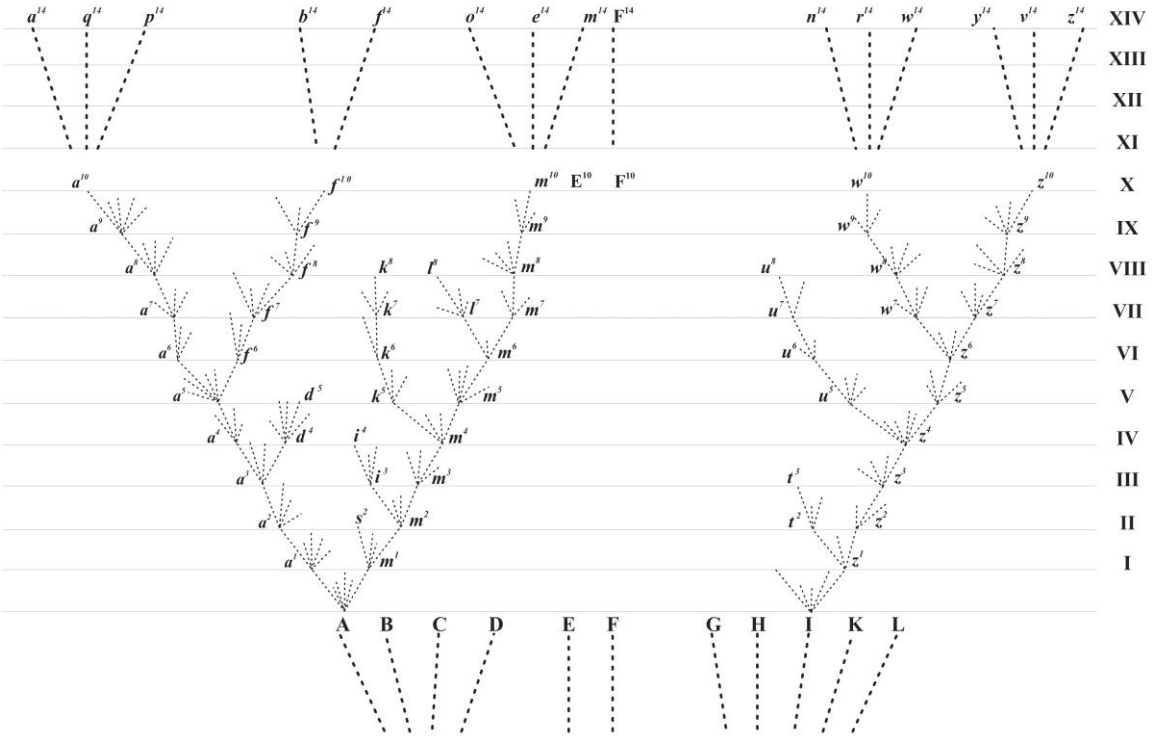
Fonte: Adaptada de Savage (1969 apud PUN, 1982, p.39).

A partir dessa hipótese, Lamarck definiu as quatro leis de transformação das espécies. A primeira está relacionada ao aumento da complexidade dos seres vivos, a segunda corresponde ao desenvolvimento de um novo órgão devido ao surgimento de uma nova necessidade – levando-o à adaptação ao meio, a terceira está relacionada ao "uso e desuso" de determinados órgãos, o que poderia conduzir ao seu desenvolvimento ou torná-lo atrofiado ou vestigial, e a quarta lei é a herança dos caracteres adquiridos, que irão proporcionar a transformação, sendo transmitidas aos descendentes as características adquiridas pelos seus progenitores (STRATHERN, 2001, p. 13). Esse modelo proposto por Lamarck foi considerado a primeira teoria completa sobre a evolução e gerou grande polêmica na época devido à construção da ideia de evolução, e não pelas discussões sobre a herança dos caracteres adquiridos, que anos depois seria contestada devido à teoria da herança genética proposta pelo monge Gregor Mendel em 1866, através do seu experimento com ervilhas.

2.1.3 A seleção natural

A viagem em 1831 do naturalista Charles Darwin (1809-1882) às ilhas Galápagos, com o objetivo de auxiliar o naturalista do navio inglês HMS Beagle a cartografar as costas da América do Sul, rendeu-lhe uma grande oportunidade para desenvolver os seus estudos sobre a história da fauna e da flora local, que se tornaria a base para suas ideias sobre evolução. As observações de Darwin o fizeram questionar o porquê da diferença entre a fauna das ilhas e a do continente próximo, assim como o porquê de cada ilha possuir as suas próprias espécies, sendo que elas apresentavam semelhanças quando comparadas às outras de regiões mais distantes e, portanto, a se indagar sobre as origens das espécies (MAYR, 2009). A partir da formulação dessas questões e de suas observações, Darwin deu início à estruturação da teoria da evolução fundamentando-a nos conceitos de descendência comum e seleção natural. A ideia de descendência comum já estava presente desde a teoria de Lamarck, mas na teoria darwiniana as diferentes espécies seriam resultado de um fenômeno denominado especiação. Esse fenômeno ocorre principalmente por questões geográficas, de maneira que uma mesma espécie separada territorialmente por uma barreira física começa a divergir geneticamente até o ponto em que a barreira não se torna apenas física, mas também passando a existir a incompatibilidade sexual (SOUZA, 2009, p. 64). Outra possibilidade de especiação é a adoção de diferentes nichos ecológicos por indivíduos da mesma espécie através da dispersão, adotando regiões vizinhas ou periféricas à área do grupo e que a partir de um isolamento reprodutivo dariam origem a espécies distintas após muitas gerações. Assim, para Darwin, além da linhagem evolutiva em um movimento vertical denominado anagênese, a especiação é responsável pelas subdivisões no tronco da árvore filogênica (Figura 2.4), gerando novos ramos (clado) e proporcionando uma biodiversidade.

Figura 2.4 – Proposta de ramificação por Darwin a partir das especiações



Fonte: adaptado de WYHE (2002).

Darwin observou no arquipélago de Galápagos que uma mesma espécie de pássaros possuía diferentes formatos de bicos (Figura 2.5) e que cada uma delas pertencia a uma ilha distinta. Ao comparar com um estudo sobre as iguanas realizado nas mesmas ilhas pelo seu colaborador Thomas Bell, Darwin encontrou a mesma situação de variações e passou a questionar se essas variações eram de uma mesma espécie ou não. A partir dessa reflexão foi possível perceber que as espécies eram realmente mutáveis, ocorrendo apenas uma pequena variação em algumas características. Dessa forma, a hipótese para o processo de seleção natural começou a ser construída a partir da observação de cinco itens, o primeiro é a tendência natural ao crescimento exponencial da população - exceto quando existe alguma limitação externa, o segundo é a estabilidade quanto ao tamanho das populações biológicas – flutuando raras vezes ao longo do tempo, o terceiro está relacionado aos recursos disponíveis para as populações que em geral são limitados, o quarto item é a inexistência de dois indivíduos idênticos em uma população, e o quinto corresponde à herança das diferenças entre os indivíduos de uma mesma população (SOUZA, 2009, p. 69).

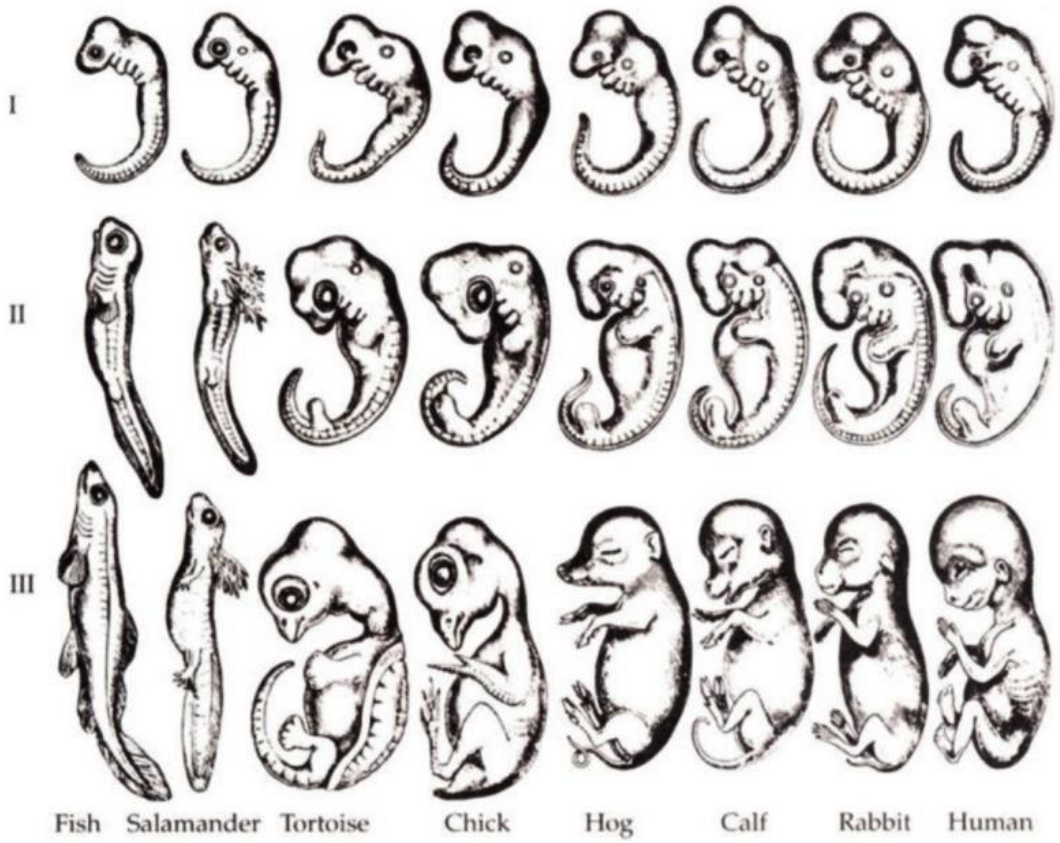
Assim, é possível verificar que os três primeiros itens observados estão relacionados com a disputa entre os indivíduos de uma mesma população pelos recursos disponíveis - como forma de garantir a sua sobrevivência, “Quando refletimos sobre essa luta, podemos nos consolar com a crença de que a guerra da natureza não é incessante, não há temor da morte imediata e de que o vigoroso, o saudável e o feliz sobrevivam e se multipliquem.” (DARWIN, 2011, p. 82). O quarto item corresponde à variação dos indivíduos, que ao se beneficiarem com as variações serão os mais aptos do grupo, aumentando a probabilidade de sobrevivência, e o quinto item está relacionado à oportunidade de se reproduzirem mais vezes do que os outros, aumentando a capacidade reprodutiva e consequentemente transmitindo as variações aos seus descendentes (DARWIN, 2011).

Figura 2.5 – Diferentes formatos de bicos e penas para os pássaros.

Fonte: adaptado de WYHE, 2002.

A embriologia também foi uma área muito explorada por Darwin, peritindo verificar a similaridade entre os embriões de diferentes animais pertencentes a um mesmo grupo. A similaridade ocorre principalmente nos estágios iniciais da formação do embrião, que se diferencia gradativamente com o seu desenvolvimento, assumindo características próprias de cada animal (Figura 2.6).

Figura 2.6 – Similaridade entre embriões de diferentes animais de um mesmo grupo.



Fonte: MAYR (2009, p.50).

Portanto, Darwin apresentava evidências suficientes para a construção e fundamentação da sua teoria, trazendo para o evolucionismo a clareza necessária para o entendimento do processo evolutivo. Os conceitos de hereditariedade, variedade das espécies e a seleção natural foram e são fundamentais para a base do pensamento evolucionista. Contudo, alguns pontos ainda precisavam ser esclarecidos, por exemplo, o conceito de hereditariedade, que foi constantemente atacado pelos opositores de Darwin, sendo necessário entender como a informação era transmitida (STRATHERN, 2001, p. 21). Somente após algum tempo os estudos

de Gregor Mendel sobre hereditariedade foram utilizados para fundamentar e reforçar as ideias sobre hereditariedade de Darwin.

2.1.4 As ervilhas e os genes

O monge Gregor Mendel (1822-1884) possui grande importância para a área da genética e desenvolveu uma teoria que seria a base para o conceito de hereditariedade proposto por Darwin. Não há registros de que eles mantinham contato, o que poderia ter influenciado na criação das teorias propostas por cada um. Apenas foi encontrado um volume de "A Origem das Espécies" cheio de anotações na biblioteca de Mendel, ao contrário de Darwin, que nunca tomou contato com o trabalho de Mendel, tendo sido encontrado na sua biblioteca um exemplar fechado da revista que continha a publicação de Mendel (SOUZA, 2009, p. 105). A partir de um experimento com ervilhas, Mendel formulou as Leis de Hereditariedade ou Mendeliana, descrevendo como as características são transmitidas para as gerações descendentes, que o levaram a ser considerado o pai da genética.

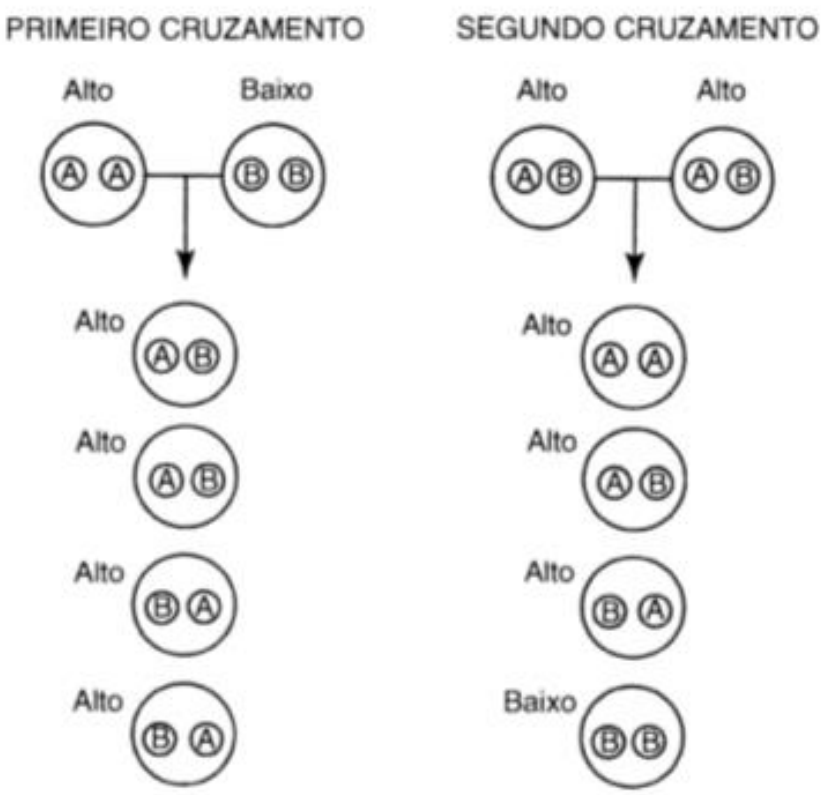
A pesquisa consistia em uma avaliação das cores e formas das ervilhas em um processo de constante cruzamento. A adoção das ervilhas *Psim sativum* deveu-se ao seu fácil cultivo e ciclo de vida curto. A *Psim sativum* apresentava flores hermafroditas que permitiam sua reprodução por autofecundação, além de características bem definidas como as variáveis cor e forma, o que tornava possível o controle visual sobre os resultados obtidos, enquanto que as características como peso e tamanho necessitavam de uma medição de cada elemento. A escolha dos exemplares a serem utilizados no experimento foi criteriosa, procurando por plantas que tivessem origem pura. Para isso, repetidas autofecundações foram realizadas nos exemplares escolhidos com o intuito de verificar a obtenção de indivíduos semelhantes. A partir dessa confirmação de pureza realizou-se o cruzamento das ervilhas de cor verde com as de cor amarela. Mendel observou que o resultado obtido na primeira geração não eram ervilhas com tonalidades intermediárias como se estivesse realizado mistura de tinta em um estado fluido. Dessa forma, a teoria imaginada na época começou a ser questionada, pois a ideia de que as características dos indivíduos progenitores se misturavam como fluidos e consequentemente eram mescladas e diluídas não fazia sentido neste experimento. O que se esperava no cruzamento dessas ervilhas era uma cor intermediária para a primeira geração, o que não ocorreu, dando origem apenas a ervilhas

amarelas. As ervilhas dessa primeira geração foram autofecundadas e o resultado foi uma segunda geração composta por três quartos de ervilhas amarelas e um quarto de ervilhas verdes. A partir desses resultados Mendel concluiu que as características transmitidas realmente não ocorriam por elementos fluidos, mas sim por partículas (SOUZA, 2009, p. 104; MAYER, 2009, p. 170). A utilização da probabilidade nesse experimento foi fundamental para que Mendel pudesse definir a sua teoria, pois a partir das leis da probabilidade ele foi capaz de estabelecer a ideia de formação dos gametas, com referência à distribuição dos fatores.

Assim, em 1866, Mendel publicou um artigo intitulado "Experimentos com plantas híbridas", apresentando as conclusões sobre o seu trabalho, que o levaram a elaborar as Leis da Hereditariedade. Estas são compostas pela lei da segregação (Monoibridismo), segundo a qual cada característica é determinada por dois fatores que serão separados na formação dos gametas, ou seja, resultará em um fator para cada célula reprodutora, e a lei da segregação independente (Diibridismo), definindo que duas ou mais características são transmitidas aos gametas de forma totalmente independente (STRATHERN, 2001, p. 15).

Das observações realizadas por Mendel é importante destacar a distinção de cada característica em pares de fatores, atualmente denominados por genes, e que corresponde à ideia de codificação das características de um organismo. Outra questão a se destacar é a reconstituição do número de fatores através da fecundação em um cruzamento dos gametas, recebendo a mesma proporção de fatores a partir de cada um dos progenitores. Nesse processo são gerados fatores com diferentes arranjos (puros ou híbridos), definindo os aspectos físicos conforme as características de dominância ou recessividade de cada um, como podem ser visto na Figura 2.7. Dessa forma, é possível constatar que a representação através da codificação em fatores em um nível simbólico pode apresentar diferentes arranjos para as características físicas que se manifestam no mundo concreto. O que possibilita definir a manifestação dos organismos em duas instâncias, a simbólica e a concreta. No começo do século XX o pesquisador e criador do termo gene Wilhelm L. Johannsen (1857-1912) conceituou essas duas instâncias, dando-lhes o nome de genótipo e fenótipo. O genótipo corresponde aos genes que um indivíduo possui e o fenótipo às características de seu organismo, sejam eles devidos ao genótipo ou ao ambiente (RIDLEY, 2004; MAYR, 2009).

Figura 2.7 – Exemplo de cruzamento de pares de fatores distintos.



Fonte: STRATHERN (2001, p.16).

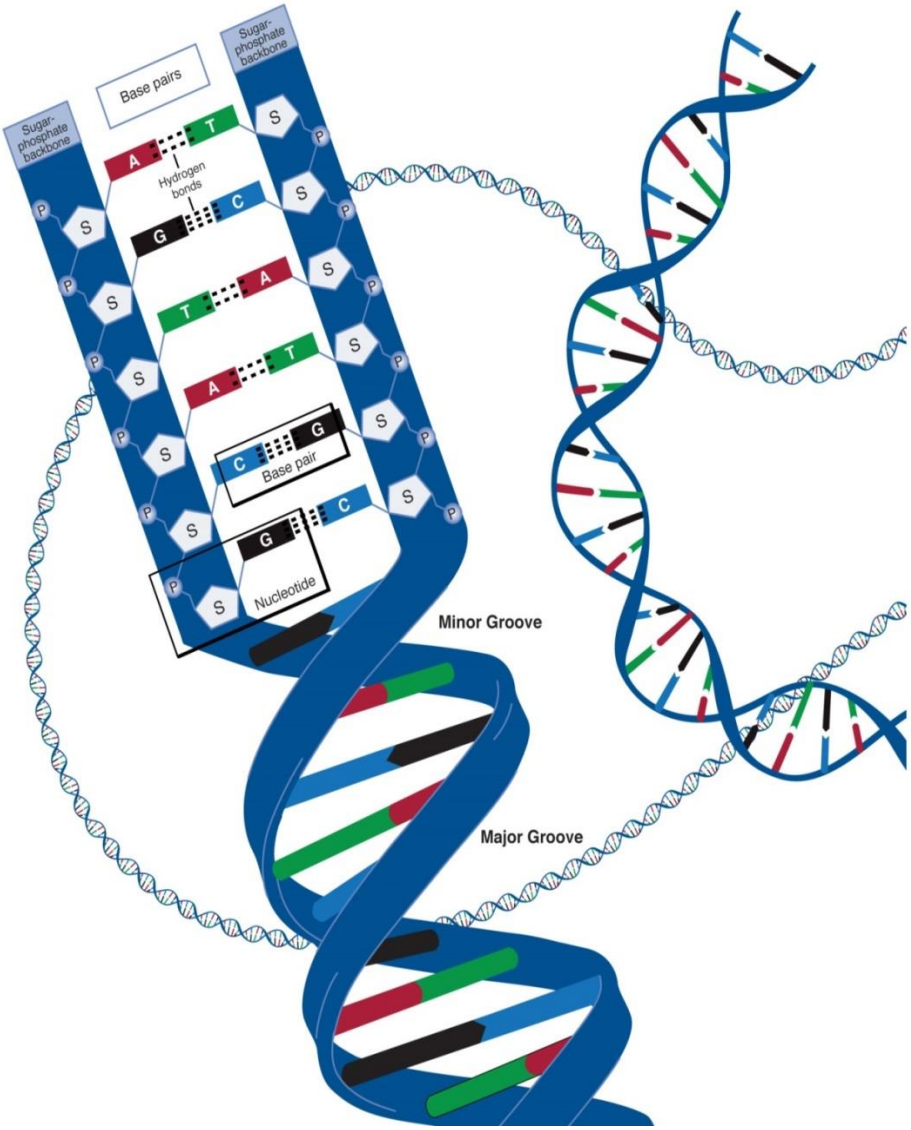
Portanto, as Leis de Mendel trouxeram uma grande contribuição para a fundamentação do processo de hereditariedade, servindo para reforçar as teorias de Darwin pelos seus adeptos e defensores, além de colaborar para a origem dos estudos sobre genética.

2.1.5 A genética

As ideias desenvolvidas por Mendel não tiveram grande repercussão na sua época, limitando-se a apenas algumas publicações voltadas a uma restrita comunidade científica. Somente no século XX elas foram descobertas pelo botânico Hugo Vries e passaram a ser divulgadas com a devida importância, sendo adotadas como base para a teoria da genética contemporânea. A partir de então, uma série de pesquisadores começaram a investigar a natureza química dos elementos que transmitiam as características e que, portanto, armazenavam a informação genética. Em 1953 o trabalho de Watson e Crick apresentou o modelo da molécula de DNA (Ácido Desoxirribonucleico), o que lhes conferiu o Prêmio Nobel de Fisiologia/Medicina

em 1962. A estrutura do DNA é formada por duas fitas, sendo cada uma composta por moléculas alternadas de açúcar (desoxirribose) e de fosfato. Para cada açúcar está associada uma das quatro bases, que podem ser a Adenina (A), Timina (T), Citosina (C) ou Guanina (G). As duas fitas são unidas através das bases, compondo os pares de Adenina com Timina e Citosina com Guanina, formando uma estrutura espiralada como pode ser visto na Figura 2.8 (NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH, 2013). A sequência das bases ao longo das fitas fornece as instruções genéticas necessárias para a formação de proteínas que (junto com lipídios e outras moléculas) irão constituir o fenótipo dos organismos (MAYR, 2009).

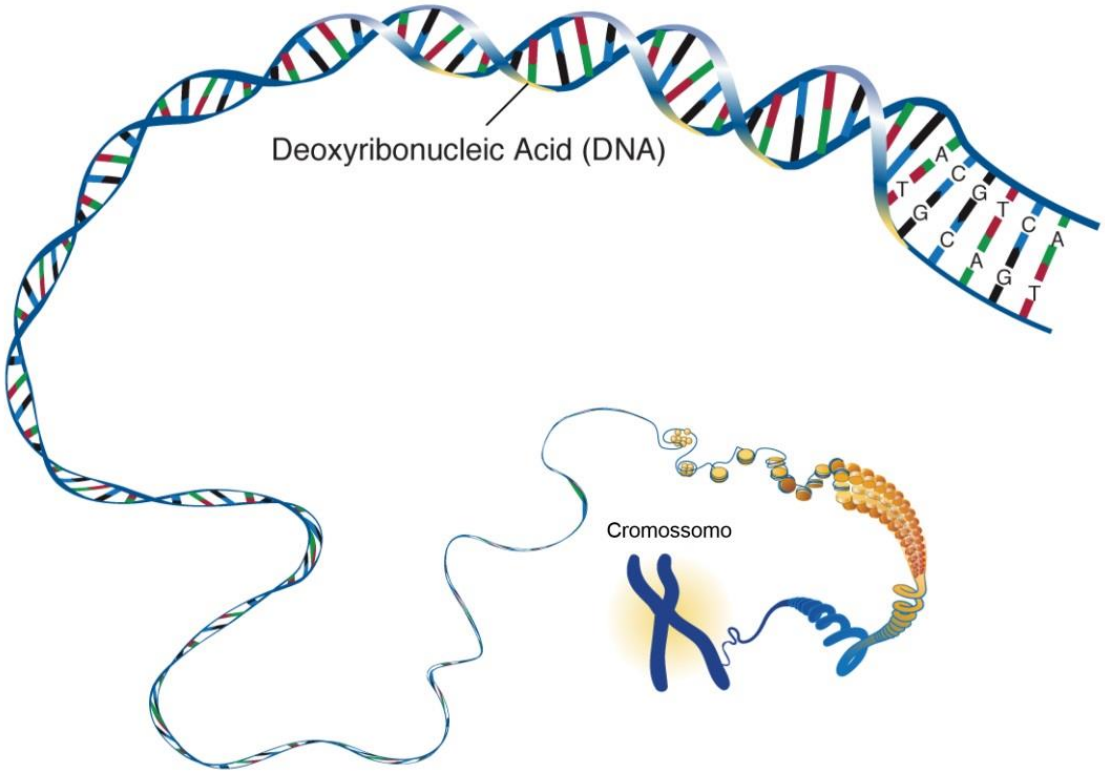
Figura 2.8 – Detalhe da estrutura de DNA.



Fonte: NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH, 2013.

Assim, a sequência de DNA espiralada e compactada irá compor o cromossomo (Figura 2.9), constituindo os núcleos das células dos seres vivos. No caso do ser humano, são 46 cromossomos, sendo que 23 correspondem aos do pai e os outros 23 aos da mãe, o que permite fazer uma associação à Lei de Mendel que se refere ao recebimento da mesma proporção de fatores de cada um dos seus progenitores.

Figura 2.9 – A constituição do cromossomo



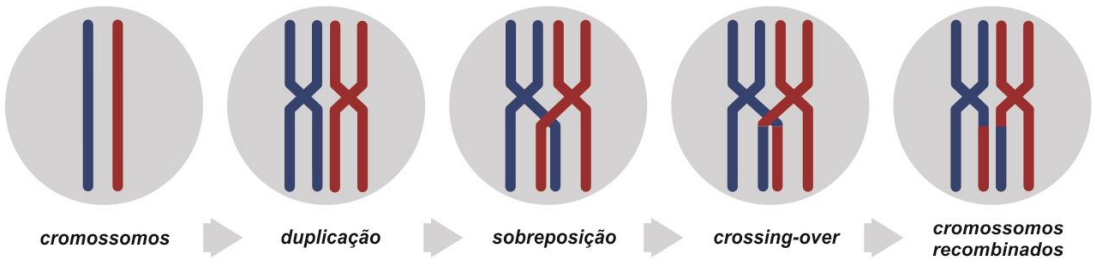
Fonte: NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH, 2013.

Os estudos de genética possibilitaram entender como ocorrem as variações nos organismos, ou seja, como surge a variabilidade necessária para que possa acontecer a intervenção da seleção natural. Essas variações ocorrem, na maioria das vezes, como produto de erros no processo de síntese do DNA e são denominadas mutações. Durante a duplicação das células o código genético também é copiado, e durante esse processo podem ocorrer erros aleatórios que serão ou não corrigidos pela própria célula. Se esses erros não forem corrigidos e acontecerem nas células germinativas (espermatozoides ou óvulos) quando ocorrer o cruzamento eles serão transmitidos aos descendentes (SOUZA, 2009, p.110). Existem dois tipos de mutação,

a gênica e a cromossômica. No primeiro caso o erro corresponde a uma troca de algum par de bases (Adenina e Timina por Citosina e Guanina e vice-versa), ou cromossômica, quando ocorre alteração em vários genes provocando um novo arranjo. É importante destacar que as mutações que resultam em alteração no fenótipo podem favorecer ou não o indivíduo no processo de seleção natural, tornando-o mais apto ou não.

Além da mutação existe outro processo que garante a variação genética, que corresponde a uma recombinação dos genes denominada crossing-over e que está relacionado com a reprodução. Esse processo é característico da reprodução sexuada e acontece na formação dos gametas, ou seja, das células reprodutoras. A formação dos gametas é antecedida por duas divisões celulares que recebem o nome de Meiose. Na primeira divisão acontece a duplicação dos cromossomos (paterno e materno), o emparelhamento e a sobreposição de parte deles, momento em que ocorre a fragmentação dos cromossomos e a troca dos pedaços, mecanismo denominado crossing-over (Figura 2.10).

Figura 2.10 – Recombinação genética através do crossing-over na primeira divisão da Meiose.

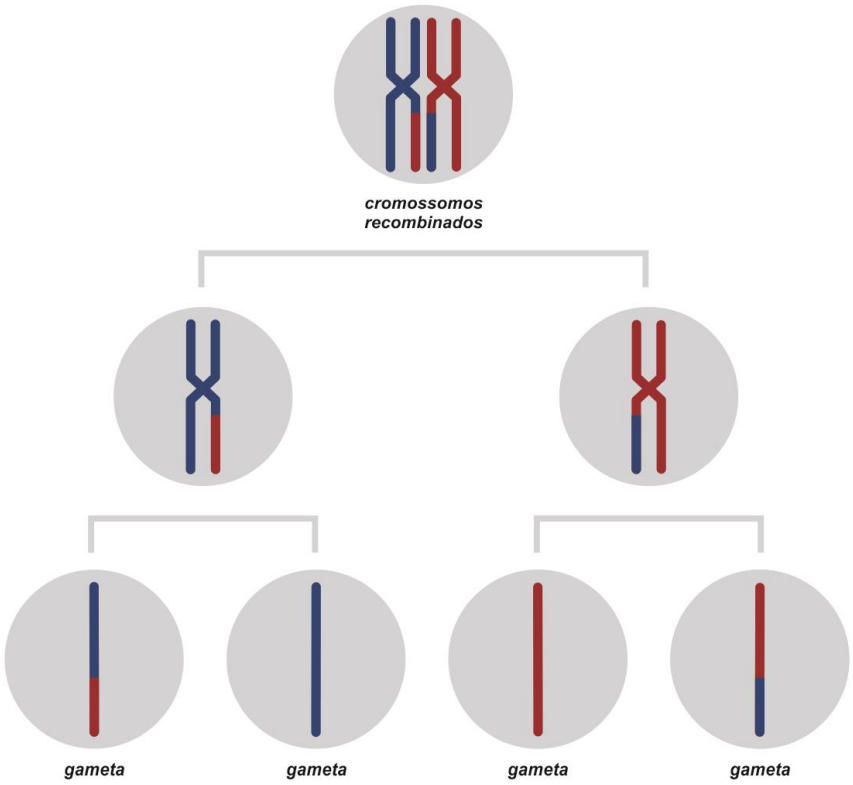


Fonte: elaborado pelo autor.

A partir desse momento os cromossomos correspondem a uma mistura, a uma recombinação de pedaços dos cromossomos maternos e paternos. Esse é um processo recorrente e não depende da aleatoriedade que é um fator característico na mutação, garantido assim certo grau de variabilidade. Após esse processo, a segunda divisão é a separação dos pares de cromossomos que darão origem a cada gameta (Figura 2.11), momento de redução do material genético pela metade. Assim, o número total de cromossomos somente será reconstituído após um novo cruzamento, ou seja, após a fecundação. Esse mecanismo da meiose garante a recombinação genética no processo de formação dos gametas, contribuindo para a geração de

novos genótipos capazes de originarem fenótipos diferentes, que irão se submeter ao processo de seleção natural quando interagirem com o meio (MAYR, 2009).

Figura 2.11 – Segunda divisão da Meiose, geração dos gametas e da diversidade genética.



Fonte: elaborado pelo autor.

Portanto, o processo de cruzamento torna-se um mecanismo de recombinação entre as características dos progenitores, contribuindo para a geração de diversidade dos indivíduos, assim como a mutação, que de certa forma mesmo diante da aleatoriedade é capaz de gerar uma variação, processos fundamentais para a evolução.

2.1.6 Quadro síntese

Ao longo do século XX três pesquisadores desenvolveram separadamente teorias que viriam a ser combinadas posteriormente conformando o que hoje entendemos como teoria da evolução. A ideia de um mundo imutável e constante cedeu lugar a um mundo mutável e dinâmico, onde as transformações ocorrem constantemente, e consequentemente o tempo tornou-

se um dos elementos integrantes do processo, contribuindo para o desenvolvimento de transformações gradativas (DARWIN, 2011). O meio não é apenas um cenário, mas parte integrante de todo o mecanismo evolutivo, tornando-se um dos agentes modeladores durante o processo de interação dos indivíduos com o seu nicho, selecionando aqueles que sobrevivem às condições e exigências que ele impõe, fazendo desses indivíduos os mais aptos. Dessa forma, os genes que constituem os mais aptos acabam sendo selecionados não pela sua qualidade, mas por suas interações com o meio (DAWKINS, 2001, p. 284). Assim, o processo evolutivo corresponde a um mecanismo que se desenvolve em dois níveis, o simbólico (genotípico) e o concreto (fenotípico) em uma constante interação como o meio. A seleção natural age no nível fenotípico, possibilitando aos indivíduos que sobreviverem uma maior probabilidade de transmitir suas características, em um nível genotípico, para os seus descendentes. É importante destacar que as alterações no genótipo não ocorrem de forma espontânea e isolada, mas de maneira gradativa, através da hereditariedade, sendo preciso que essas transformações ocorram conjuntamente com outros genes que irão se reestruturar diante das mudanças, ganhando potencialidade dentro de uma população e tornando-se cada vez mais uma característica presente que poderá ser incorporada ao grupo. Isso será fortemente influenciado pelas questões probabilísticas, como Mendel pode constatar.

2.2 Algoritmos evolutivos

A partir de uma breve contextualização sobre as tecnologias da informação é possível entender o porquê da valorização da informação, e a ênfase dada à sua sistematização e gerenciamento. Isso favoreceu o surgimento de áreas específicas da ciência responsáveis pelo desenvolvimento de mecanismos e máquinas potencializadoras da ação do ser humano, buscando a automatização de procedimentos repetitivos e a simulação da inteligência humana.

2.2.1 Contexto

A “máquina universal” projetada por Alan Turing (1912-1954) e apresentada em 1936, trouxe uma grande contribuição para a fundamentação teórica da informática moderna. Ela consiste em um modelo conceitual de computador que utiliza elementos de caráter lógico para a estruturação de um raciocínio, sendo considerado o início do processo de formalização da noção

de algoritmo (BRETON, 2002, p. 71), o que conferiu a Turing o título de um dos fundadores da ciência da computação. O princípio técnico da "máquina universal" é baseado na gravação de um programa e em um quadro de estados que descrevem um problema a ser tratado através de um procedimento algoritmicamente bem definido. Embora tivesse sido criada com o objetivo de resolver um problema de lógica, a "máquina de Turing", como também é conhecida, teve os seus princípios adotados como a ideia fundamental para a construção do que viria ser o computador (MARCOLIN, 2012, p. 88).

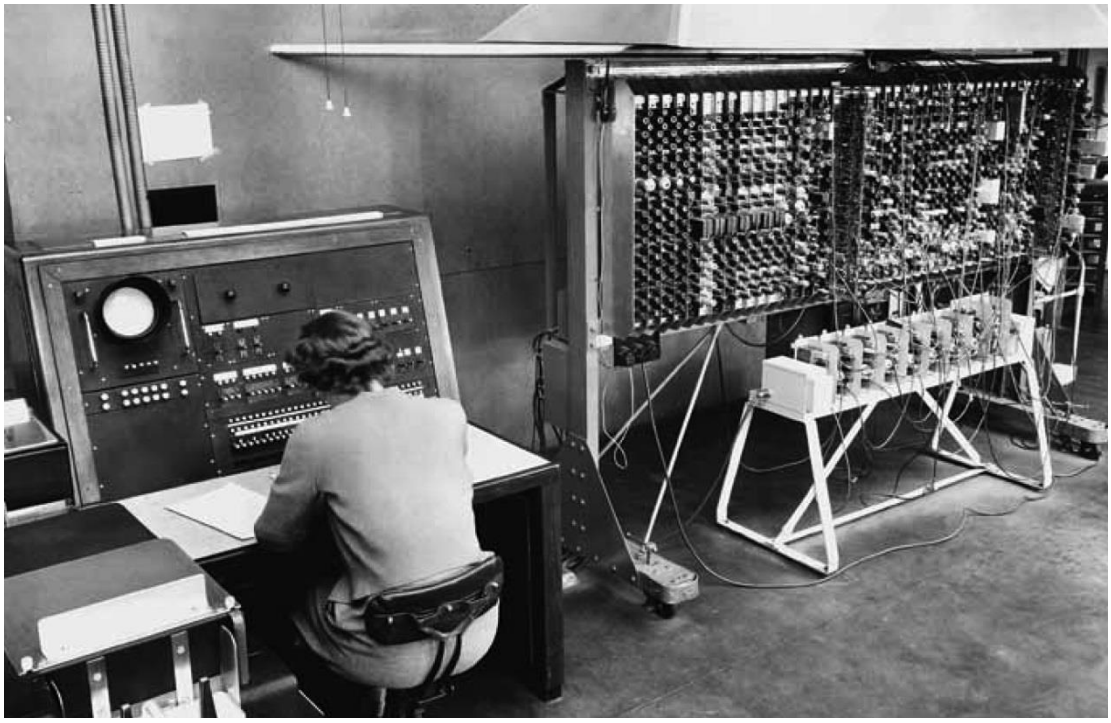
A noção de algoritmo desenvolvida por Turing tornou-se fundamental justamente porque definiu uma maneira de transcrever os procedimentos através de um conjunto de regras que conduziam à execução de uma operação, ou seja, ao funcionamento de uma máquina mesmo que conceitual. Assim, o algoritmo resume-se a uma receita, método ou técnica para fazer algo, e possui como característica essencial ser composto por um conjunto finito de regras ou operações precisas, inequívocas e simples, que ao serem seguidas conseguem conduzir à execução de uma ação (DIETRICH, 1999; LINDEN, 2008; TERZIDS, 2009). O problema que o algoritmo representa possui três fases, a definição dos dados de entrada, os procedimentos que serão utilizados para chegar ao resultado final e os dados de saída (SILVA; PAULA, 2007). Os dados podem ser do tipo inteiro (representa qualquer número pertencente ao conjunto dos números inteiros), reais (representa qualquer número que pertença ao conjunto dos números reais), caracteres (composto por caracteres como letras, números e símbolos especiais) ou lógicos (assumindo apenas dois valores), além de serem definidos como constantes ou variáveis conforme o seu papel durante a execução do algoritmo. Esses dados podem sofrer o incremento, decremento, comparação e avaliação durante a execução através de três tipos de operadores, os aritméticos, os relacionais ou os lógicos. Os procedimentos serão definidos através de um conjunto de instruções, ou comandos, caracterizando um bloco de instruções, que será interpretado e executado a fim de se obter a operação desejada. Essa estrutura pode utilizar instruções condicionais e estruturas de controle para tomar decisões e repetir ações até que se obtenha o objetivo (CELANI, 2003).

Em 1939, com o início da Segunda Guerra Mundial, os países intensificaram as relações com os seus cientistas, o que proporcionou uma grande revolução no campo tecnológico, gerando o desenvolvimento armamentista através da criação de tecnologias capazes de oferecer maior defesa e comunicação. O próprio Alan Turing passou a integrar um grupo de cientistas ingleses

que trabalhavam para o governo Britânico, com o objetivo de construir uma máquina capaz de decifrar os códigos de guerra dos alemães. A informação assumiu um papel fundamental na sociedade, e os cientistas começaram a criar máquinas com o objetivo de decodificar ou obter novas informações, conferindo poder e segurança aos países detentores desses recursos. Segundo Breton (2002), a utilização de recursos de ponta com o objetivo de dominar o transporte, a intendência e a logística, garantiu a modernidade ao exército, oferecendo mais poder de força do que toda uma infantaria. Dessa forma, os países começaram a investir cada vez mais no desenvolvimento de pesquisas que pudessem instrumentalizá-los, contribuindo para a decodificação da correspondência estratégica dos inimigos, definindo tabelas de tiro de uso da artilharia antiaérea e o gerenciamento automático do campo de batalha (MATTELART, 2002).

As pesquisas continuaram em pleno desenvolvimento mesmo com o fim da Segunda Guerra Mundial, o que impulsionou o surgimento de máquinas inteligentes, a exemplo do projeto ACE (*Automatic Computing Engine*), considerado o ancestral do computador (Figura 2.12). O projeto foi desenvolvido por Turing em 1946 com o objetivo de resolver problemas complexos (MARCOLIN, 2012, p. 89).

Figura 2.12 – Protótipo da máquina ACE (Automatic Computing Engine).



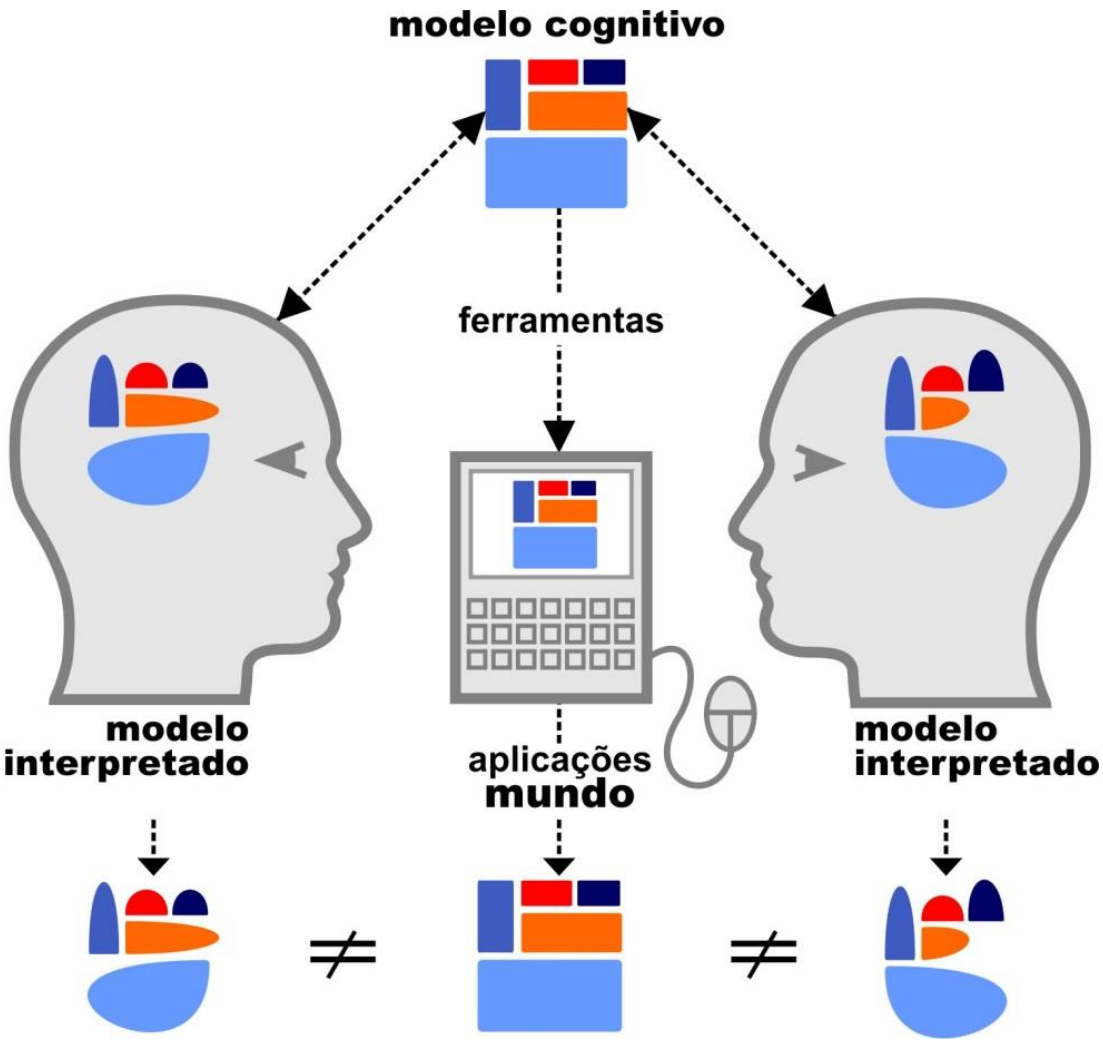
Fonte: MARCOLIN (2012, p.89).

A partir da década de 1950, grandes transformações tecnológicas impulsionaram a emergência de importantes desenvolvimentos na área da computação, fazendo com que os computadores passassem por diferentes gerações, a exemplo da sua fabricação com tecnologia de transistores e circuitos integrados, além do desenvolvimento dos sistemas operacionais e da criação de linguagens de programação que, associados aos hardwares mais potentes, possibilitaram a criação de computadores com maior desempenho (FONSECA FILHO, 2007). Dessa forma, o rápido desenvolvimento tecnológico possibilitou a comercialização dos computadores em larga escala, e o período foi marcado pelos primeiros computadores civis e pelo desenvolvimento dos grandes computadores com fins militares (BITTENCOURT, 1996).

2.2.1.1 A simulação da inteligência

A ciência da computação passou a desenvolver pesquisas que desejavam cada vez mais simular as características da mente humana, explorando as suas habilidades de coletar, armazenar, manipular informações, aprender, usar linguagens, a razão, tomar decisões e solucionar problemas, o que deu origem ao ramo da computação denominado inteligência artificial (SIMON, 1984). Essa área foi construída a partir de ideias filosóficas, científicas e tecnológicas, apresentando como principal objetivo a criação de teorias e modelos que exploram a capacidade cognitiva e prática, sendo possível a sua implementação computacional. Bittencourt (1996) compara a inteligência artificial à psicologia, diferenciando-a apenas pela possibilidade da sua implementação em um computador, o que a torna autônoma. Em outras palavras, a inteligência artificial possibilita desenvolver modelos cognitivos que representam a psique humana geral, e que ao serem implementados computacionalmente não sofrem qualquer distorção ou diferente interpretação (Figura 2.13), situação que não pode ser garantida quando o modelo é interpretado pelo ser humano, podendo sofrer variações devido às influências do seu repertório particular.

Figura 2.13– Atividades da inteligência artificial



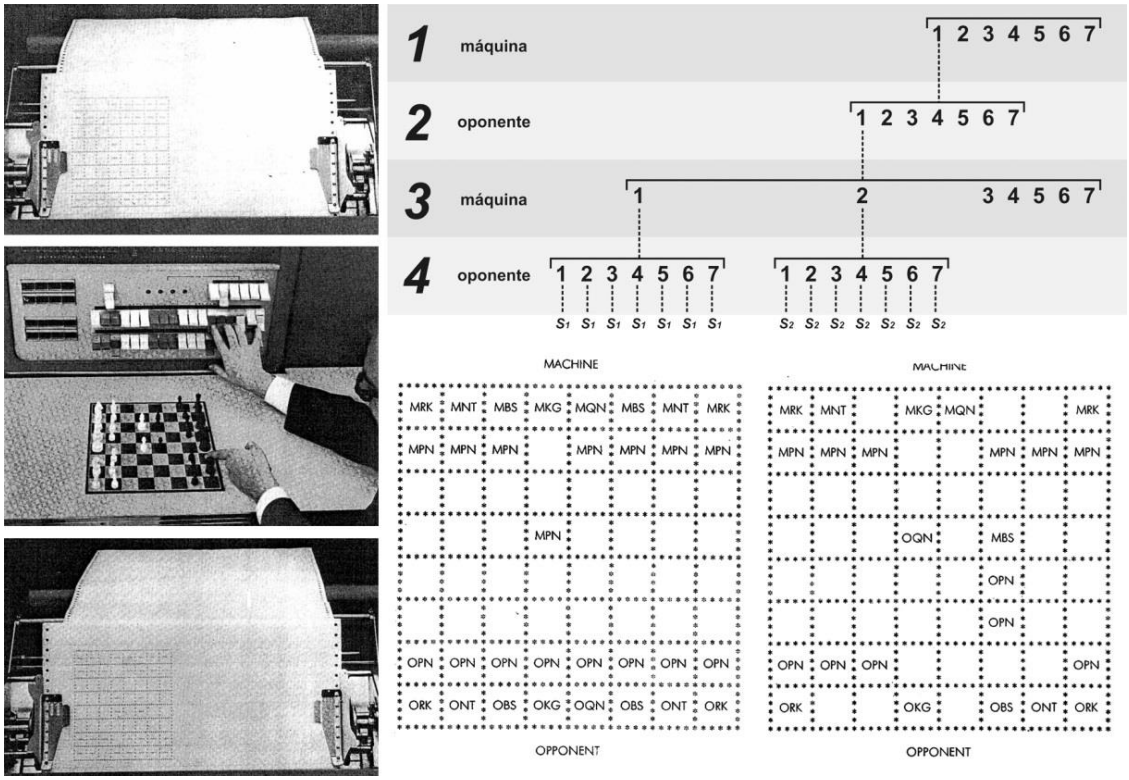
Fonte: adaptado de Bittencourt (1996, p. 2).

2.2.1.2 A partida de xadrez

Com o pós-guerra, a aplicação do computador passou a ser explorada em outras áreas que não fossem com o objetivo armamentista, e o constante avanço tecnológico e o desenvolvimento da inteligência artificial permitiu especular se ele poderia pensar, falar e realizar tarefas que vão além do potencial humano. Os esforços dos cientistas eram constantes na tentativa de aproximar a máquina do comportamento humano, principalmente no que se refere à tomada de decisões, simulando realmente o que o cérebro humano é capaz de articular, o que conduziu alguns cientistas a adotar o jogo de xadrez como uma experiência prática. A partir desse desafio foi

possível criar uma máquina que interagia com o homem através de procedimentos algorítmicos estratégicos, viabilizando uma partida de xadrez entre a máquina e o jogador (Figura 2.14). Embora essa atividade possa parecer sem grande importância, o interesse estava nas habilidades envolvidas no jogo, pois uma partida de xadrez necessita gerar diferentes estratégias a cada movimentação de peça realizada pelo o oponente. O jogador experiente reconhece padrões familiares formados pelas peças e identifica possibilidades de movimento conforme experiências anteriores, e com base no seu repertório é capaz de realizar novas escolhas para o próximo movimento, tornando uma partida de xadrez uma sequência operativa de tomadas de decisões (SIMON; CHASE, 1973). Esse procedimento pode ser associado a um método de solução heurística, ou seja, um comportamento com característica automática que leva em consideração as observações passadas para prever o futuro, servindo como desafio para a construção de um modelo teórico lógico gerenciado em um computador. Como exemplo é possível citar o GPS (General Problem Solver) criado por Newell e Simon, capaz de resolver uma grande quantidade de problemas por meio de uma estratégia de busca heurística (MITCHELL, 1975).

Figura 2.14 – IBM 704, a máquina que joga xadrez.



Fonte: adaptado de Bernstein e Roberts (1958).

A máquina de jogar xadrez poderia ser utilizada posteriormente como um modelo conceitual para a aplicação na solução de outros problemas que fossem semelhantes. Segundo Shannon (1950), algumas possibilidades para a implementação dessa tecnologia era a criação de máquinas para projetar filtros, conceber relé e comunicação de circuitos, rotear chamadas telefônicas, realizar operações matemáticas simbólicas (não numéricas), fazer tradução de uma língua para outra, tomar decisões estratégicas, orquestrar uma melodia e realizar dedução lógica.

2.2.1.3 A informação gerenciada

A conquista espacial e o início da Guerra Fria a partir de 1957 contribuíram para o direcionamento do desenvolvimento tecnológico, focando os investimentos em tecnologias como dispositivos de vigilância, sensores, alarmes de infiltração, de radiocomunicação, de computadores com ligações regionais via satélite, ou seja, o surgimento de microtecnologias. Outros campos também foram explorados, como a pesquisa na área metodológica, com a criação de técnicas para coleta de dados que possibilitassem a realização de simulações de operações com o objetivo de fazer previsões, e o desenvolvimento de propostas para tornar mais eficiente a relação entre o ser humano e a máquina. Desta forma, esse período passou a ser influenciado por uma nova ordem, a do controle, da planificação e das simulações, permitindo o gerenciamento de todos os dados, ou seja, as informações (MATTELART, 2002).

Os efeitos da tecnologia se manifestaram não apenas como um processo de instrumentalização, mas redefiniram as relações entre os sentidos e as estruturas da percepção humana, fazendo da tecnologia a sua extensão, um prolongamento da sua consciência (MCLUHAN, 1969). O desenvolvimento e a evolução das máquinas potencializaram os sentidos do ser humano, ampliando a sua capacidade de leitura dos fenômenos e do mundo, conferindo não apenas a agilidade no processo de controle das informações e da tomada de decisão, mas também ampliando a capacidade de obter mais informações a partir das simulações e de previsões. Dessa forma, é possível verificar que, à medida que a complexidade e a eficiência das máquinas aumentavam, a quantidade e o nível de informações acompanhavam proporcionalmente. Portanto, era necessário cada vez mais o controle e o gerenciamento dessas informações, que não se restringiam mais aos dados atuais e conclusivos resultantes de um procedimento analítico, mas sim ao surgimento de uma nova categoria de informação, constituída pelos dados resultantes das simulações, oferecendo informações futuras. De certa forma, esse tipo

de informação contribuiu para a expansão do domínio do ser humano, passando a gerenciar não apenas o seu presente, mas fazendo previsões do seu futuro.

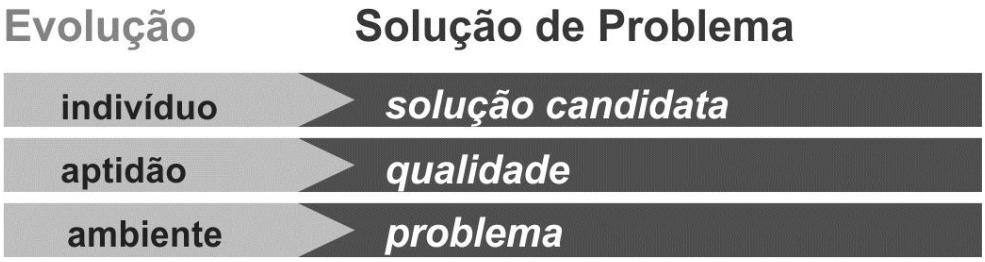
2.2.1.4 A origem dos algoritmos evolutivos

Os algoritmos evolutivos compreendem um conjunto de métodos que apresentam como características mecanismos evolutivos que tem como referência aqueles encontrados na natureza e que possibilitam a auto-organização e o comportamento adaptativo (BITTENCOURT, 1996). Os principais métodos que o compõem são o Algoritmo Genético (GA - *Genetic Algorithm*), a Estratégia Evolutiva (ES - *Evolution Strategy*) e a Programação Evolutiva (EP - *Evolutionary Programming*). O algoritmo genético foi inventado por John Holland na década de 1960 e desenvolvido até 1970 juntamente com os seus estudantes e colegas da Universidade de Michigan, com o objetivo inicial de estudar apenas o fenômeno de adaptação que ocorre na Natureza, utilizando como referência a Teoria da Evolução Natural descrita por Darwin (MITCHELL, 1999). Em 1975, John Holland formalizou e apresentou os algoritmos genéticos através do livro "*Adaptation in Natural and Artificial Systems"*, fazendo uma abstração da evolução biológica e criando um quadro teórico que serviu para a fundamentação dos algoritmos evolutivos, tornando possível simular os mecanismos de adaptação natural que ocorrem na Natureza através da implementação computacional. Os métodos de estratégia evolutiva (criado na década de 1960 por Bienert, Rechenberg e Schwefel, e complementado em 1973 por Rechenberg) e de programação evolutiva (formalizado por Fogel, Owens e Walsh em 1966) foram desenvolvidos já com o objetivo de solucionarem problemas específicos (MITCHELL, 1999). A estratégia evolutiva teve como principal objetivo resolver problemas de otimização de parâmetros, enquanto que a programação evolutiva foi originalmente proposta como forma de produzir inteligência artificial capaz de gerar a evolução nas máquinas de estado finito. Essas definições correspondem aos métodos nas suas formações originais, mas atualmente eles são generalizados e classificados apenas como algoritmos evolutivos, devido à possibilidade de diferentes combinações dos seus componentes, que são estruturados para atender a objetivos específicos.

O processamento de dados convencional já não conseguia resolver plenamente os problemas que apresentavam um grande número de variáveis e um alto nível de informações, exigindo assim a utilização de métodos mais complexos para a sua solução. Os métodos para a

solução desse tipo de problema deveriam ser capazes de gerar resultados que resolvessem simultaneamente e satisfatoriamente todas as suas variáveis, sendo essa uma das principais características dos algoritmos evolutivos. Isso se deve ao fato de que os cientistas da área da inteligência artificial identificaram no fenômeno evolutivo presente na Natureza uma situação capaz de auxiliar no processo de solução de problemas. Esse processo é caracterizado pela integração e a interação entre o grande número de espécies e das suas variações, que buscam o equilíbrio com o meio através de uma disputa pela sobrevivência dos mais aptos (BITTENCOURT, 1996), permitindo identificar em ambos os casos pontos comuns como a diversidade de indivíduos, a seleção pela qualidade e o contexto como problema e agente modelador (Figura 2.15).

Figura 2.15 – Relação entre evolução e solução de problema.



Fonte: adaptado de Kallel et al (2001, p.4).

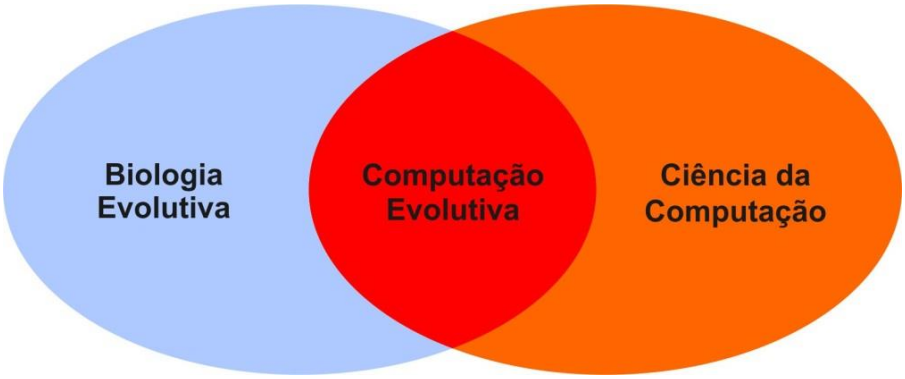
Assim, a Teoria de Darwin possibilitou entender como o processo evolutivo ocorre na Natureza, identificando os seus componentes, as forças atuantes e como os mecanismos evolutivos atuam sobre os indivíduos, permitindo definir uma estruturação teórica capaz de gerar um modelo abstrato que serviria como base para as possíveis aplicações práticas. Os principais elementos da teoria evolucionista adotados para a estruturação dos algoritmos evolutivos foram a reprodução sexuada com herança genética, a variação aleatória em uma população de indivíduos e a aplicação de seleção natural para compor as próximas gerações (Figura 2.16) (MICHALEWICZ, 1996).

Figura 2.16 – Estrutura básica dos algoritmos evolutivos.

Fonte: adaptado de Dianati et al. (2002).

Dessa forma, a evolução biológica foi incorporada à ciência da computação através dos algoritmos evolutivos, contribuindo para a formação de uma área específica denominada computação evolutiva (Figura 2.17). Trata-se de uma área no campo da inteligência artificial que faz parte de um movimento que busca inspiração em ideias biológicas, propondo um paradigma alternativo ao processamento de dados convencional (BITTENCOURT, 1996).

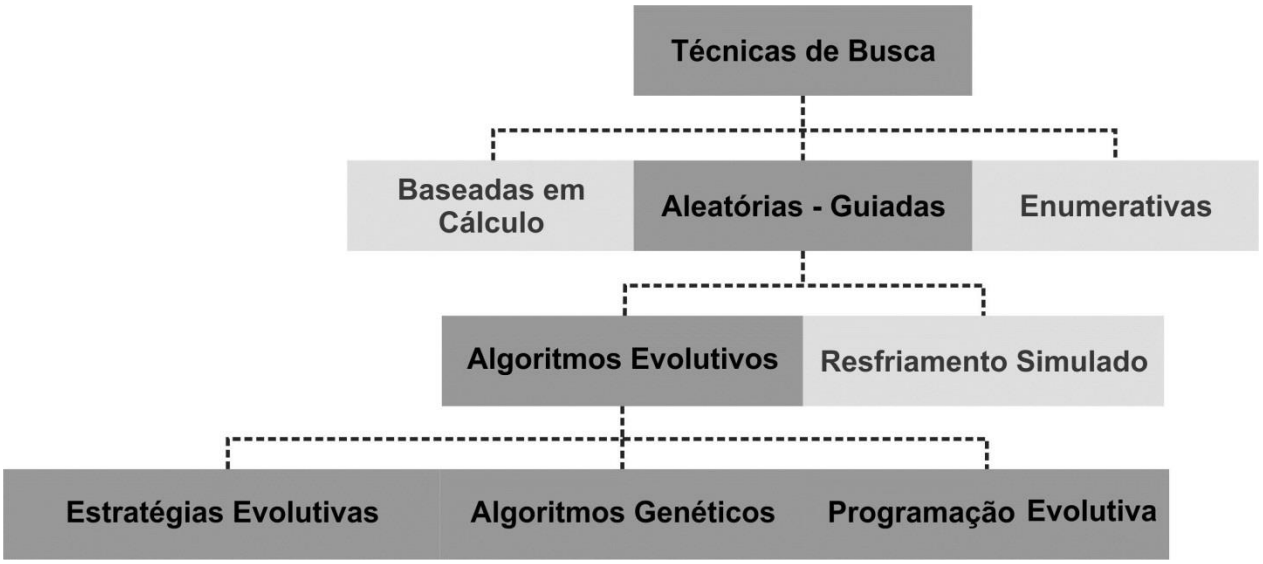
Figura 2.17 – Origem da computação evolutiva.



Fonte: adaptado de Bentley (1999, p.8).

Em resumo, os algoritmos evolutivos correspondem a um conjunto de métodos que possuem como principal característica a otimização, a aprendizagem, a modelagem de dados e a busca através de técnicas aleatório-guiadas (Figura 2.18). Correspondem a métodos que utilizam componentes aleatórios e informações do estado corrente para orientar a sua busca e exploração em um conjunto de soluções, o que os diferencia de outras técnicas completamente aleatórias (LINDEN, 2008, p. 42).

Figura 2.18 – As diferentes técnicas de busca. Os módulos em cinza-escuro correspondem aos tópicos abordados.

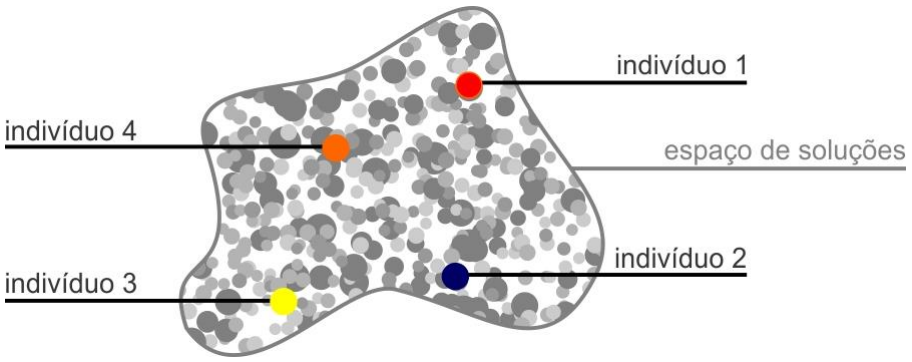


Fonte: adaptado de Linden (2008, p.42).

2.2.2 As aplicações

O principal enfoque para a utilização dos algoritmos evolutivos envolve a busca por soluções para problemas que atendam em maior ou menor grau satisfatoriamente e simultaneamente todos os objetivos que lhe são exigidos, configurando um problema com multiobjetivos (FLOREANO; MATTIUSSI, 2008). Neste caso, o problema é composto por diferentes variáveis que precisam ter os seus valores negociados, obtendo soluções que consigam manter o equilíbrio e não priorizem apenas uma delas (BENTLEY, 1999; MITCHELL, 1999). Esse tipo de problema apresenta mais de uma possibilidade de solução, uma vez que as variáveis que o envolvem podem ser combinadas e arranjadas de diferentes maneiras. Dessa forma, a variedade de soluções para o mesmo problema irá compor o que pode ser chamado de "espaço de soluções" (Figura 2.19).

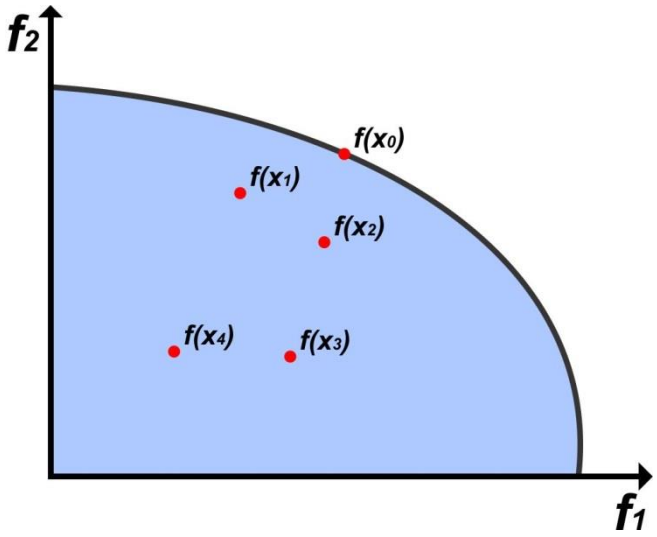
Figura 2.19 – Exemplo de espaço de soluções considerando cada ponto uma possibilidade de solução.



Fonte: elaboração própria.

Os problemas perniciosos ou de difícil solução definidos por Horst Rittel em 1960 (BUCHANAN, 1992) são um exemplo, pois são problemas de difícil definição e que possuem mais de uma solução, dentre as quais não existe uma melhor que as demais. Essa situação pode ser denominada como *tradeoff*, ou seja, onde há um conflito de escolha, de maneira que ao favorecer o ganho de um dos objetivos pode sacrificar outro, existindo assim uma "relação de compromisso" entre os diferentes objetivos. A constante comparação entre os pares de soluções factíveis do problema, permitindo avaliar o ganho e a perda entre os diferentes objetivos a serem atingidos, torna possível encontrar soluções que possuem certo ganho em uma função e perda em outra. A este processo é possível denominar como dominância de Pareto, permitindo gerar a dominância de um resultado sobre o outro (soluções dominadas), e as soluções que possuem uma relação de equilíbrio entre os diferentes objetivos (soluções não-dominadas). Na Figura 2.20 cada eixo corresponde às funções objetivas f_1 e f_2, apresentando valores que atendem respectivamente cada uma delas, sendo os de melhor desempenho os maiores valores. As soluções candidatas contidas no espaço de soluções (a área em azul) é definida pela função $f(x) = (f_1(x), f_2(x))$, o que permite verificar que x_1 e x_2 dominam x_4, mas x_2 domina mais o x_3 do que o x_1, sendo o aspecto de dominância definido conforme a posição que cada um assume no espaço com relação ao outro. Os pontos posicionados na curva, ou seja, na fronteira de Pareto, não possuem qualquer outra dominância, a exemplo do x_0.

Figura 2.20 – Os eixos correspondem a duas funções objetivas que configuram a dominância de Pareto com as soluções factíveis no espaço azul, sendo a curva o limite.



Fonte: adaptado de Floreano e Mattiussi (2008, p.89).

O método de busca tradicional, não evolutivo, como o *Hill-climbing*, irá buscar o máximo de uma função a partir da sua derivada na região de um único ponto localizado no espaço de soluções, ou seja, a partir da adoção de uma solução candidata aplica-se constantemente uma pequena alteração para que sejam criadas outras soluções que possam ser comparadas e avaliadas. Devido à falta de diversidade de soluções nesse método, corre-se o risco da solução ficar presa em um pico local quando avaliado em um gráfico que representa o campo de soluções (máximo local), impedindo a exploração de outras possibilidades de solução presentes em outros picos (Figura 2.21[a]) (MICHALEWICZ, 1996). Já os algoritmos evolutivos buscam a melhor solução de uma maneira aleatória-guiada (LINDEN, 2008), ou seja, esses algoritmos conseguem explorar as diferentes regiões e pontos do espaço de soluções através de "saltos" provocados por um mecanismo próprio (operadores de diversidade – recombinação genética e mutação). Isso contribui para uma busca mais diversificada pelo campo de soluções, explorando os diferentes picos e contribuindo para a localização da melhor solução global. Dessa forma, os algoritmos evolutivos possibilitam encontrar o máximo global, por isso é denominada de técnica de otimização global (Figura 2.21[b]) (MITCHELL, 1999).

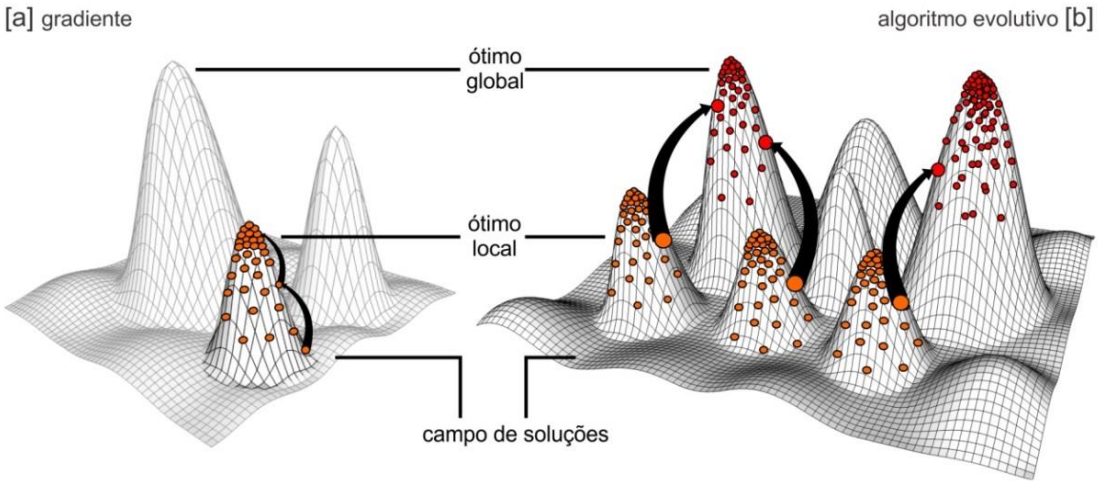
Os algoritmos evolutivos apresentam a tendência de gerar boas soluções, e a utilização desse método visa justamente encontrar as melhores diante da diversidade obtida durante as iterações (BENTLEY, 1999). A combinação de boas soluções e a aplicação de mutações não

necessariamente resultará em indivíduos melhores, por isso é fundamental que os operadores de seleção, que simula a seleção natural, sejam muito bem definidos, selecionando sempre os melhores indivíduos de uma geração, mantendo a eficiência dos algoritmos. Outra questão, que pode ser assumida como positiva, é a possibilidade de encontrar soluções não imaginadas e que não pertencem a um universo comum de soluções. Isso se dá pelo fato de os algoritmos explorarem o vasto espaço de soluções que os problemas multicritérios possuem.

Figura 2.21

[a] – Hill-Climbing não possui operadores de diversidade ficando preso a um pico.

[b] – Os operadores de diversidade possibilitam saltos entre os picos no campo de soluções do algoritmo genético.



Fonte: elaboração própria.

Os algoritmos evolutivos tiveram diferentes aplicações desde a sua origem, apresentando as suas primeiras implementações por biólogos e geneticistas com o intuito de simularem os processos vitais em computador, sendo denominados como “processos genéticos”, a exemplo de Rosemberg, que em 1967 simulou uma população de seres unicelulares e sua estrutura genética clássica (BITTENCOURT, 1996). Outras aplicações começaram a ser investigadas como a criação de Sistemas Adaptativos e Sistemas de Aprendizagem de Máquinas na área da computação, mais especificamente na área de Inteligência Artificial, desenvolvendo algoritmos e técnicas que permitiam ao computador aperfeiçoar o seu desempenho. A partir de então diversas áreas começaram a vislumbrar a sua utilização, como a química computacional e a física, sendo utilizados em vários tópicos como no estudo do dobramento de proteínas (diferentes arranjos tridimensionais que uma proteína assume em uma função biológica) e na configuração de macromoléculas; na eletrônica, para a criação de circuitos eletrônicos e realização de testes; na

área de produção, são empregados no processo de planejamento, programação, controle e otimização de produção (VILLANUEVA, 2008); na área de pesquisa em processamento de imagem, no reconhecimento de padrões e definição de filtros (SANTOS et al., 2005); na área de controle de potência, no controle de motores, otimização, programação e eficiência econômica; na robótica, são utilizados para fazer o controle de movimento dos robôs e planejamento do caminho de sua mobilidade; na área de projeto auxiliado por computador, em problemas de layout, otimização e forma (DIANATI et al*.,* 2002).

Como exemplo de aplicação dos algoritmos evolutivos no processo de projeto é interessante destacar um estudo que objetivou a análise de uma estrutura construída pelos astronautas no espaço, e que chegou a um resultado não imaginado pelos projetistas. A partir da análise de algumas imagens foi observado que a estrutura apresentava sérios problemas de vibração, e que a utilização dos algoritmos genéticos no seu processo de projeto poderia contribuir para otimizá-la, reduzindo a transmissão da vibração ao longo dela (KALLEL et al., 2001, p. 8). O resultado final obtido surpreendeu tanto no aspecto de desempenho quanto no formal, obtendo uma forma não imaginada inicialmente, como pode ser visto na Figura 2.22.

Figura 2.22 – Otimização estrutura utilizando algoritmo genético

Fonte: adaptado de Kallel et al. (2001, p.8).

Portanto, é possível afirmar que a utilização dos algoritmos evolutivos na solução de problemas multiobjetivos contribui não apenas em um processo de otimização, mas também na possibilidade de obter resultados criativos que podem contribuir de maneira significativa no processo projetual, aliando otimização e criatividade. Para isso é importante que todos os componentes que estruturam o algoritmo evolutivo estejam bem definidos, a fim de não gerar

soluções infactíveis ou até mesmo soluções que não atendam satisfatoriamente aos objetivos, sendo fundamental o entendimento de cada componente e a sua função no processo algorítmico.

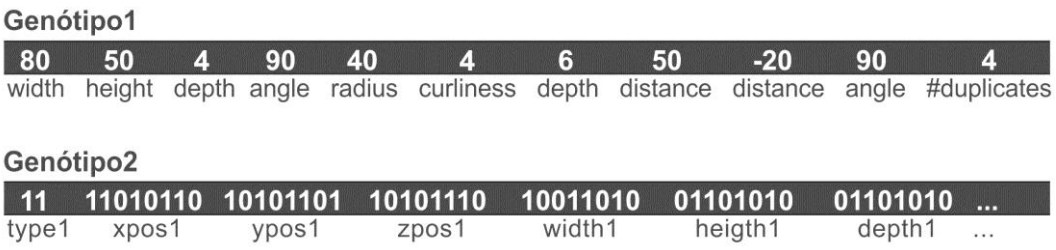
2.2.3 Os componentes

Os principais componentes que constituem os algoritmos são a representação dos indivíduos, as populações, a função de avaliação (*fitness function*), os mecanismos de seleção, os operadores de diversidade (mutação e recombinação) e o tempo de duração ou o número de gerações dos algoritmos (número de ciclos), sendo incorporados a esse processo a ideia de reprodução com herança genética, a variação aleatória em uma população de indivíduos e a simulação de uma seleção natural para a obtenção da próxima geração (FLOREANO; MATTIUSSI, 2008).

2.2.3.1 Representação

O primeiro componente a ser considerado em um processo de implementação dos algoritmos evolutivos é a representação, sendo necessário definir como os elementos que caracterizam um determinado indivíduo ou solução podem ser representados ou codificados. A codificação do ser humano em um DNA (Figura 2.8) é um exemplo, que apresenta moléculas com as instruções genéticas coordenando o desenvolvimento e funcionamento dos seres vivos. A escolha de uma codificação não adequada pode acarretar em resultados insatisfatórios, pois ao serem aplicados os operadores de diversidade (recombinação e mutação) serão gerados resultados infactíveis. A codificação pode ser feita de diferentes maneiras, e os genes podem ser representados por números binários (zeros e uns), inteiros, reais, caracteres e outros (Figura 2.23).

Figura 2.23 – Genótipo1 representação por números inteiros e o Genótipo2 por números binários.

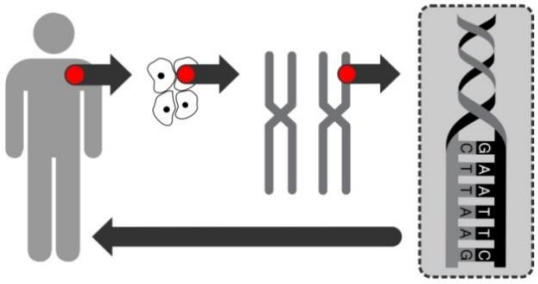


Fonte: adaptado de Bentley (1999, p. 44 e 47).

A codificação binária, que utiliza os zeros e uns, é a mais utilizada no algoritmo genético devido à simplicidade e por ter sido proposta inicialmente por John Holland (MITCHELL, 1999; LINDEN, 2008). Em situações de otimização numérica com parâmetros reais e que necessitam de uma precisão muito alta, a representação binária pode não ser satisfatória devido ao grande número de zeros e uns necessários para representá-los, o que torna mais favorável a utilização de números inteiros ou de ponto flutuante. Segundo Linden (2008), em muitos casos seria mais natural utilizar como representação o próprio valor do parâmetro a ser otimizado, empregando números reais para representar diretamente as características dos indivíduos, sem a necessidade de uma função de mapeamento que interpretasse a representação. Isso levaria a igualar os valores do espaço onde ocorre a representação interna (genotípica) e atua os algoritmos evolutivos, aos valores do espaço onde as soluções apresentam o valor real do problema (fenotípico), possibilitando a utilização de domínios maiores, aumentando a precisão e gerando um melhor desempenho (MICHALEWICZ, 1996).

A representação baseia-se em um modelo cromossômico composto pelos genes, sendo que cada gene corresponde à menor unidade de informação genética definindo um atributo ou característica (Figura 2.24). As possíveis combinações dos genes serão responsáveis pela codificação das diferentes características de um indivíduo, constituindo uma sequencia de conjuntos de genes, compondo o código genético de um cromossomo ou indivíduo (denominação mais comum nos algoritmos evolutivos). A estrutura composta pelos genes define um genótipo e o resultado da interação desse conteúdo genético com o ambiente, manifestando-se no comportamento, fisiologia e morfologia do indivíduo, corresponde ao fenótipo. Assim, após a finalização da execução do algoritmo, os melhores genótipos correspondentes às melhores soluções serão decodificados e apresentados como fenótipos.

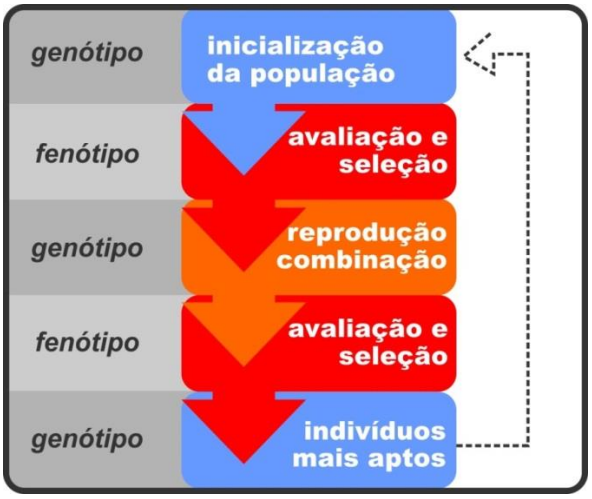
Figura 2.24 – O ser humano como exemplo do resultado interpretativo de um código, o DNA.



Fonte: elaboração própria.

Na computação evolutiva é comum o uso de alguns sinônimos para nomear os elementos nos dois espaços. No lado onde se contextualiza o problema original, ou seja, o espaço fenotípico, os termos utilizados para denominar as soluções ou pontos no espaço de soluções são soluções candidatas, fenótipos ou indivíduos. No espaço onde os algoritmos evolutivos agem, ou seja, o espaço genotípico, os termos adotados são genótipos, cromossomos ou indivíduos (DAWKINS, 2001; EIBEN; SMITH, 2010). Assim, diante da definição desses dois espaços é possível dizer que o processo de representação atua de duas maneiras, codificando (quando o fenótipo é traduzido para o genótipo) e decodificando (quando o genótipo é traduzido para o fenótipo), o que leva a concluir que para cada indivíduo no espaço genotípico existe sua decodificação no espaço fenotípico, e que as operações algorítmicas são efetuadas nos indivíduos codificados, agindo no nível do gene (genótipo) e a seleção ocorre nos indivíduos decodificados (fenótipo) (DAWKINS, 2001, p. 92), como pode ser visto na Figura 2.25.

Figura 2.25 – O espaço genotípico e o fenotípico na estrutura geral dos algoritmos evolutivos.



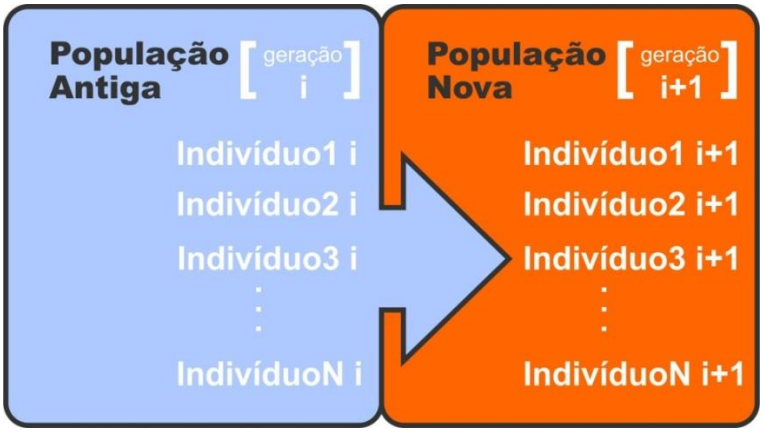
Fonte: elaboração própria.

Segundo Linden (2008), a utilização da representação cromossômica é completamente arbitrária, ficando a sua definição de acordo com o programador. Para isso ele sugere três regras básicas a serem seguidas, a utilização de uma representação simples, evitar a criação de representações proibidas (a fim de não gerar resultados infactíveis), e embutir no processo de representação as possíveis restrições ou condições esperadas (o que conduzirá a obtenção de maior número de resultados desejados).

2.2.3.2 População Inicial

A população inicial é constituída por indivíduos escolhidos aleatoriamente a partir de um conjunto de possíveis soluções previamente definido no espaço genotípico. Essas soluções são produzidas automaticamente pelos algoritmos evolutivos até atingir o número de indivídos estabelecidos para a população inicial, podendo ser avaliados ou não, dependendo da técnica evolutiva adotada. Após essa composição, é importante destacar que os indivíduos são estáticos e não interagem sozinhos, sendo necessária a definição algorítmica para comandar a execução dos procedimentos capazes de gerar a próxima população. O algoritmo evolutivo padrão utiliza o modelo geracional, mantendo o número de indivíduos nas gerações, resultando na completa substituição da geração velha pela nova (Figura 2.26).

Figura 2.26 – Exemplo do modelo geracional.



Fonte: elaboração própria.

Há situações em que o programador pode manter alguns indivíduos de uma geração para outra, sendo utilizada a técnica do elitismo para a seleção destes indivíduos, mantendo parte da geração anterior na nova, uma vez que os operadores de diversidade não são aplicados em todos os indivíduos de uma população, mas sim, conforme as taxas específicas para cada operador. Essa técnica poder ser implementada no modelo estacionário (*Steady-state*) para criar as novas gerações, de maneira que os melhores indivíduos obtidos em um cruzamento serão adicionados à geração anterior, para que junto com os seus "pais" possam compor uma nova geração (MITCHELL, 1999). Dessa forma, a utilização da técnica do elitismo contribui para a permanência dos indivíduos que possuem uma ótima estrutura cromossômica e, portanto, um alto valor de avaliação, caracterizando as soluções melhor adaptadas e favoráveis à solução do

problema, impedindo que se percam durante o processo evolutivo, mantendo-os sempre para a próxima geração.

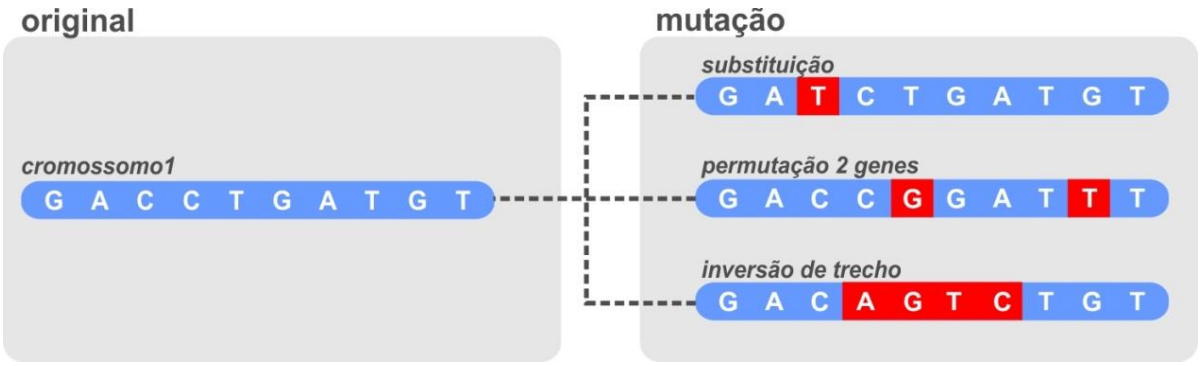
2.2.3.3 Operadores de diversidade

São os operadores responsáveis por gerar a diversidade nas populações, contribuindo significativamente para a exploração do espaço de soluções, pois a partir da alteração provocada nos genes dos cromossomos dos "indivíduos pais" irão surgir os "indivíduos filhos", que correspondem a diferentes pontos localizados no espaço de soluções e que podem estar presentes nos picos onde se encontram os ótimos globais. São os operadores de diversidade os responsáveis pelos saltos que ocorrem no campo de soluções de um pico para outro, contribuindo para uma varredura em busca das melhores soluções (KALLEL et al., 2001). Estes operadores são, portanto, o diferencial presente nos métodos evolutivos. Os mais comuns são a mutação e a recombinação (MICHALEWICZ, 1996; LINDEN, 2008; EIBEN; SMITH, 2010).

A mutação tem como objetivo alterar aleatoriamente o gene do cromossomo de um indivíduo a fim de transformá-lo em outro, contribuindo para a diversidade genética, inserindo novos cromossomos na população (DAWKINS, 2001) e ampliando os limites estabelecidos pela geração inicial. A quantidade de genes a serem modificados segue como referência uma taxa de mutação com uma probabilidade na ordem de 1% (MICHALEWICZ, 1996; EIBEN; SMITH, 2010), o que significa uma quantidade muito baixa, mas que possibilita gerar uma variação no indivíduo sem perder totalmente as informações correntes ou passadas pelos cruzamentos e hereditariedade até o momento. Se o valor da taxa de mutação fosse muito elevado existiria o risco de o algoritmo genético assumir características da técnica de busca denominada *random walk*, cuja solução é escolhida aleatoriamente, devido às grandes modificações que o cromossomo sofre, e consequentemente perdendo as suas características por completo, o que levaria ao sorteio de pontos aleatórios no espaço de soluções e não a uma busca mais apurada. Um valor muito baixo para a taxa de mutação também não é interessante, pois isso levará a uma convergência muito rápida das soluções, estagnando o processo devido à geração de indivíduos com uma grande semelhança entre si. Dessa forma, segundo Linden (2008, p. 129), é difícil determinar um valor como regra, pois dependerá da representação adotada e do objetivo do algoritmo, cabendo ao programador definir qual o valor mais adequado diante do resultado desejado.

A aplicação da mutação e a quantidade podem estar vinculadas ao número de gerações decorridas, sendo especificadas através de uma descrição algorítmica no próprio algoritmo evolutivo. Para isso, é preciso definir a taxa de mutação e como o operador irá agir, criando uma estratégia com características probabilísticas aleatórias para a escolha do cromossomo e do gene que será modificado A modificação pode ocorrer de forma pontual, através da substituição de um valor por outro previamente especificado, pelo acréscimo ou subtração de um valor ao existente, ou pela definição de uma função matemática cujo resultado esteja entre um mínimo e um máximo (MICHALEWICZ, 1996; LINDEN, 2008). A outra possibilidade é a alteração através da permutação entre dois genes de um mesmo cromossomo, ou a inversão ou rearranjo de um trecho do cromossomo (Figura 2.27). A definição do tipo de mutação a ser utilizada no algoritmo também dependerá da codificação adotada, assim como da intenção e do tipo de resultado que se pretende obter.

Figura 2.27 – As três formas de mutação em um algoritmo genético.



Fonte: elaboração própria.

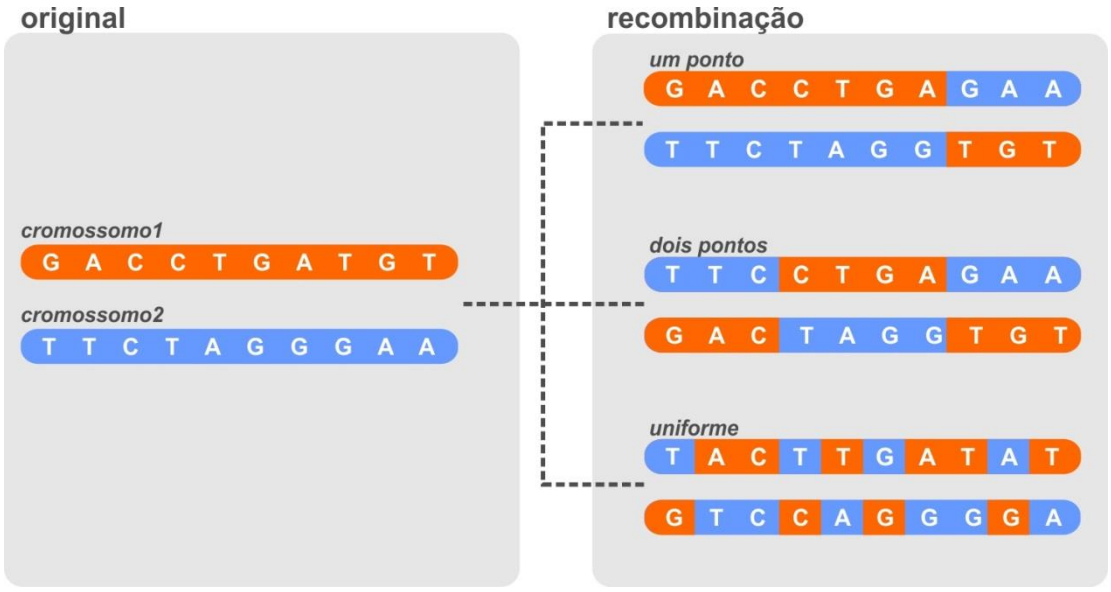
A mutação pode gerar tanto indivíduos bons como ruins, no que se refere ao atendimento da função objetivo. Isso ocorre devido à aleatoriedade do processo, podendo gerar indivíduos insatisfatórios, transformando-os em péssimos resultados, mesmo que as soluções a partir das quais tiveram origem sejam ótimas. Esse problema pode ser sanado através dos operadores de seleção, que irão selecionar apenas os indivíduos que satisfaçam os critérios definidos como os ideais conforme a função objetivo, ou seja, escolhendo os mais aptos e os mais bem avaliados.

A recombinação é a troca de partes entre dois ou mais “cromossomos pais” durante o processo de cruzamento para a geração dos “cromossomos filhos” que irão compor a próxima geração. Quando a recombinação ocorre apenas entre dois cromossomos o processo é conhecido

como *crossover*, adotando a terminologia da biologia, mas quando a troca é definida entre três ou mais diferentes cromossomos, o processo passa a ser denominado de recombinação, fugindo da analogia com o processo biológico (EIBEN; SMITH, 2010). Alguns autores utilizam apenas o termo recombinação para os dois casos, outros fazem questão de deixar clara essa diferença, mas na prática trata-se de um mesmo procedimento, variando apenas a quantidade de indivíduos envolvidos no processo. A importância desse processo está na responsabilidade por manter certo grau de familiariedade entre os indivíduos, pois no cruzamento as características são mantidas e a variedade ocorre apenas com a troca de trechos dos cromossomos, gerando novos indivíduos a partir da reconfiguração das características dos pais. Essas modificações ainda se encontram dentro de um domínio que é composto por características conhecidas devido à hereditariedade, não sofrendo transformações aleatórias como acontece na mutação. O cruzamento dos indivíduos mais aptos, ou seja, os que estão em áreas mais promissoras do espaço de soluções, serão capazes de gerar soluções de maior qualidade (LINDEN,2008), mas, assim como na mutação, é possível supor que exista a probabilidade de gerar indivíduos insatisfatórios, ficando a cargo do operador de seleção escolher os melhores e mais aptos, o que reforça a importância desse operador no processo evolutivo.

A taxa de crossover, ou recombinação, ocorre com uma probabilidade entre 60% e 90%, sendo definido pelo programador conforme o objetivo pretendido com o algoritmo evolutivo. Nos sistemas que utilizam a codificação binária, a recombinação pode ocorrer de três formas: em um ponto (que será escolhido aleatoriamente e utilizado como referência para a troca dos trechos de mesmo tamanho), em dois pontos (definidos aleatoriamente e com o mesmo tamanho), e de maneira uniforme (sendo definidas várias posições fixas que servirão como guia para a realização das trocas entre os dois cromossomos), como exemplificado na Figura 2.28.

Figura 2.28 – Tipos de recombinação genética.



Fonte: elaboração própria.

2.2.3.4 Operador de avaliação e seleção

O método de seleção utilizado no algoritmo evolutivo segue como referência o mecanismo de seleção sobre as espécies biológicas encontrado atuando na Natureza. O processo consiste na sobrevivência dos indivíduos que estão mais bem adaptados às restrições e condições do meio em que vivem, apresentando uma maior capacidade de reprodução, possibilitando a disseminação dos seus genes e gerando maior número de descendentes, contribuindo para o processo evolutivo (FLOREANO; MATTIUSSI, 2008). Nos algoritmos evolutivos a seleção natural é simulada através do operador de avaliação e o de seleção, verificando os indivíduos mais aptos e selecionando-os para a geração subsequente. O primeiro pode ser denominado função objetivo, função de avaliação ou *fitness function*, que será responsável por avaliar cada indivíduo gerado no processo, verificando o quanto cada um dos indivíduos atende às condições e restrições definidas como as desejadas para a obtenção de uma solução (MICHALEWICZ, 1996; LINDEN,2008; EIBEN; SMITH, 2010). O segundo, o operador de seleção, será responsável por classificar e selecionar os indivíduos melhores avaliados conforme técnicas determinísticas ou probabilísticas. Segundo Dawkins (2001), os genes são selecionados não pelas suas qualidades intrínsecas, mas por suas interações com o meio, retomando a questão da diferença entre o espaço genotípico e fenotípico, pois é o resultado que é avaliado, ou seja, a solução resultante de um

conjunto de genes e não os genes em si, o que de certa forma amplia a compreensão quanto à interferência dos operadores de diversidade na definição de um indivíduo, pois a avaliação não estaria acontecendo apenas nos genes modificados, mas sim na interação desses com os outros genes, compondo o indivíduo como um todo. Isso facilita também o entendimento do porquê tais operadores poderiam gerar resultados ruins mesmo tendo como origem os indivíduos com ótima avaliação. Assim, o processo de seleção através da avaliação de cada indivíduo ocorre exclusivamente no espaço fenotípico, escolhendo os que possuem melhor comportamento para compor a próxima geração. Os indivíduos selecionados substituirão os antigos e a partir desse momento o algoritmo retoma a sua ação no espaço genotípico, aplicando os operadores de diversidade e gerando novos indivíduos, retomando o processo de avaliação e seleção no espaço fenotípico, caracterizando o processo cíclico.

Dessa forma, a função de avaliação ou *fitness function* precisa representar todas as restrições e condições necessárias para a obtenção da solução desejada, pois são elas as responsáveis por verificar se cada indivíduo gerado atende ou não às necessidades do problema proposto (EIBEN; SMITH, 2010). Assim, cada indivíduo será avaliado conforme o grau de atendimento a essas restrições receberá uma nota que corresponde ao valor de *fitness*, sofrendo penalidades aqueles indivíduos que não satisfizerem a essas condições (LINDEN, 2008). Os valores de *fitness* que cada indivíduo recebe é a referência adotada pelo operador de seleção para identificar, classificar e selecionar os indivíduos que irão compor a nova população. Quando a definição da função de avaliação é muito restritiva é possível ocorrer um aumento na pressão seletiva, ou seja, diante do alto grau de restrições do *fitness function*, serão selecionados alguns poucos indivíduos que apresentarão muitas semelhanças entre si, provocando a rápida perda da diversidade nas gerações seguintes (FLOREANO; MATTIUSSI, 2008). É preciso lembrar que o processo evolutivo ocorre de forma gradativa e a adoção de uma amplitude maior na definição dos limites da função de avaliação pode gerar uma flexibilidade que conseguirá manter um grau de diversidade. Esses operadores de seleção envolvem algoritmos que utilizam método determinístico ou probabilístico como o elitismo, da roleta, do ranking ou do torneio.

No método do elitismo, como explicado anteriormente, os indivíduos que apresentarem a melhor avaliação, ou seja, os que possuírem a maior nota para o *fitness*, serão considerados os mais aptos e, portanto, serão selecionados automaticamente para compor a próxima geração (MITCHELL, 1999). Dessa forma, os melhores indivíduos não desaparecem durante o processo,

sendo evitado inclusive que sofram modificações pelos operadores de diversidade. Na técnica da roleta é verificado o peso do valor de *fitness* de cada indivíduo com relação à somatória de todos os valores obtidos na mesma geração, definindo assim uma aptidão relativa com relação ao grupo de indivíduos, aumentando a probabilidade de manter os indivíduos que possuíram uma melhor avaliação, oferecendo a oportunidade de sobreviverem e se reproduzirem mais vezes (MITCHELL, 1999; EIBEN; SMITH, 2010). A avaliação através desse método irá possibilitar um nível maior de diversidade da população com relação ao elitismo, uma vez que ela garante apenas a sua sobrevivência para a próxima geração e não a sua imutabilidade. O método do *ranking* evita a rápida convergência e dominância do melhor indivíduo (LINDEN, 2008; MITCHELL, 1999; EIBEN; SMITH, 2010), isso ocorre porque a partir de uma ordenação dos valores de *fitness* dos indivíduos, sendo o pior valor colocado na posição zero e o melhor na última posição do *ranking*, é definida uma nova escala que levará em consideração uma associação entre a posição ocupada no *ranking* e o valor do *fitness*, ocorrendo um reescalonamento e suavizando a diferença dos valores dos *fitness* de cada indivíduo. Isso contribuirá para que indivíduos com uma avaliação não muito boa possam aumentar a probabilidade de serem selecionados para a próxima geração, contribuindo para a diversidade e diminuindo a rápida convergência e pressão seletiva. Já o método do torneio não cria uma relação de proporção com o valor de aptidão, ou seja, o valor de *fitness*, contribuindo para diminuir a pressão seletiva e a rápida convergência dos resultados. Nesse método é definido um parâmetro que corresponde ao número de indivíduos que serão selecionados aleatoriamente em uma geração, sem qualquer tipo de favorecimento, e que irão competir entre si através da verificação do melhor valor de *fitness*, sendo selecionado o melhor para compor a próxima geração. Os indivíduos não selecionados retornam para a população original e podem ser selecionados novamente (MITCHELL, 1999).

Deste modo, é possível verificar que o operador de seleção é fundamental para o sucesso do algoritmo evolutivo, sendo possível adotar diferentes métodos que auxiliam na busca pelas soluções candidatas no espaço de soluções, o que dependerá do programador adotar aquelas que são mais coerentes com a representação escolhida e o objetivo desejado. Assim, a implementação computacional do sistema evolutivo possibilita uma manipulação experimental, o que de certa forma pode favorecer a obtenção, ou melhor, a localização de resultados ótimos e inusitados.

Segundo Dawkins (2001, p. 106), a seleção artificial no modelo de computador irá apenas localizar a criatura que já se encontra em algum lugar específico no espaço genético.

2.2.3.5 Duração

A evolução irá ocorrer ao longo de um período de tempo, condição necessária para que os operadores de diversidade, de avaliação e de seleção possam cumprir o seu papel em busca das soluções mais aptas. Na computação evolutiva esse período corresponde à duração para que ocorra a execução dos algoritmos evolutivos, um dos componentes responsáveis pela sua eficiência, pois assim como na Natureza, a evolução irá ocorrer de forma gradual, permitindo um processo gradativo de ajustes entre as soluções.

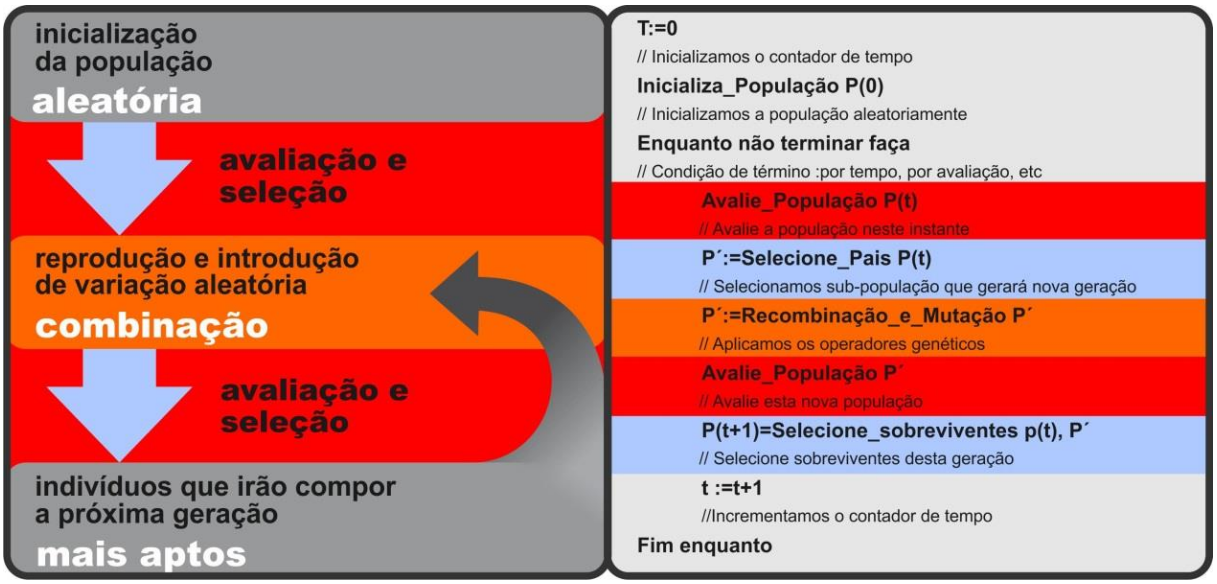
A duração da execução dos algoritmos evolutivos pode ser definida de três maneiras: por meio da determinação de (1) um tempo máximo de processamento computacional, (2) de um número máximo de gerações ou (3) do atendimento aos objetivos desejados (BENTLEY, 1996). No primeiro caso, o tempo é definido quantitativamente, sendo estipulado em minutos ou horas o período máximo para a execução do algoritmo, sendo imprevisível o número de gerações, já que dependerá dos recursos computacionais. No segundo caso, a duração é definida pela quantidade de gerações, ficando o tempo indefinido e dependente da capacidade de processamento computacional. Já no terceiro caso, a duração está relacionada com a obtenção da solução ideal, ou seja, a execução do algoritmo é finalizada quando for encontrada a solução que atenda plenamente a todos os critérios previamente definidos, sendo imprevisível a quantidade de gerações e do tempo necessário para o processamento.

Considerando que a "evolução" é a mudança das propriedades de populações de indivíduos ao longo do tempo (MAYR, 2009), é necessário cautela ao definir o número de iterações (gerações) ou o tempo de processamento para a solução de um dado problema. O sistema precisa ter condições suficientes para que os mecanismos evolutivos consigam formar e identificar as estruturas genéticas favoráreis à obtenção das soluções mais aptas. Esses valores, portanto, não podem ser muito baixos, pois isso poderia fazer com que todo o procedimento perdesse seu sentido.

2.2.4 Os principais métodos

Os principais métodos que compõem os algoritmos evolutivos e que serviram de base para a construção do quadro teórico para a computação evolutiva são: Algoritmo Genético, Estratégia Evolutiva e Programação Evolutiva. Esses algoritmos possuem uma estrutura básica constituída por populações de indivíduos (representando as possíveis soluções de um problema), operadores de diversidade (responsáveis pela diversificação dos indivíduos), funções de aptidão dos indivíduos (que verificam o grau de satisfação das soluções obtidas) e o operador de seleção. O que diferencia um método do outro são as representações das soluções (cadeias binárias, vetores de números ou árvores), os operadores de diversidade utilizados em cada processo, os operadores de seleção e a maneira como são geradas as populações (Figura 2.29).

Figura 2.29 – Estrutura básica dos algoritmos evolutivos e a sua implementação algorítmica através de um pseudocódigo.



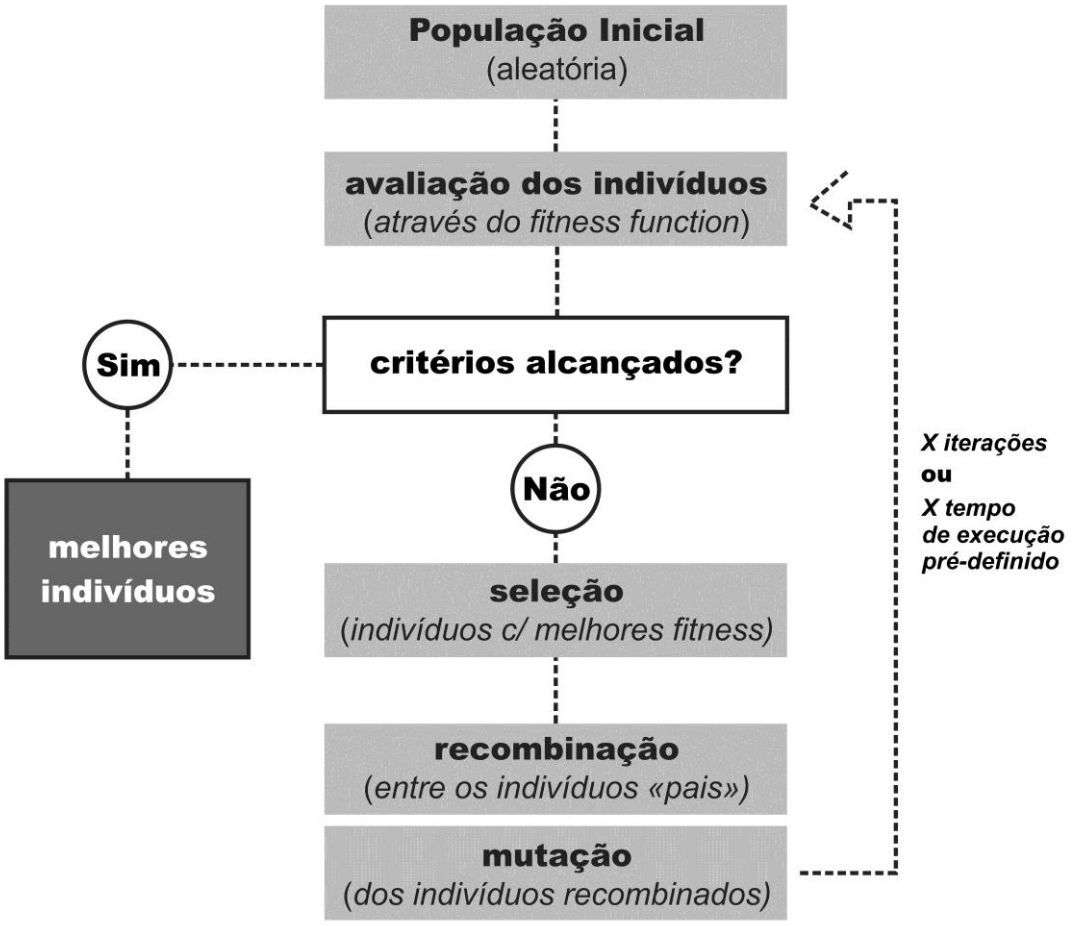
Fonte: adaptado de Linden (2008, p. 41).

2.2.4.1 Algoritmo genético

O algoritmo genético formalizado por Holland enfatiza a recombinação como o principal operador de diversidade, utilizando a mutação apenas como um operador secundário, sendo empregado com baixas probabilidades. Embora inicialmente Holland tivesse proposto o uso da representação binária, considerada uma das suas principais características, é possível utilizar a

representação real, ou seja, adotar diretamente os valores dos parâmetros. As operações ocorrem em dois espaços distintos, o de busca e o de soluções, correspondendo respectivamente ao espaço genotípico e ao fenotípico. É no espaço genotípico onde são realizadas as recombinações e as mutações dos indivíduos codificados, que serão posteriormente decodificados e avaliados pela *fitness function* no espaço fenotípico. Essa avaliação gera para cada indivíduo um valor específico denominado *fitness*, permitindo a verificação do atendimento aos critérios definidos pelo programador. Como exemplos de critérios é possível citar a maximização ou minimização do valor de *fitness*, ou a sua localização em um intervalo adotado como referência. Assim, a classificção e seleção dos indivíduos mais aptos utilizarão técnicas probabilísticas aplicadas sobre os valores de *fitness* de cada indivíduo, utilizando os critérios como referência. A seguir na Figura 2.30 é apresentada a estrutura de um algoritmo evolutivo.

Figura 2.30– Estrutura do algoritmo genético.

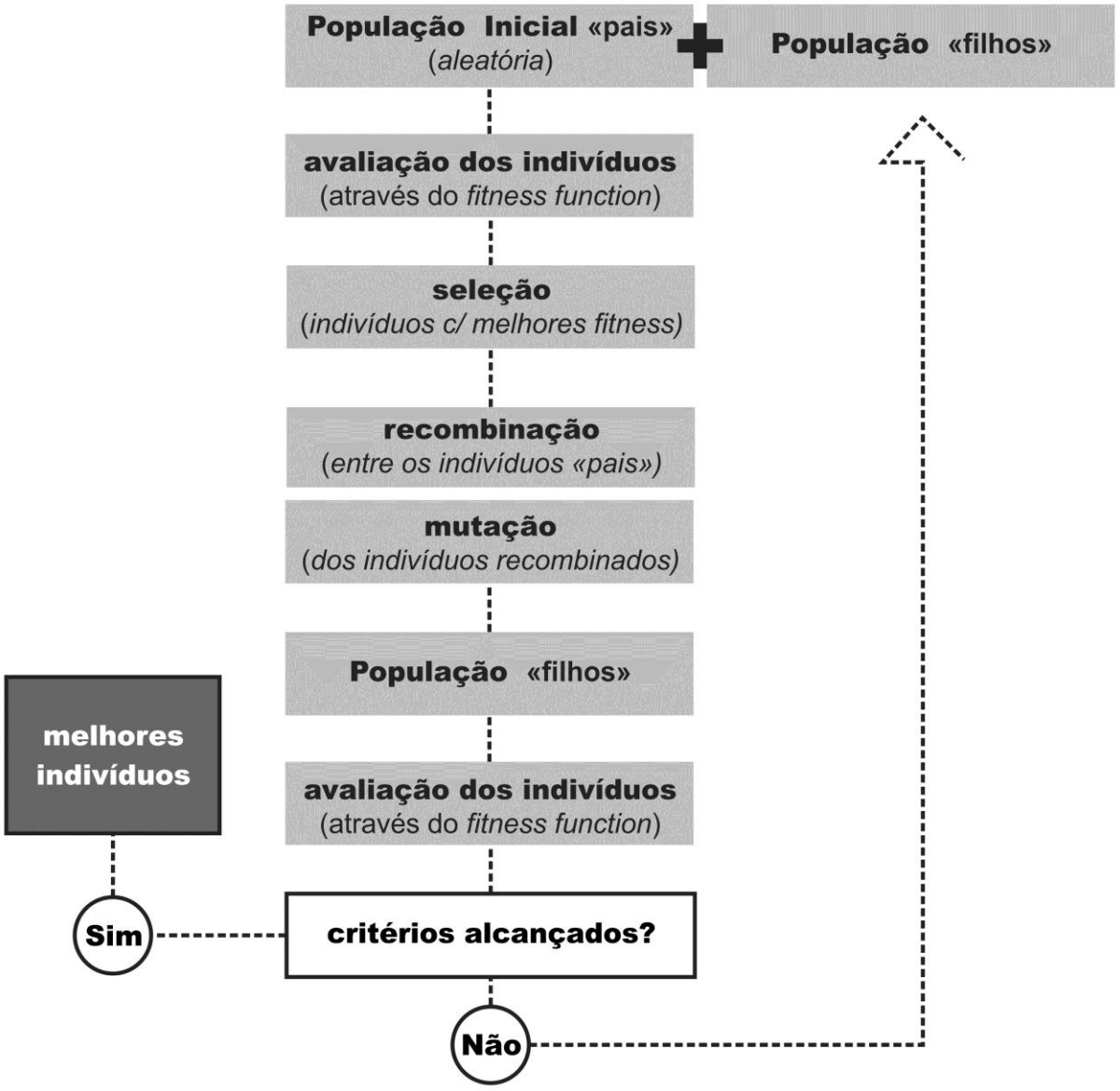


Fonte: adaptado de Bentley (1996).

2.2.4.2 Estratégia evolutiva

A estratégia evolutiva foi desenvolvida em 1960 na Alemanha por Bienert, Rechemberg e Schwefel, mas só em 1965 foi realizada a sua primeira demonstração por Schwefel, e posteriormente complementada em 1973 por Rechemberg (BENTLEY, 1996). Esse método utiliza como operadores de diversidade a mutação e a recombinação, e a seleção dos indivíduos que irão compor a próxima geração ocorre de forma determinística. O tamanho das populações pode variar, pois dependendo do tipo de estratégia adotada a população de filhos poderá ser adicionada à dos pais, compondo uma única população que será avaliada para a seleção dos melhores indivíduos. Esse procedimento contribui para que os indivíduos com boa avaliação de *fitness* permaneçam durante a execução do algoritmo (Figura 2.31).

Figura 2.31 – Estrutura básica da estratégia evolutiva.



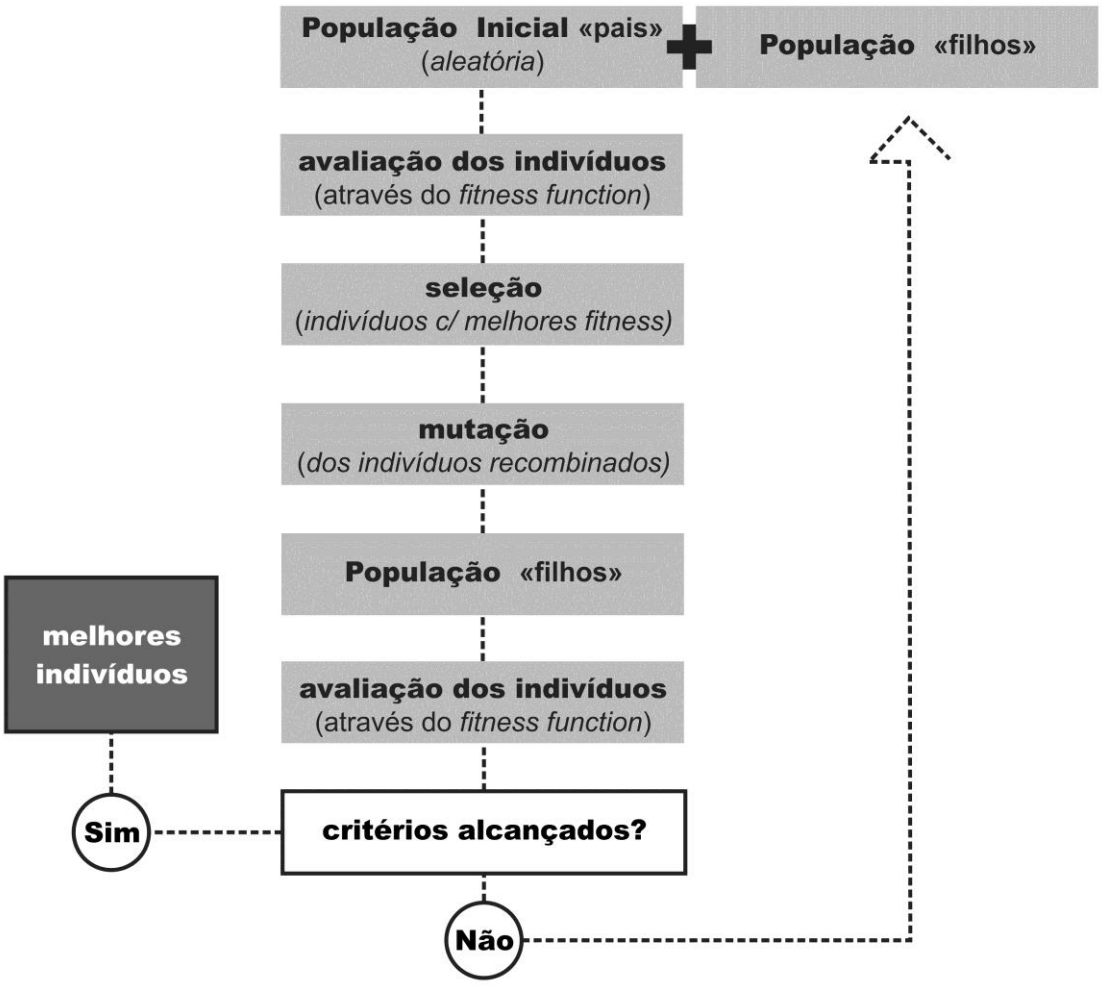
Fonte: adaptado de Bentley (1996).

2.2.4.3 Programação evolutiva

A programação evolutiva é muito parecida com a estratégia evolutiva, tendo sido desenvolvida independentemente por Lawrence Fogel na década de 1960. O seu diferencial é a não utilização do operador de recombinação, ou seja, não há cruzamento, sendo utilizado para gerar os novos indivíduos apenas o operador de mutação. Assim, cada pai dá origem a um filho através da aplicação da mutação, e o processo de seleção dos indivíduos mais utilizado neste

método é a técnica probabilística do torneio. Dessa forma, é possível verificar que a estrutura básica da programação evolutiva é muito semelhante à da estratégia evolutiva, deixando de ter apenas a recombinação (Figura 2.32).

Figura 2.32 – Estrutura básica da estratégia evolutiva.



Fonte: adaptado de Bentley (1996).

Atualmente, os algoritmos evolutivos podem ser estruturados de diferentes maneiras, sendo considerada a estruturação básica de cada método apenas como uma referência. Dessa forma, a fronteira que delimita o Algoritmo Genético, a Estratégia Evolutiva e a Programação Evolutiva, está cada vez menos perceptível, sendo descritos apenas como algoritmos evolutivos com a incorporação de características específicas de algum deles. Assim, os algoritmos evolutivos são passíveis de sofrerem variações nos elementos que os compõem e até mesmo a

hibridização como forma de suprir alguma falha, ganhando potencialidade no processo de geração de resultados.

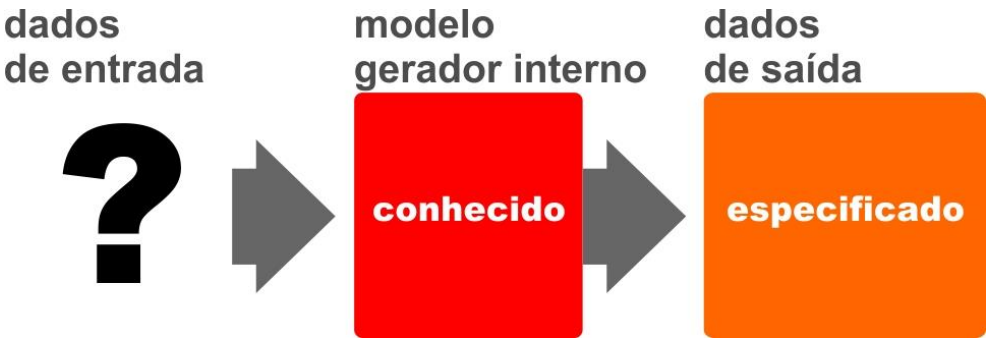
2.2.5 Os diferentes aspectos

Segundo Eiben e Smith (2010), diante das diferentes aplicações dos algoritmos evolutivos é possível identificar três principais componentes trabalhando no sistema. São eles os dados de entrada, os de saída e um modelo gerador interno capaz de conectá-los. Conhecendo o modelo é possível entender como ele funciona, o que torna possível calcular a resposta do sistema para uma determinada entrada, permitindo assim analisar os algoritmos a partir de três aspectos conforme o grau de conhecimento de cada um daqueles componentes, sendo eles o da otimização, o de criação de modelos e o da simulação.

2.2.5.1 Otimização

No processo em que os algoritmos evolutivos são analisados sob o aspecto da otimização, verifica-se a adoção de valores ou informações que possam servir como metas a serem atingidas para a obtenção de resultados favoráveis na solução de um determinado problema. Assim, o algoritmo evolutivo será estruturado de maneira a obter as soluções condizentes com essas referências, sendo definidas as relações e operações necessárias entre os seus componentes. Nesses algoritmos serão definidos os dados de entrada, que a princípio estão em um conjunto de possibilidades muito grande, sendo definido para cada variável um intervalo com valor mínimo e máximo (Figura 2.33).

Figura 2.33 – Processo sob o aspecto da otimização.



Fonte: adaptado de Eiben e Smith (2010).

2.2.5.2 Criação de modelos

O aspecto de criação de modelos ou identificação de sistemas ocorre quando o algoritmo possui muito bem definido os dados de entrada e os de saída, sendo a definição do modelo gerador interno o problema a ser solucionado. Para isso, é necessário entender como o problema se comporta, possibilitando identificar as relações e articulações que ocorrem com os dados de entrada, criando estruturas e mecanismos que são capazes de gerar os dados de saída já predefinidos. A partir desse entendimento é possível definir uma estrutura algorítmica capaz de ser aplicada como modelo ou fórmula para a solução de outros problemas semelhantes, ou até mesmo para a realização de prognósticos (Figura 2.34). Segundo Eiben e Smith (2010) a bolsa de valores é um exemplo típico, pois diante de dados de entrada bem definidos e de dados de saída ideais ou desejados, é possível definir um padrão de comportamento que torna possível conectá-los, permitindo a definição de estratégias ou criando modelos conceituais.

Figura 2.34 – Processo sob o aspecto da modelagem.

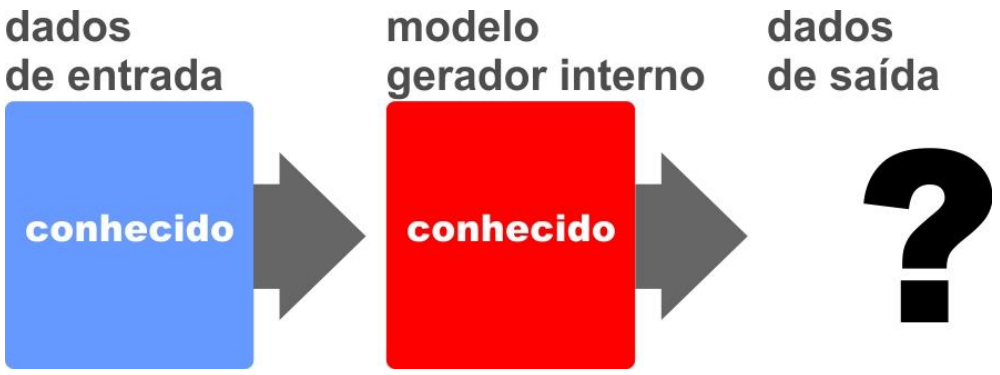
Fonte: adaptado de Eiben e Smith (2010).

2.2.5.3 Simulação

No processo de simulação, alguns dados de entrada são conhecidos e o mecanismo gerador interno é bem definido, sendo necessário processá-los para gerar os dados de saída correspondentes (Figura 2.35). Como os resultados são indefinidos ou desconhecidos, o que se obtém no final do processo é a emergência de soluções consequentes do processamento dos dados iniciais (EIBEN; SMITH, 2010). Por isso, é necessário que se tenha uma boa definição dos dados iniciais e da estruturação do modelo gerador interno, para que seja possível a obtenção de resultados factíveis. Nesse caso é possível obter soluções inusitadas devido ao grande potencial

dos algoritmos de gerar combinações e recombinação dos dados, o que dependerá apenas de como os operadores de diversidade e o de seleção serão configurados.

Figura 2.35 – Processo sob o aspecto da simulação.



Fonte: adaptado de Eiben e Smith (2010).

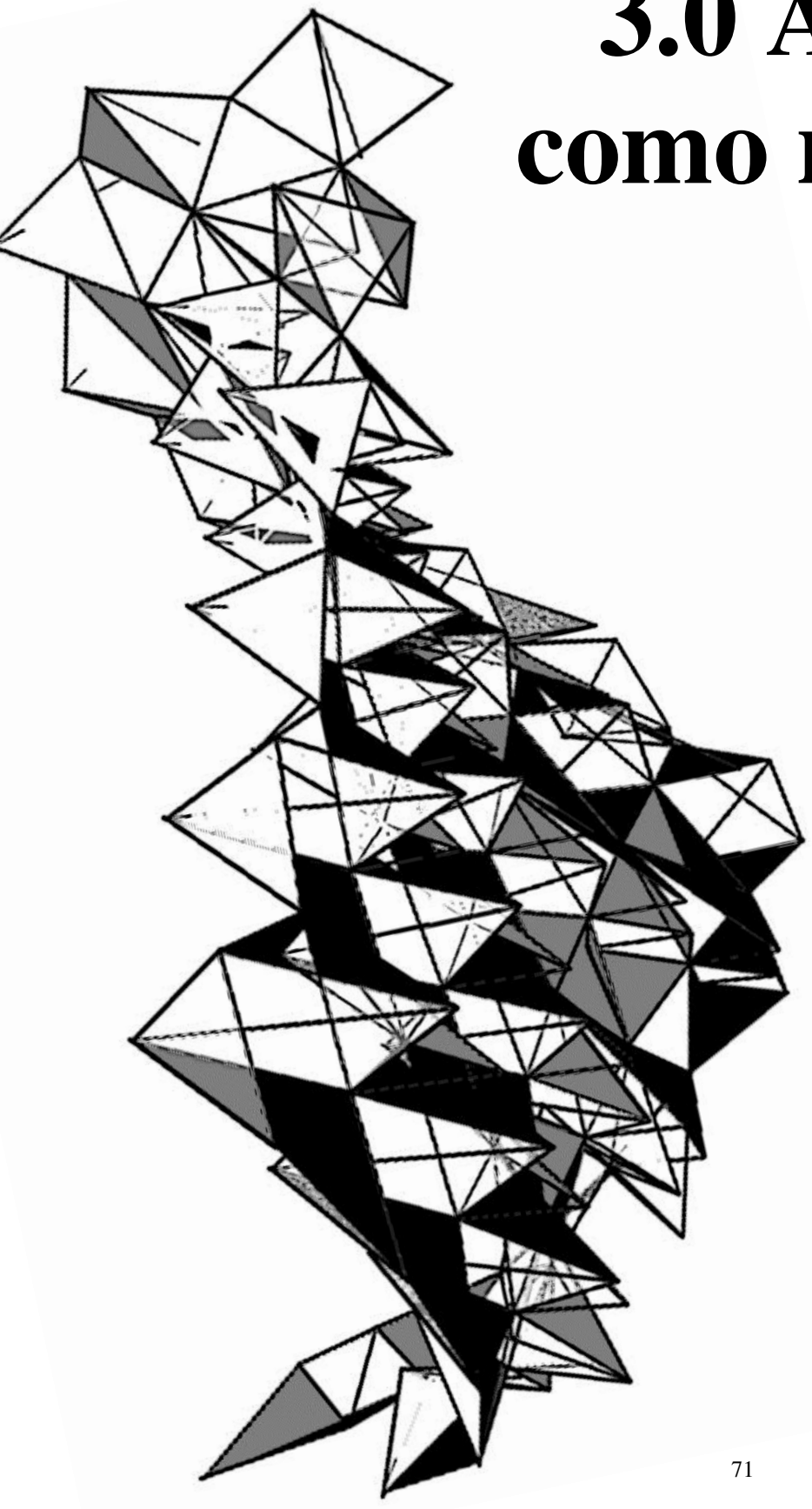
A adoção por Eiben e Smith (2010) do termo simulação para esse aspecto do algoritmo é devida à ideia de simulação do processo evolutivo biológico, e não à simulação de um problema ou situação a fim de se obter uma previsão e gerar prognósticos, o que poderia gerar confusão com o aspecto de criação de modelos.

2.2.6 Quadro síntese

O desenvolvimento tecnológico permitiu a obtenção, a manipulação e a análise de dados, de tal maneira que potencializou o universo perceptivo do ser humano. Isso também contribuiu para o aumento da complexidade dos problemas, que passaram a ser compostos por um grande número de variáveis e de informações, exigindo processos mais complexos para a sua solução. A necessidade de atender simultaneamente e satisfatoriamente a todas as variáveis e condicionantes que envolvem um determinado problema era fundamental, e a adoção do mecanismo evolutivo biológico estruturado na Teoria de Darwin foi adotada como referência. O processo de solução de problemas foi comparado ao processo evolutivo, sendo realizada pelos cientistas da inteligência artificial uma analogia com a forma como os seres vivos evoluem, passando por variações e adaptações diante da luta pela sobrevivência ao interagirem entre si e com o meio. Dessa forma, esse processo poderia ser simulado algoritmicamente e implementado no computador, sendo adotado como um método para a obtenção de possíveis soluções, esperando que reagissem da mesma forma como na evolução natural. Assim, foi incorporada aos algoritmos evolutivos a ideia

de reprodução com herança genética, a variação aleatória em uma população de indivíduos e a simulação de uma seleção natural para a obtenção da próxima geração, possuindo como principais elementos a serem definidos a representação dos indivíduos, as populações, a função de avaliação (*fitness function*), os mecanismos de seleção, os operadores de diversidade (mutação e recombinação) e o tempo de duração ou o número de gerações do algoritmo (número de ciclos ou iterações). Isso possibilitou a criação de uma área de pesquisa denominada computação evolutiva, que explora a utilização dos algoritmos evolutivos através de diferentes métodos implementados em diversas áreas. Desse modo, os métodos evolutivos tornaram-se técnicas coerentes com a atual realidade, caracterizada pela exploração de dados, unificando teorias, praticando a experimentação e a simulação.

3.0 A evolução como método de projeto

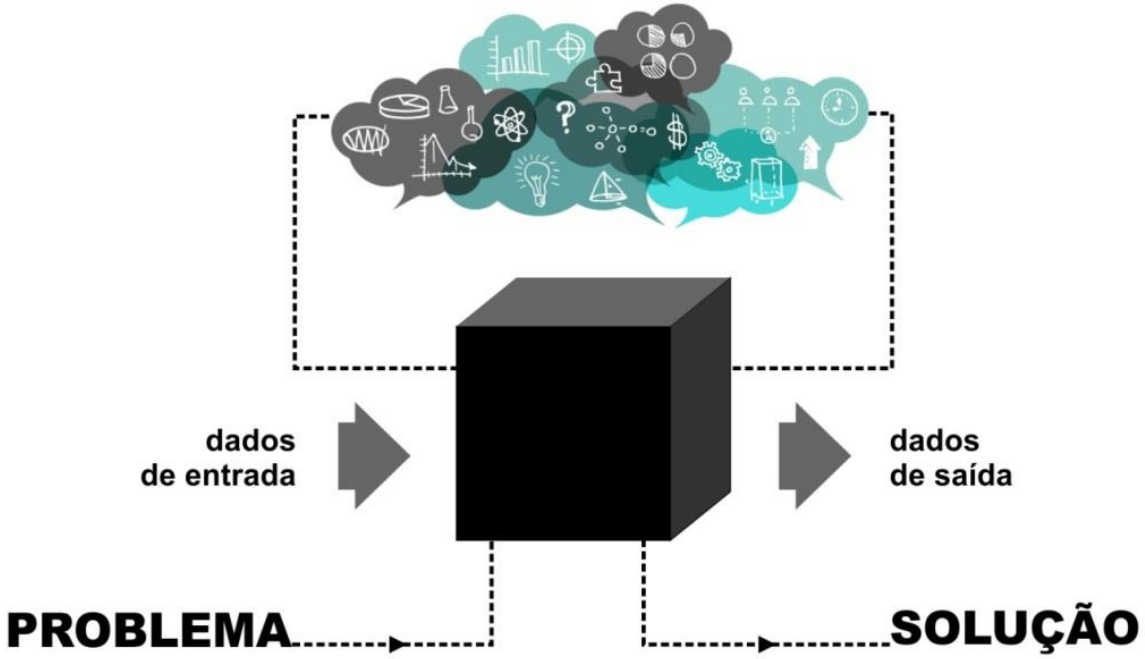


3.1 Contexto sobre a metodologia projetual

A Segunda Guerra Mundial trouxe não apenas as transformações tecnológicas ao mundo, mas estabeleceu uma nova ordem internacional nas questões econômicas, políticas, sociais e culturais. Diante de um mundo em reestruturação, o período pós-guerra proporcionou uma busca por novos sentidos e significados em diferentes áreas que pudessem trazer uma renovação. Assim, os recursos técnicos e tecnológicos resultantes de um período armamentista, caracterizado por sistemas de planificação, programação e simulações, ao serem associados ao espírito de renovação contribuíram para uma sociedade embasada nos aspectos de estratégias, métodos e controles, permitindo o seu gerenciamento. A informação assumia cada vez mais um papel significativo, fosse ela originária de um processo de comunicação como a fala, a escrita, os gestos, etc.; ou a informação obtida através do deslocamento de pessoas ou mercadorias, que fossem capazes de definir relações hierárquicas entre áreas, concentração de renda, desenvolvimento de atividades, exploração de recursos, etc.; ou o fluxo computacional gerado através de um processamento de dados. Assim, a informação pode ser abstraída e entendida como um conjunto de dados a serem gerados, manipulados, estruturados e gerenciados, como uma matéria prima.

A arquitetura não passaria isenta por essas transformações, e inserida nesse contexto tornou-se uma área de estudo que possibilitou explorações filosóficas, metodológicas e tecnológicas. O momento criou uma necessidade de melhor compreensão dos processos de projeto através da análise e avaliação de seus métodos. A partir da década de 1960, uma série de conferências foi promovida com o intuito de discutir os métodos de projeto, dando origem ao movimento chamado *Design Methods*. O primeiro evento desse movimento foi a Conferência em Métodos Sistemáticos e Intuitivos na Engenharia, Desenho Industrial, Arquitetura e Comunicações, que ocorreu no ano de 1962, na Inglaterra, organizada por Joseph Christopher Jones (OLIVEIRA; PINTO, 2009), e o seu objetivo era reunir cientistas de diferentes áreas que possuíssem como interesse comum o conceber e o planejar do artificial, tendo em vista a busca por um conhecimento sobre os procedimentos e as atividades cognitivas que envolvem o processo de projeto (BUCHANAN, 1992). Os processos projetuais até então não deixavam evidentes os procedimentos adotados na solução dos problemas, ocorrendo uma busca heurística por possíveis alternativas que solucionassem o problema (Figura 3.1).

Figura 3.1 – Método da Caixa Preta.



Fonte: adaptado de Jones (1999, p. 48).

Essa busca heurística pode ser melhor entendida quando comparada à definição sobre o funcionamento do cérebro dada por Newman (*apud* JONES, 1992), segundo a qual ele seria uma rede variável cujo resultado obtido para uma determinada situação corresponderia à melhor resposta encontrada entre as várias outras fracassadas. Assim, o processo projetual assume como característica uma busca mental entre padrões pré-definidos que foram configurados a partir de experiências passadas, e que se articulam de diferentes maneiras a fim de encontrar a solução que melhor se adeque à situação proposta. Para isso seria necessário recolher e reunir o maior número possível de informações que permitisse empregá-las de diferentes maneiras e em distintas situações (LÖBACH, 2001). Isso poderia ser transformado em um problema, pois segundo Buchanan (1992), quando as colocações conceituais dos projetistas tornam-se um padrão de pensamento, o resultado para os novos problemas podem se restringir a imitações de uma invenção anterior, relegando a descoberta de outras possibilidades às novas situações.

Para alguns autores, esse processo pode conduzir à adoção de formulações padrão para a solução de problemas semelhantes, o que limitaria a capacidade criativa, reduzindo a variedade nas possibilidades de soluções justamente por não possuírem um distanciamento dos padrões iniciais, condição necessária para se pensar com originalidade (KOWALTOWSKI et al., 2011).

O posicionamento que o projetista assume diante da solução do problema também define uma metodologia de projeto diferenciada, situação comprovada pelos experimentos realizados por Lawson (LAWSON; DORST, 2009). A partir de dois grupos, um formado por cientistas e outro por arquitetos, o mesmo problema foi solucionado através de diferentes métodos. O primeiro grupo adotou uma estratégia focada em um problema geral e o segundo definiu uma estratégia focada na solução. Embora ambos os processos estejam associados à solução de um problema, a definição do método e a condução do processo são distintas. Os cientistas desenvolveram uma estratégia para a exploração sistemática das soluções, identificando regras fundamentais que permitiram a criação de possíveis combinações, definindo um processo analítico, enquanto que os arquitetos criaram uma série de possíveis soluções até que fosse encontrada a mais aceitável, assumindo um processo criativo. A partir de outros experimentos foi verificado que a tentativa de criar soluções, e não o estudo automatizado do problema, melhora o aprendizado sobre o mesmo (LAWSON, 2011).

Segundo Broadbent (1973 *apud* ANDRADE et al., 2011), cada nova decisão adotada no processo de projeto leva a uma mudança das decisões iniciais, as dúvidas com relação às questões de projeto permeiam a síntese e as fases do projeto, pois as decisões são incertas, devendo incoporar o *feedback*, *return*, *loops* e articulações de maneira a criar relações entre as diferentes fases e estágios do processo. Essas características podem ser encontradas em um método de projeto sistematizado, pois a criação de um sistema estruturado nos procedimentos possibilita a maior interação com o projetista devido à clareza do processo, facilitando a revisão e reestruturação dos critérios adotados, gerando diferentes soluções sujeitas a uma nova análise, síntese e avaliação.

Os problemas de projeto envolvem questões de diversas áreas, muitos deles interagindo entre si, fazendo dele um problema mal definido, mal estruturado ou pernicioso (*wicked problem*). Segundo Cross (2006), é impossível disponibilizar todas as informações que envolvem o projeto em um método solucionador de problemas. Dessa forma, os projetistas tendem a definir limites, estabelecendo diferentes restrições (radicais, práticas, formais e simbólicas) que possam auxliar no processo de obtenção de soluções, possuindo como objetivo encontrar aquelas que melhor satisfaçam às funções (LAWSON, 2011, p. 100). As restrições radicais tratam do propósito primário do projeto, envolvendo questões fundamentais relacionadas às necessidades do cliente ou do usuário. As restrições práticas estão relacionadas aos aspectos de materialização

do projeto, ligados à tecnologia adotada para torná-lo uma realidade através da produção e construção. As restrições formais estão relacionadas à organização visual do projeto, envolvendo questões sobre proporção, formato, cor e texturas, e a restrição simbólica possui um posicionamento crítico, agregando propriedades simbólicas ao projeto.

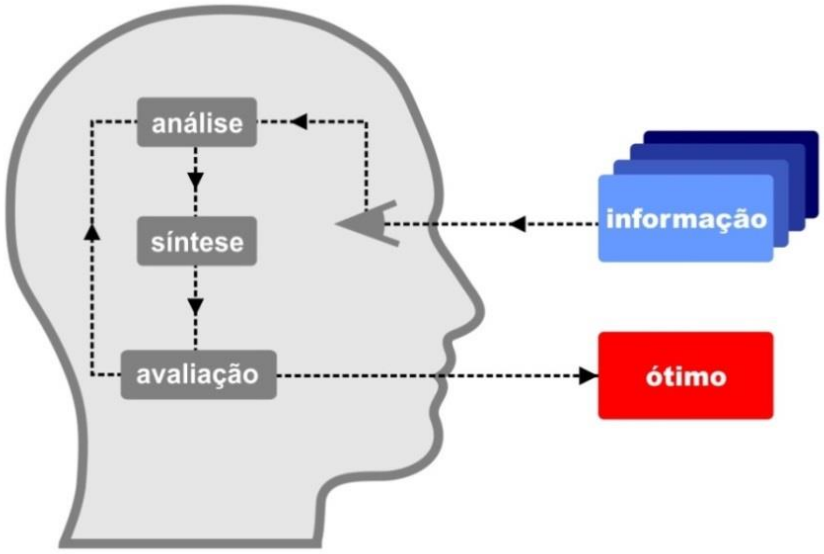
3.2 Sistematização do processo

O contexto vivenciado pelas outras áreas da ciência no período pós-segunda guerra se opunha a esse aspecto obscuro e incerto, pois a realidade estava cercada por recursos metodológicos e tecnológicos embasados em estratégias, métodos e controles, que conduziam a um gerenciamento da informação, a exemplo os computadores. O domínio e o controle da informação era uma necessidade intrínseca ao ser humano, sendo expandido para todas as áreas da ciência, abrangendo inclusive o processo evolutivo natural, que foi simulado artificialmente em um sistema computacional por John Holland. Assim, as conferências sobre métodos de projeto passaram a questionar a obscuridade do processo heurístico, pois era necessário encontrar uma forma de descrever e registrar o processo projetual de maneira a possibilitar o desenvolvimento de uma discussão sobre tais procedimentos.

A sistematização foi a maneira encontrada para estruturar e externar o pensamento do projetista. Ao adotá-la como um procedimento foi possível registrar e demonstrar cada tomada de decisão, permitindo o total conhecimento sobre os critérios e os motivos adotados durante o processo de projeto, que passou a ser denominado como caixa de vidro devido à sua transparência. As principais características desse método são a definição prévia dos objetivos, das variáveis, dos critérios e das estratégias, a realização de uma análise que antecede a obtenção da solução, e um processo de avaliação conforme uma estrutura lógica (JONES, 1992).

Esse método possui uma estruturação muito semelhante ao processo computacional (Figura 3.2), sendo possível fazer uma analogia com os procedimentos algorítmicos criados por Alan Turing e as estratégias definidas para a programação de uma partida de jogo de xadrez com um computador. Dessa forma, a sistematização tornou possível compreender melhor os processos mentais adotados pelos projetistas, gerando a possibilidade de exercer um maior controle sobre todo o processo projetual e identificar as possíveis incongruências (ANDRADE et al., 2011).

Figura 3.2 – No método como Caixa de Vidro o projetista é como um computador.



Fonte: adaptado de Jones (1999, p. 50).

3.2.1 Projeto como problema pernicioso

No mesmo período de 1960, Horst Rittel formulou a abordagem dos problemas de difícil solução ou problemas perniciosos (*wicked problems*), problemas que não possuem uma formulação bem definida, apresentam soluções melhores e piores, e permitem sempre mais do que uma possibilidade de explicação. Quando a definição de *wicked problem* foi publicada pela primeira vez, estava relacionada a uma classe de problemas vinculados ao sistema social, sendo composta por questões mal formuladas e informações confusas devido à existência de muitos agentes participativos no processo, e que levariam a valores conflitantes, capazes de gerar ramificações no sistema (BUCHANAN, 1992). O processo de projeto em arquitetura apresenta uma situação muito parecida, pois a identificação e formulação dos problemas que envolvem um projeto dependem da interpretação de cada projetista, não correspondendo a variáveis claras e objetivas como ocorre em uma ciência exata. Para esses problemas Rittel propôs uma abordagem alternativa aos métodos tradicionais de busca por soluções, composta por duas fases, a estruturação e a solução do problema. A primeira é uma sequência analítica em que o projetista determina todos os possíveis componentes do problema e especifica o que é requerido para uma solução projetual ideal. A segunda fase é uma sequência sintética em que os diferentes

requerimentos para a solução do problema são combinados e balanceados entre si, criando estratégias para a obtenção da solução ideal.

Além disso, segundo Lawson e Dorst (2009), o projetista ao adotar o modelo de solução de problema como um método de projeto assume um processo de aprendizagem, pois é necessária a definição do problema, a sua análise para a formulação dos requerimentos e a geração de soluções. Isso possibilita ao projetista organizar o conhecimento e as observações sobre o problema a ser solucionado, contribuindo para a geração de um aprendizado a partir do processo de projeto, entendendo a sua natureza e identificando a melhor rota a ser tomada para a sua solução. Essa postura pode ser associada às propostas do Schon (1992 *apud* OXMAN, 1999) quanto às mudanças no modelo tradicional de projeto adotado no processo educacional, assumindo a natureza dialética do projeto através da interação com os materiais do problema. Ele propõe a definição de um processo de orientação cognitiva para projetar o raciocínio e a sua fundamentação, e a diferenciação entre os modos interativos do raciocínio visual e a ideação projetual. Sendo assim, ao realizar a interação com o problema através da sua análise e síntese (LAWSON, 2011) é possível assumir a sistematização do processo de projeto como um processo de elaboração e estruturação de uma estratégia cognitiva para a solução de um problema.

O processo de projeto no desenho industrial, segundo Löbach (2001), também é assumido como um processo de solução de problemas, sendo necessário realizar uma boa definição do problema, uma análise e a definição de relações criativas entre as informações que o compõem, a criação de diferentes alternativas para a solução do problema, definição de critérios para julgá-las, e a escolha e desenvolvimento da alternativa mais adequada. O Quadro 3.1 apresenta esquematicamente o processo de projeto e as suas etapas conforme Löbach.

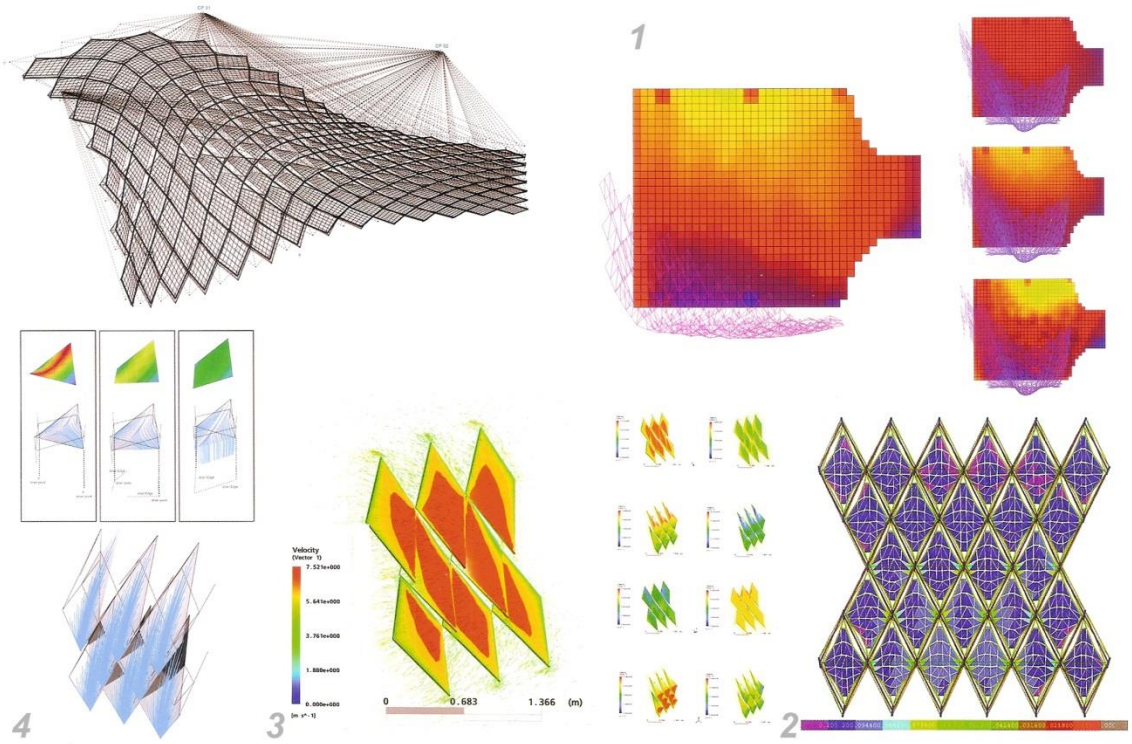
Quadro 3.1 – Etapas de um processo de projeto.

Processo Criativo	Processo de Solução do Problema	Processo de design (desenvolvimento do produto)
1. Fase de preparação	**Análise do problema** Conhecimento do problema Coleta de informações Análise das informações Definição do problema, clarificação do problema, definição de objetivos.	**Análise do problema de design** Análise da necessidade Análise da relação social (homem-produto) Análise da relação com o ambiente (produto-ambiente) Desenvolvimento histórico Análise do mercado Análise da função (funções práticas) Análise estrutural (estrutura de construção) Análise da configuração (funções estéticas) Análise de materiais e processos de fabricação Patentes, legislação e normas Análise de sistemas de produtos (produto-produto) Distribuição, montagem, serviços a clientes, manutenção Descrição das características do novo produto Exigências para o novo produto
2. Fase da geração	**Alternativas do problema** Escolha dos métodos de solucionar problemas, produção de ideias, geração de alternativas	**Alternativas de design** Conceitos do design Alternativas de solução Esboços de ideias Modelos
3. Fase da avaliação	**Avaliação das alternativas do problema** Exame das alternativas, processo de seleção, Processo de avaliação	**Avaliação das alternativas de design** Escolha da melhor solução Incorporação das características ao novo produto
4. Fase de realização	**Realização da solução do problema** Realização da solução do problema Nova avaliação da solução	**Solução de design** Projeto mecânico Projeto estrutural Configuração dos detalhes (raios, elementos de manejo, etc) Desenvolvimento de modelos Desenhos técnicos, desenhos de representação Documentação do projeto, relatórios

Fonte: Löbach (2001, p. 142).

Dessa forma, é possível verificar que as discussões sobre os métodos projetuais passaram por diferentes fases, inicialmente restritas à necessidade de uma sistematização do processo projetual como forma de descrição e registro. Posteriormente, foi identificado o caráter social envolvido, devido à grande diversidade de variáveis presentes em um determinado problema, caracterizando uma situação *tradeoff*, e atualmente os métodos projetuais assumiram um caráter muito particular, sendo explorados de diferentes maneiras pelos projetistas, criando seus próprios sistemas e ferramentas capazes de gerar, simular e controlar o complexo número de informações sobre um determinado problema, envolvendo assim um alto nível tecnológico (TIERNEY, 2007, p. 99) (figura 3.3).

Figura 3.3 – Etapas de um processo de projeto utilizando diferentes recursos tecnológicos. 1 - avaliação do sombreamento; 2 – avaliação estrutural; 3 – avaliação da pressão sobre a superfície; 4 – estudo simulando o escoamento da água.



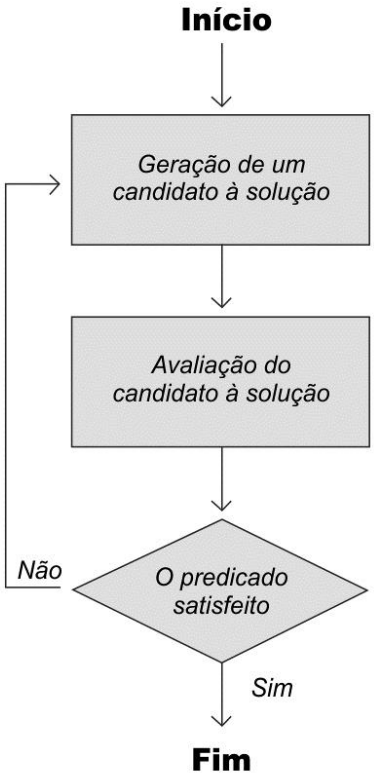
Fonte: adaptado de Hensel et al. (2010, p. 43, 44, 45e 49).

3.3 Sistemas generativos

A partir dos anos 1960, o entendimento do processo de projeto como um processo de solução de problemas foi incorporado nas diferentes discussões sobre os métodos projetuais, e nessa linha de raciocínio é fundamental referenciar Mitchell (1975), que também discutiu o projeto de arquitetura sob essas condições. Segundo ele, a partir de um enfoque na própria definição do problema, a solução deste será um comportamento intencional orientado por metas, ou seja, um sistema operativo. Se o problema corresponde à obtenção de algum objeto existente, o procedimento torna-se simples, pois a solução consiste apenas na seleção do melhor candidato e na verificação do atendimento às necessidades desejadas. Caso contrário, na inexistência do objeto, é necessário definir como as soluções potenciais poderão ser produzidas, criando sistemas gerativos ou generativos, capazes de gerar uma variedade de soluções potenciais. Essa

metodologia projetual apresenta uma estruturação lógica capaz de produzir um complexo espaço de soluções a partir de um mecanismo de geração e outro de avaliação, utilizando estratégias de controle para a obtenção de soluções eficientes (MITCHELL, 2008; LINDEN; 2008; EIBEN; SMITH, 2010), essa estrutura é muito semelhante à dos algoritmos evolutivos, como pode ser vista na Figura 3.4.

Figura 3.4– Estrutura básica de tentativa e erro do processo de projeto.



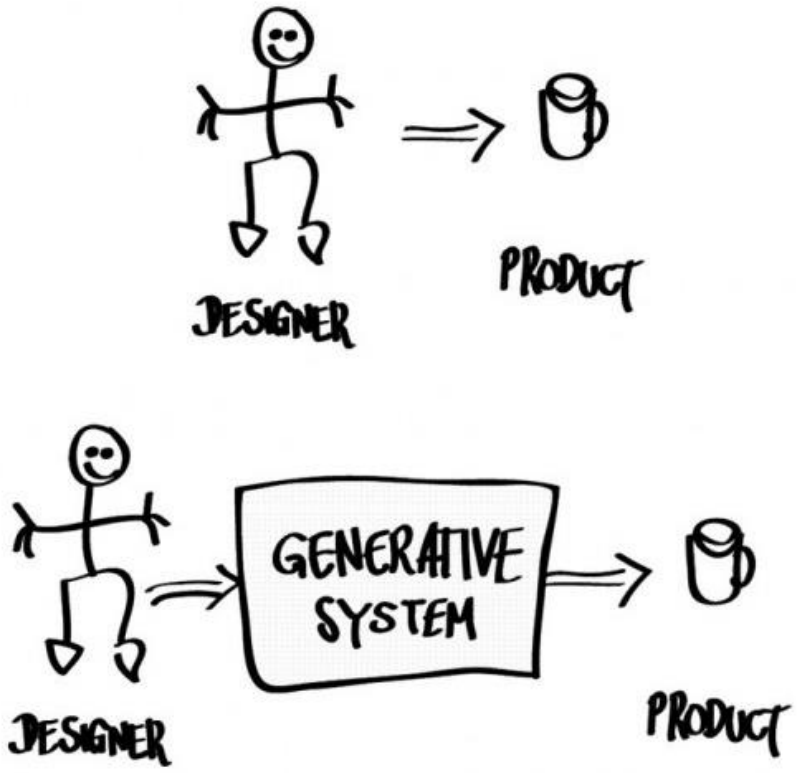
Fonte: adaptado de Mitchell (2008, p. 193).

A técnica de "blocos construtores" definida por Holland (1998) contribui para a formação da ideia de sistemas, pois ao entender que uma cena visual complexa foi construida por blocos familiares organizados conforme determinadas instruções para estabelecer as suas relações, fica evidente a existência de um mecanismo intrínseco para a formaçã da cena. Assim, o sistema é constituído pelos seus componentes, pelas interações locais entre esses componentes e o comportamento glocal resultante de todas essas interações (ALEXANDER apud MENGES; AHLQUIST, 2011). Dessa forma, é importante entender o uso das regras que irão promover as

interações, observando quando e de que maneira elas são empregadas, uma vez que o comportamento depende muito mais da interação do que da ação (HOLLAND, 1995).

A discussão sobre a sistematização do processo de projeto e o seu entendimento como a solução de um problema contribuem significativamente para a compreensão da estrutura dos sistemas generativos. Em outras palavras, para a estruturação de um sistema generativo é necessário o entendimento do problema como um todo, da definição dos seus componentes e das relações existentes entre cada um deles. Essas três questões são fundamentais para que o projetista consiga criar um sistema generativo capaz de contribuir no processo de geração de soluções, participando indiretamente no processo de obtenção do produto (FISCHER; HERR, 2001), como pode ser visto na Figura 3.5.

Figura 3.5 – Método tradicional apresentado na parte superior da imagem e o Sistema Generativo na parte inferior.



Fonte: adaptado de Fischer e Herr (2001).

A partir dessa definição sobre o sistema generativo é possível fazer uma comparação com os algoritmos evolutivos quanto à sua capacidade de exploração criativa, pois a geração de diferentes combinações amplifica essa possibilidade. Segundo Gero (1996), o conceito de

criatividade também pode ser aplicado no processo de geração dos resultados e não apenas como uma qualidade do produto final, mas para isso é necessário utilizar um método que explore intensivamente as possibilidades de solução de um problema, gerando resultados inesperados ou inusitados que ainda não fazem parte do contexto do projetista, fugindo de padrões pré-definidos. Dentro deste contexto é válido destacar as classificações realizadas por Taylor (1960) para a criatividade, ou seja, a expressiva, a produtiva, a inventiva, a inovadora e a emergente, diferenciando-se pelas questões psicológicas, estágios do processo criativo, organização e o treinamento desenvolvido para a sua exploração. Dessa forma, a criatividade nos sistemas generativos pode ser definida como produtiva, pois é obtida a partir do domínio de uma técnica que possibilita o controle de um ambiente onde será gerado o trabalho final.

3.3.1 A parametrização e os sistemas baseados em regras

Dentro do contexto de sistemas generativos é importante também discutir a relação existente entre a parametrização e os procedimentos baseados em regras ou algorítmicos. O algoritmo, como definido no capítulo sobre computação evolutiva, corresponde a um método que descreve como deve ser executada uma determinada função e que geralmente está relacionado a um processo de automação. Segundo Terzidis (2003), existe uma categoria de algoritmos que não está destinada a resultados previsíveis, permitindo que suas estratégias indutivas possam ser exploradas nos processos generativos ou simular fenômenos complexos. Dessa forma, os algoritmos são elaborados com a intenção de contribuir e estender o pensamento humano, ampliando o processo de solução para áreas não imaginadas e imprevistas, fazendo com que o sistema atue de forma criativa conforme a definição de Gero (1996). Um exemplo claro dessa situação é quando um algoritmo utiliza as instruções condicionais (operadores “se, então”) para automatizar a tomada de decisões em diferentes subsistemas de um mesmo sistema. A incorporação desse tipo de declaração em um bloco de instruções permite a alteração do fluxo de execução do algoritmo, incrementando o código e dando origem a uma maior variabilidade de soluções. Isso ocorrerá porque os operadores “se, então” permitem a comparação entre dois valores ou estados. Quando estes são avaliados, há uma tomada de decisão capaz de levar à execução ou não de um determinado conjunto de instruções (TERZIDIS, 2009). Por isso, quando

um sistema é composto por subsistemas que utilizam as instruções condicionais, podendo cada um deles assumir diferentes estados, perde-se a previsibilidade das soluções. Esse processo pode ser comparado à criação de árvores de alternativas legais definida por Holland (1998), permitindo aos modelos uma dinamicidade capaz de gerar emergência.

Já a parametrização, segundo Tierney (2007) e Woodbury (2010), corresponde a um sistema constituído por partes que se inter-relacionam e sofrem um auto ajuste quando uma variável é alterada. Esse sistema pode ser representado através de um modelo conceitual composto por variáveis e operadores matemáticos lógicos que irão definir uma determinada função correspondente ao problema. Assim, ao alterar qualquer um dos valores dessas variáveis a solução será modificada e transformada sem perder a sua estrutura principal, ou seja, mantendo a estrutura topológica. A formulação matemática aliada à adoção de uma geometria associativa no processo projetual contribuirá para a criação de uma série de relações interdependentes, criando variantes geométricas que possibilitarão a redefinição dos seus valores e consequentemente dos componentes que compõem uma estrutura, ou seja, um sistema (OXMAN; OXMAN, 2010). Segundo Mitchell (2008, p. 203), um sistema completo pode ser composto por uma organização de subsistemas semi-independentes que interagem de maneira bem definida, explicando o seu funcionamento por meio da descrição das suas funções e conexões funcionais. Podem ser identificados nesse sistema dois tipos de propriedades, a essencial, que será sempre constante, e a propriedade acidental, responsável pela variação no objeto, dando origem a outras instâncias (Figura 3.6).

Figura 3.6 – Exemplo de parametrização.

Fonte: TIERNEY (2007, p. 105).

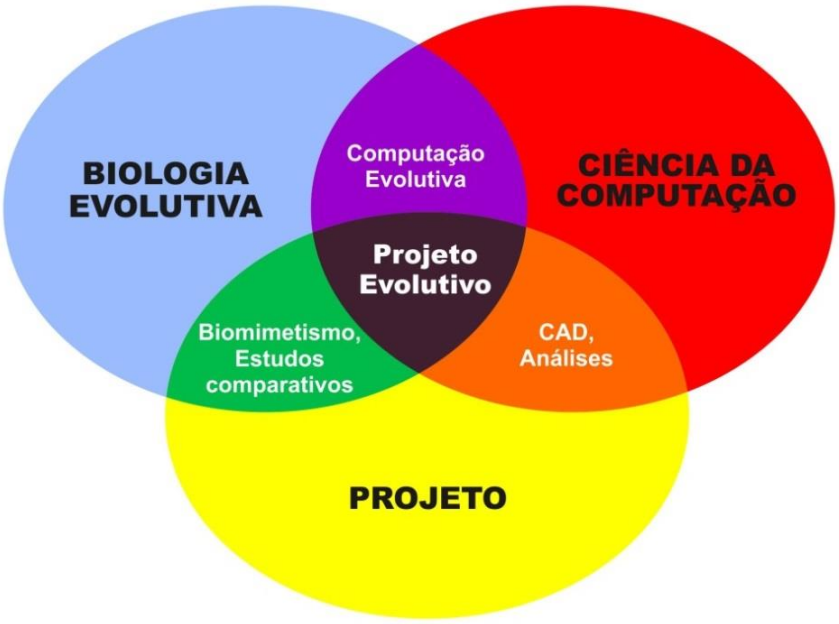
Os sistemas generativos estão também relacionados com sistemas emergentes, auto-organização (autômato celular, modelagem de enxame), gramáticas generativas (*L-systems*, gramática da forma), geração algorítmica e de crescimento (fractais, projeto paramétrico e mapeamento de dados) e algoritmo de reprodução (algoritmo genético, processo seletivo), sendo este a abordagem definida para esta tese.

3.4 Sistema evolutivo

O projeto de arquitetura envolve um grande número de variáveis que devem ser consideradas no desenvolvimento projetual, sendo destacado que cada variável não é resolvida isoladamente, o que contribui para a complexidade do processo de sua solução. Dessa forma, o sistema generativo embasado na teoria evolutiva biológica contribui significativamente para o processo de otimização, buscando identificar as melhores soluções para um determinado problema através de uma busca exaustiva em um espaço de soluções. Assim, a adoção desse método permitiu que os arquitetos extrapolassem a simples inspiração nas formas e nas estruturas da Natureza, e passasse a entender a lógica intrínseca que está presente no processo morfológico natural (FRAZER, 1995).

A teoria evolucionista de Darwin, que inspirou John Holland a simular a evolução no ambiente computacional, também serviu de base para a aplicação dos sistemas evolutivos ao projeto, utilizando os algoritmos evolutivos da computação evolutiva (Figura 3.7) (BENTLEY, 1999). Essa relação era de se esperar, pois as discussões sobre os métodos de projeto e o surgimento da computação evolutiva ocorreram na mesma época, ou seja, nas décadas de 1950 e 1960. Além da coincidência temporal, as afinidades conceituais contribuíram para essa aproximação, pois o entendimento do processo de projeto como um problema pernicioso com multiobjetivos a serem atendidos o aproximava das características do tipo de problema que os algoritmos evolutivos se propunham a resolver.

Figura 3.7– Projeto evolutivo como intersecção entre três áreas distintas, biologia evolutiva, ciência da computação e projeto.



Fonte: adaptado de Bentley (1999, p. 35).

As diferentes variáveis que compõem um projeto de arquitetura vão desde questões técnicas a questões subjetivas, e geralmente envolvem índices de mínimo e máximo para insolação, ventilação, áreas dos cômodos e suas relações de adjacência, circulação, relação com o exterior, etc., oferecendo acessibilidade ou criando visuais, apresentando como complexidade a necessidade das diferentes variáveis serem resolvidas simultaneamente. Dificilmente a melhor solução para uma variável também irá satisfazer a outra, a exemplo da iluminação e ventilação, pois ao criar grandes aberturas que favoreçam a ventilação é possível proporcionar um excesso de luminosidade que provocará desconforto visual e até mesmo térmico. Dessa forma, o espaço de soluções para esse tipo de problema é muito grande (Figura 3.8), pois cada uma das variáveis que compõem o problema poderá apresentar um ótimo desempenho em soluções distintas, o que irá favorecer apenas um determinado aspecto do problema em cada situação.

Figura 3.8 – Exemplo de um espaço de soluções considerando diferentes possibilidades para a solução de um projeto.

Fonte: elaboração própria.

Essa situação configura um problema do tipo pernicioso, pois a solução ideal será aquela que apresenta um bom desempenho em todas as variáveis simultaneamente, não ocorrendo o favoritismo de nenhum aspecto, e por isso a utilização dos algoritmos evolutivos como um método de projeto mostra-se interessante, uma vez que eles são capazes de oferecer recursos para a maior otimização e desempenho no processo de projeto. Em um processo tradicional de desenvolvimento projetual, a escolha de uma possível solução a ser explorada poderia colocar em risco a perda de boas características que estão presentes em outras soluções. Isso acarretaria em uma prematura convergência do resultado a partir da adoção de uma solução menos favorável, impedindo a exploração das outras possibilidades que foram descartadas inicialmente e que também faziam parte do espaço de soluções.

Dessa forma, o método projetual pode ser comparado ao fenômeno que ocorre na Natureza, onde a integração e a interação entre o grande número de espécies e das suas variações buscam o equilíbrio com o meio através de uma disputa pela sobrevivência dos mais aptos. Essa lógica intrínseca encontrada na Natureza foi abordada por Frazer (1995), servindo como referência para a estruturação do sistema evolutivo de projeto – *evolutionary design system* (BENTLEY, 1999; HENSEL et al., 2010). Diante desse cenário, os arquitetos encontraram uma possibilidade de associar o método de projeto orientado por metas, ou seja, o sistema operativo ou generativo embasado em uma estruturação algorítmica (MITCHELL, 1975), aos métodos de algoritmos evolutivos da computação evolutiva, o que permitiu implementá-los computacionalmente. Segundo DeLanda (2002), a fusão e exploração de diferentes áreas do conhecimento pelos arquitetos eram de se esperar, fazendo com que os mesmos fugissem da postura de meros exploradores informáticos, para exploradores de outros conhecimentos capazes

de instrumentalizá-los. Assim, o sistema evolutivo de projeto não apenas passou a auxiliar no processo de solução de problemas perniciosos em arquitetura, mas possibilitou também a exploração criativa da potencialidade do processamento dos computadores (GERO, 1996), fazendo dessa ferramenta não apenas uma extensão da mente humana, mas um parceiro no processo de projeto com aptidões específicas (TERZIDIS, 2009).

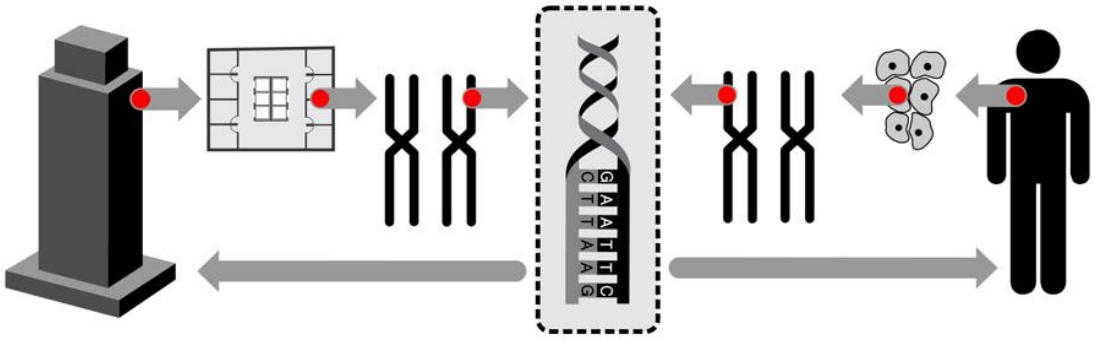
A utilização dos algoritmos evolutivos tem apresentado ótimos resultados em todos os tipos de sistema de automatização do processo de projeto (BENTLEY, 1999, p. 4), e a sua contribuição pode ser avaliada sob dois aspectos, o da evolução, através da seleção da melhor solução que satisfaça simultaneamente todas as variáveis, e o de auto-organização gerado pelos ajustes entre as variáveis de um projeto. Para Frazer (1995), a arquitetura evolutiva não deveria ser analisada apenas pelo seu aspecto de desenvolvimento evolutivo decorrente da seleção, mas também pela sua tendência de auto-organização. Segundo Dawkins (2001), os genes tem a propriedade de "cooperar" com os outros genes, buscando por uma condição que favoreça a cooperação entre eles, pois todos tem que ganhar com o mesmo resultado, para isso, as transformações gradativas que ocorrem com o decorrer do tempo contribuem para o processo de auto ajuste. Esse processo de auto-organização já tinha sido definido por Jones (1992) como um sistema de busca inteligente capaz de identificar um modelo adequado através do controle e da avaliação dos padrões, sendo pesquisados em cada ciclo do processo generativo os padrões que sofreram os ajustes mais favoráveis à solução. Assim, é possível verificar que os dois aspectos contribuem significativamente para o processo de evolução da solução, pois as ações das forças seletivas exercidas durante a execução do algoritmo contribuem para a seleção das soluções mais aptas, e a auto-organização contribuirá através dos ajustes nos valores das variáveis parametrizadas que compõem o projeto, permitindo as transformações gradativas e consequentemente o seu auto ajuste. Por isso, é de extrema importância que o projeto seja estruturado como um sistema com múltiplos agentes interagindo dinamicamente e seguindo regras locais, de maneira que essas interações resultem em um estado maior, ou seja, possibilitando emergir uma resposta para o sistema como um todo (JOHNSON, 2003; ALEXANDER, 2013).

3.4.1 Componentes e o processo

O sistema evolutivo de projeto, apesar de focar no processo de projeto de arquitetura, adota os mesmos componentes e a estruturação dos algoritmos evolutivos da computação evolutiva. Sendo assim, os principais componentes que o compõem são a representação dos indivíduos, as populações, a função de avaliação (*fitness function*), os mecanismos de seleção e os operadores de diversidade (mutação e recombinação) (GERO, 1999; BENTLEY, 1999). Cada um desses componentes já foi definido conceitualmente no capítulo sobre computação evolutiva, no item "os componentes", não sendo necessária a repetição dos conceitos neste momento, mas sim a aproximação deles com o processo de projeto através de comparações e exemplificações.

Uma das principais dificuldades encontradas no processo de implementação dos algoritmos evolutivos como um método de projeto está relacionada com a representação do elemento arquitetônico, do edifício, de uma malha urbana ou qualquer outro elemento passível de ser projetado. Para esses diferentes tipos de projetos, a denominação "indivíduo" será adotada como forma de generalização e padronização durante o texto, correspondendo inclusive ao termo utilizado na computação evolutiva. A representação assume um papel fundamental em todo o processo, pois a adoção de uma codificação desfavorável pode gerar indivíduos infactíveis quando ocorrer a aplicação dos operadores de diversidade durante o processo de execução do algoritmo (BENTLEY, 1999). Assim, o indivíduo será representado abstratamente através de uma codificação utilizando o modelo cromossômico como referência. Dessa forma, cada característica do indivíduo será definida por um gene, e o conjunto deles irá compor um cromossomo responsável por representar o indivíduo como um todo, a exemplo da codificação do ser humano através do DNA (Figura 3.9).

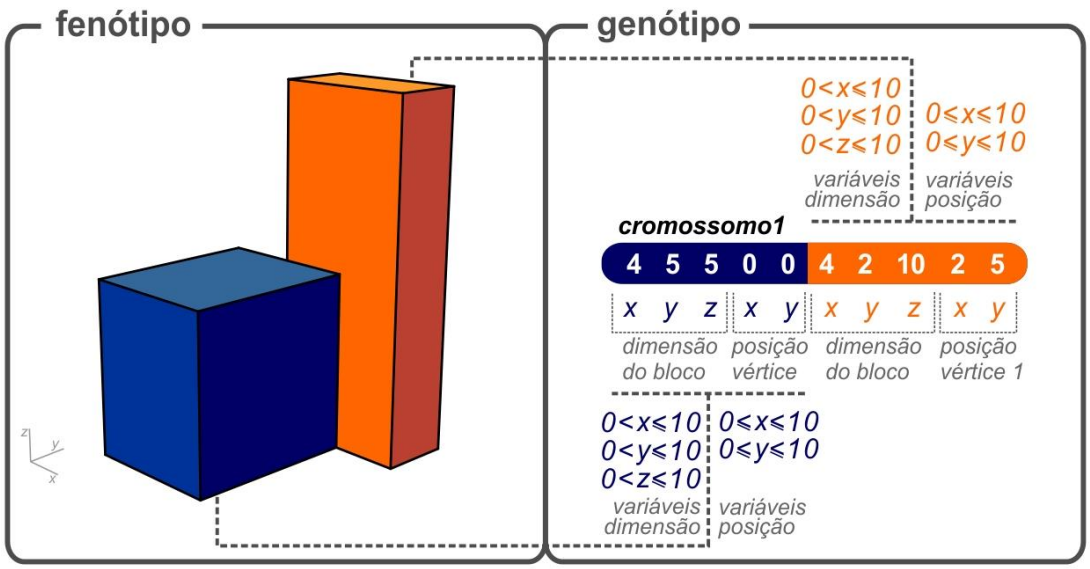
Figura 3.9 – Representação através da codificação, adotando o DNA como referência.



Fonte: elaboração própria.

A representação pode envolver um processo de codificação, ou seja, a utilização de caracteres ou valores que apenas o representam simbolicamente como no caso da representação binária, não apresentando uma relação direta com os parâmetros, apenas uma relação abstrata. Outra possibilidade é a representação sem a codificação, sendo utilizados os números inteiros para representar diretamente as características do indivíduo, evitando o processo de mapeamento e consequentemente a constante necessidade de codificação e decodificação. Assim, em um processo de projeto, as características de um indivíduo podem corresponder diretamente ao seu valor de dimensão e localização espacial como exemplificado na Figura 3.10.

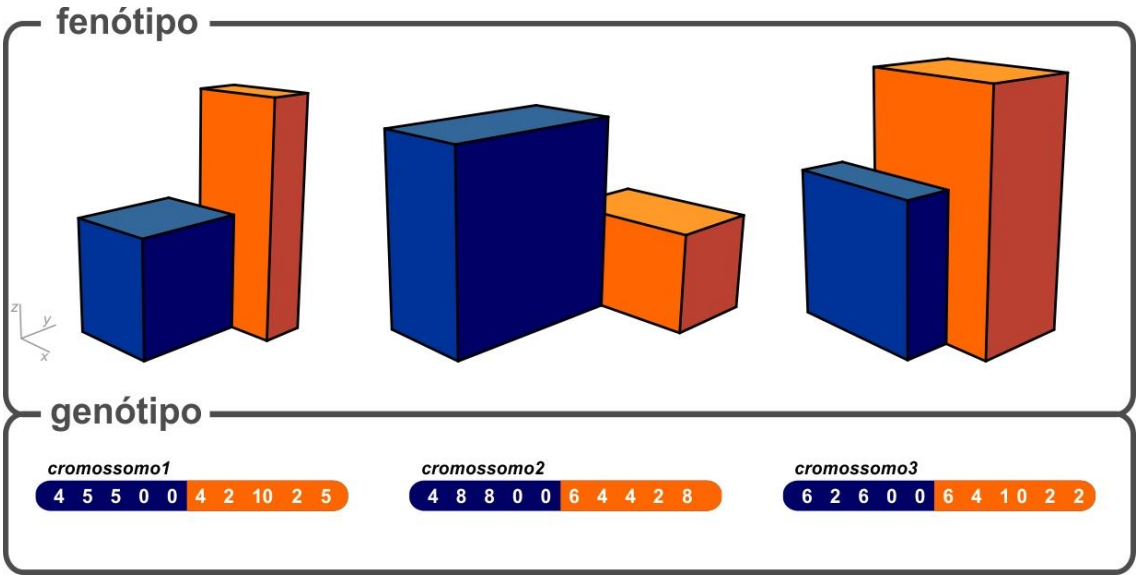
Figura 3.10 – Exemplo de codificação de um indivíduo, gerando sua representação cromossômica.



Fonte: elaboração própria.

O indivíduo deve ser constituído por um ou mais componentes cujas características correspondem a valores variando entre um mínimo e máximo, sendo necessário também definir as possíveis relações geométricas entre cada um deles, configurando um sistema parametrizado. Assim, o indivíduo será definido pela sua estrutura, sendo identificados apenas os padrões estruturais que os compõem, fornecendo um conhecimento geral sobre o seu potencial configurativo formado por atributos geométricos (OXMAN, OXMAN; 2010). A estruturação do indivíduo através da parametrização dos seus componentes, das suas relações, e da definição dos intervalos mínimo e máximo para cada variável, possibilitará criar diferentes arranjos e combinações entre os valores, gerando consequentemente indivíduos diferentes (Figura 3.11).

Figura 3.11 – Diferentes indivíduos obtidos a partir da variação dos parâmetros de uma mesma.



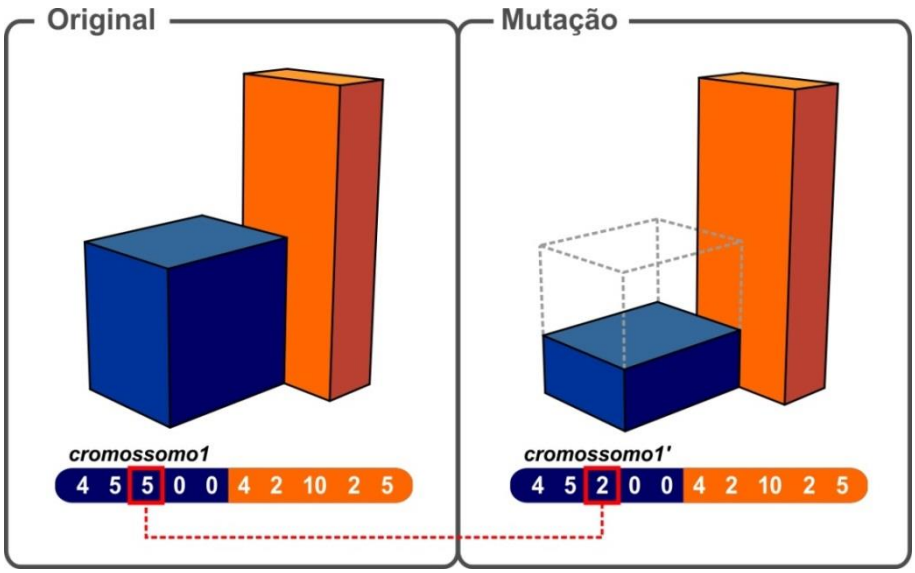
Fonte: elaboração própria.

Assim, a população inicial que dará início ao algoritmo evolutivo será composta por indivíduos escolhidos randomicamente entre as diferentes possibilidades de sua configuração, sendo o número de indivíduos definido pelo projetista. A partir dessa população, seguindo como referência a estrutura do algoritmo genético, é iniciado o processo de avaliação de cada indivíduo, sendo verificado o grau de satisfação que cada um atinge conforme o atendimento dos parâmetros definidos como ideais. Essa avaliação ocorre através da função de avaliação (*fitness function*), que deverá conter na sua formulação as restrições e condições funcionais necessárias às características desejadas no indivíduo ideal. A função de avaliação deverá ser definida através de uma função matemática ou por valores específicos adotados como referência. Essas condições

funcionais podem ser relacionadas ao conceito de descrição funcional definido por Mitchell (2008), e que está relacionado com o aspecto da função do objeto e não com as suas características físicas formais. Dessa forma, a partir da descrição funcional é possível estabelecer uma relação topológica e gerar uma formulação matemática que o represente, possibilitando uma exploração mais ampla no espaço de soluções devido às diferentes configurações formais geradas nesse processo. Assim, ao ser aplicada à função de avaliação para cada indivíduo da população através dessa formulação matemática, o valor obtido será comparado aos estabelecidos como parâmetros, atribuindo um valor de *fitness* que será utilizado como uma nota para a classificação de cada indivíduo. Essa classificação será utilizada no processo de seleção daqueles mais aptos que irão compor a próxima geração.

Os operadores de diversidade, a mutação e a recombinação, irão contribuir efetivamente para a manutenção da diversidade necessária para que ocorra a competição entre os indivíduos durante o processo evolutivo. A mutação irá modificar aleatoriamente (conforme critérios definidos algoritmicamente) um gene do cromossomo de um indivíduo, resultando em uma alteração fenotípica, ou seja, um indivíduo com característica diferente do original (Figura 3.12).

Figura 3.12 – A geração de um novo indivíduo a partir da mutação definida previamente para ocorrer no terceiro gene do cromossomo.

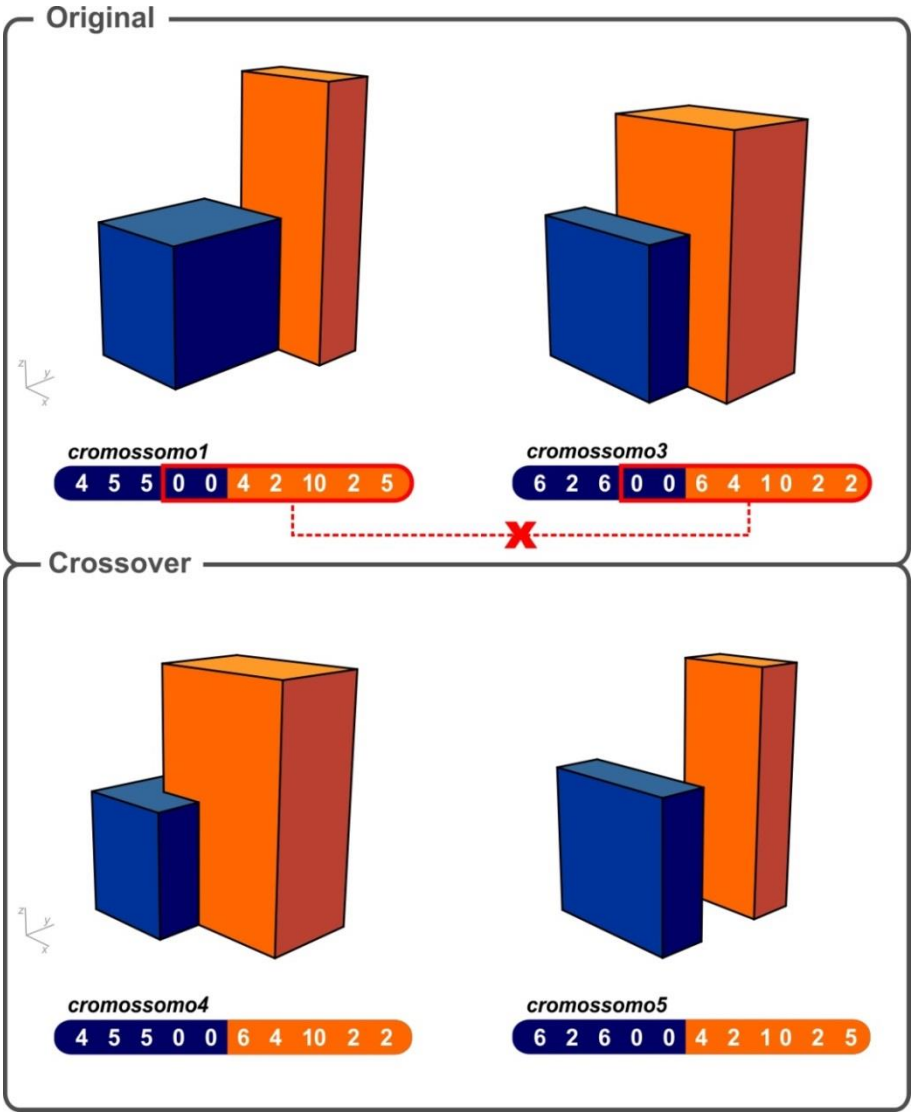


Fonte: elaboração própria.

A recombinação corresponde à troca de partes entre dois ou mais cromossomos, e está relacionada com o processo de cruzamento. Embora esse processo contribua para a variedade,

diferentemente da mutação, ele manterá certo grau de familiaridade entre os indivíduos, uma vez que são realizadas apenas trocas entre pedaços dos cromossomos, sendo transferidas as características de um indivíduo para outro (Figura 3.13).

Figura 3.13 – A geração de novos indivíduos a partir da recombinação.



Fonte: elaboração própria.

O termo cruzamento nos algoritmos evolutivos corresponde exatamente à recombinação entre os trechos dos cromossomos, ou seja, o *crossover*, o que torna impossível a obtenção de indivíduos com uma composição genotípica igual aos dos seus "pais". Segundo a teoria de Gregor Mendel, é possível obter indivíduos com a mesma estrutura dos genes dos seus

antecessores, como pode ser visto no Quadro 3.2 (neste caso foi considerada apenas uma característica e a sua variação para gene dominante “A” e recessivo “a”).

Quadro 3.2 – Formação de indivíduos “filhos” genotipicamente iguais aos pais considerando apenas uma característica denominada A .

Cruzamento 1		Cruzamento 2		Cruzamento 3		Cruzamento 4	
AA	aa	Aa	Aa	Aa	aa	aa	aa
Aa		AA		Aa		aa	
Aa		Aa		Aa		aa	
Aa		Aa		aa		aa	
AA		aa		aa		aa	

Fonte: elaboração própria.

Os algoritmos evolutivos simulam essa situação realizando a cópia de alguns indivíduos “pais” para a próxima geração, por isso existe a definição de uma taxa de *crossover*, sendo aplicada a recombinação em apenas uma porcentagem da população (conforme explicado no Capítulo 2 no item 2.2.3 componentes). Segundo Bentley (1999), o *crossover* é utilizado para gerar 70% dos indivíduos “filhos” e os 30% restantes são simplesmente clones dos seus pais. Assim, após a aplicação dos operadores de diversidade, os novos indivíduos serão avaliados e selecionados para compor a próxima geração, completando um ciclo denominado iteração, que será repetido várias vezes até obter o melhor indivíduo, ou quando atingir um tempo pré-determinado, ou um número de gerações definido previamente (BENTLEY, 1999; TIERNEY, 2007; HENSEL et al., 2010) (Figura 3.14).

Figura 3.14 – A estrutura básica do algoritmo evolutivo.

Fonte: elaboração própria.

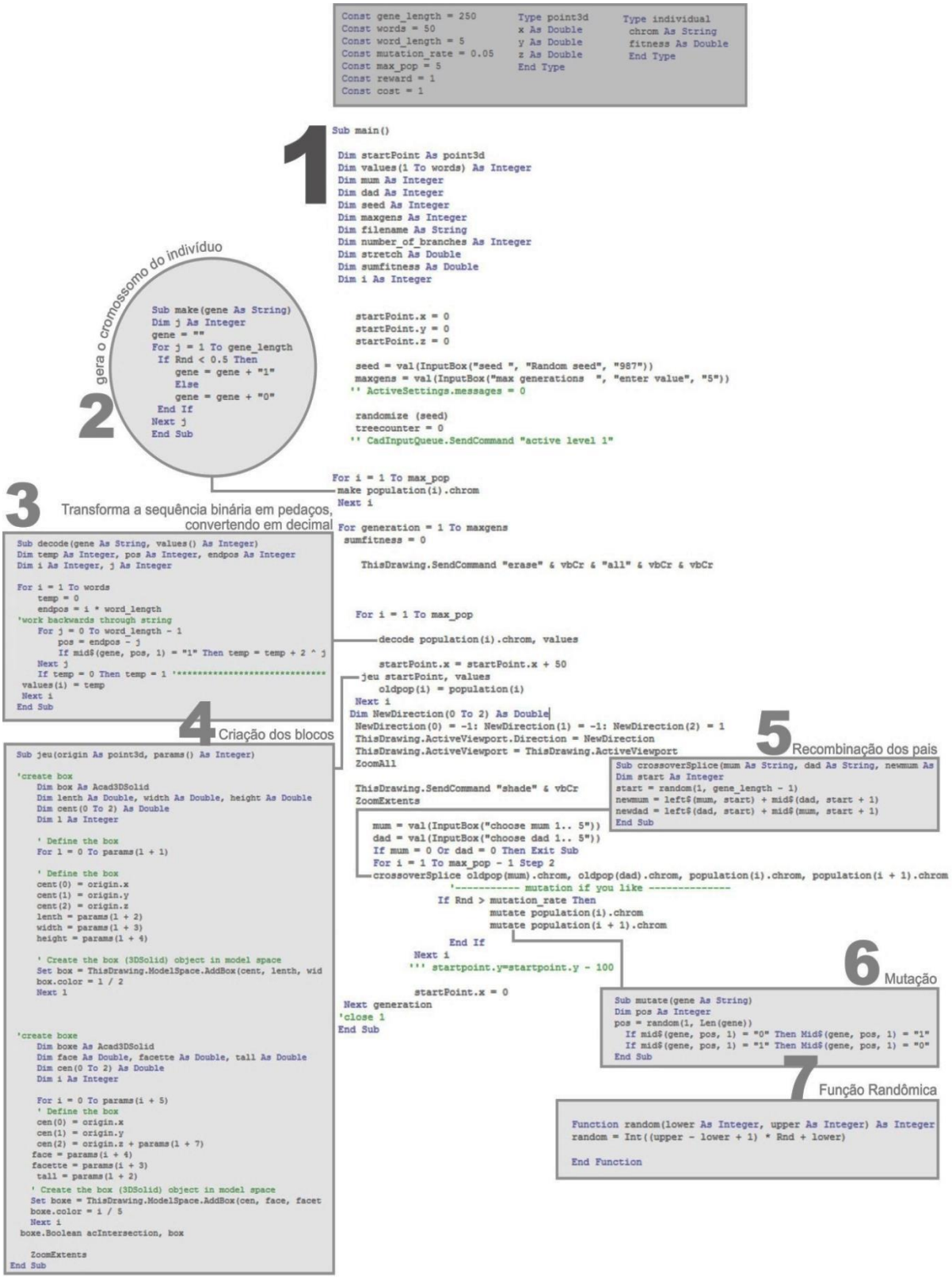
3.4.2 Código evolutivo

O código computacional apresentado na figura 3.14 ilustra um processo evolutivo, sendo definida uma rotina que irá comandar as sub-rotinas referentes aos componentes do sistema evolutivo (codificação, decodificação, cruzamento, mutação, função de avaliação e seleção). No exemplo apresentado (Figura 3.15), o algoritmo evolutivo foi implementado em linguagem VBA (*Visual Basic for Applications*) para AutoCAD®. O objetivo desse algoritmo, desenvolvido pelo prof. Paul Coates, da University of East London, era a criação de modelos volumétricos para um edifício hipotético (Figura 3.16).

O algoritmo começa com a definição das constantes que serão adotadas durante a rotina (Figura 3.15 [1]), que começa com a formação do primeiro cromossomo composto por 250 números. Cada um destes é definido através de uma sub-rotina [2] que utiliza um procedimento randômico [7], estabelecendo os zeros e uns para cada posição no cromossomo, já que neste caso foi adotada a representação binária. Com o cromossomo definido é aplicada outra sub-rotina, quebrando-o em pequenos grupos [3], os genes, e fazendo a sua decodificação através de regras que envolvem a sua posição no gene e constantes definidas previamente, dando origem a números decimais. Esses números alimentarão as variáveis de uma nova sub-rotina responsável pela criação dos blocos [4], relacionadas à suas dimensões e posições no espaço. O procedimento é repetido até que seja criado o número de indivíduos definidos para cada população.

A próxima sub-rotina fará o cruzamento entre os indivíduos pais [5], sendo definido o procedimento para a troca de parte da informação para a geração dos filhos que irão compor a próxima geração. O ponto de divisão do cromossomo para a realização do cruzamento é definido randomicamente, o que contribui para aumentar a probabilidade de diversidade de indivíduos entre as gerações. A partir desses indivíduos é definida uma sub-rotina com característica randômica associada ao valor definido para taxa de mutação [6], selecionando um indivíduo e aplicando uma variação no gene conforme a regra definida. Após essa alteração, fica definido um novo indivíduo que irá compor a próxima geração.

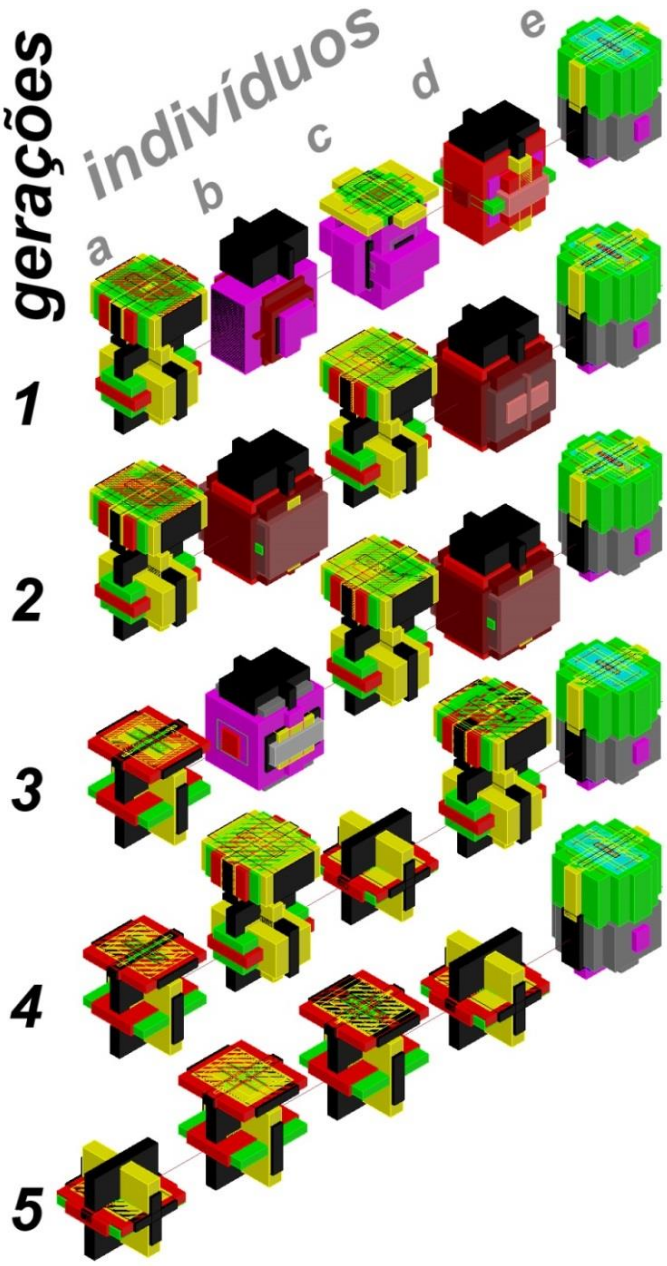
Figura 3.15 – Algoritmo evolutivo implementado em linguagem VBA para AutoCAD®.



Fonte: adaptado de Coates (2008).

A função de avaliação (*fitness function*) que irá selecionar os melhores indivíduos de uma geração é realizada pelo usuário, escolhendo através de critérios pessoais, como a estética, os indivíduos que irão cruzar (recombinar) para gerar a próxima população. Dessa forma, o usuário é inserido durante o processo, assumindo uma participação ativa e inserindo a subjetividade no desenvolvimento do algoritmo evolutivo.

Figura 3.16 – Indivíduos gerados com a participação do usuário.



Fonte: resultados obtidos a partir da execução do código de Coates (2008).

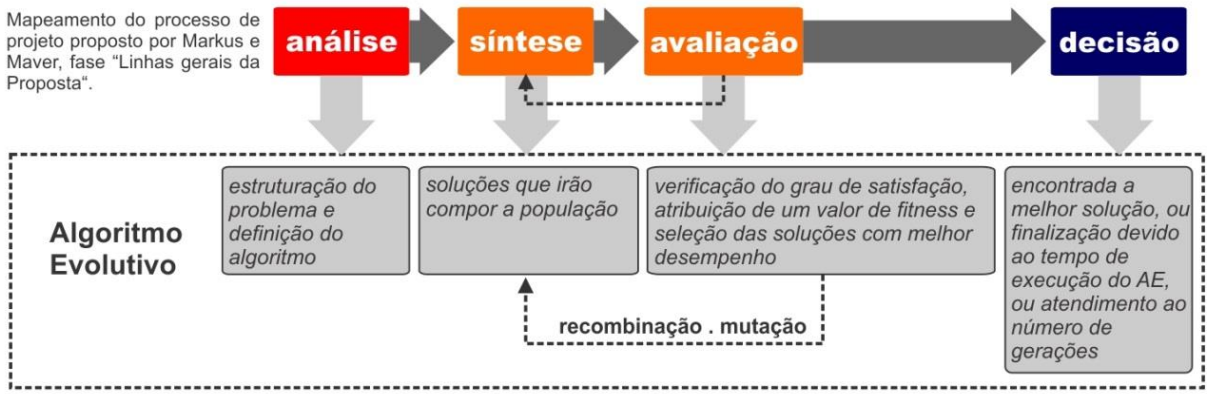
3.4.3 Autoria implícita

A autoria e a identidade conferida ao projeto pelo seu projetista às vezes são questionadas devido à obtenção dos resultados de forma automatizada, mas essa dedução ocorre se a análise focar apenas o mecanismo gerador, e não o sistema generativo desde a sua concepção. Segundo Fischer e Herr (2001), o projetista não age diretamente sobre o produto, mas a sua atuação ocorre projetando o sistema generativo, ou seja, na estruturação do problema e nas tomadas de decisões que irão compor esse sistema, apresentando indiretamente a lógica do seu projetista. O sistema generativo antes de gerar soluções precisa ser projetado, e para isso é necessário o entendimento do problema, a identificação das questões que o envolve, a escolha dos elementos a serem utilizados inicialmente no desenvolvimento do projeto, a sua estruturação e as possíveis articulações, a definição dos critérios de avaliação e as restrições que irão direcionar o desenvolvimento projetual. Assim, a análise e ordenação de todo esse processo pode ser embasada em informações de caráter técnico ou pessoal, conforme a decisão do projetista diante do seu repertório intelectual, contribuindo para a definição de uma autoria no projeto e também para a criatividade.

A retomada da discussão do método de projeto, segundo Lawson (2011), quando referencia Tom Markus e Tom Maver, torna possível uma comparação entre o método tradicional com o sistema generativo evolutivo. Ambos entendiam o processo de projeto na arquitetura composto por uma sequência de decisões constituídas pela análise, síntese, avaliação e decisão. Para eles, a análise é um processo de investigação, identificação e classificação de possíveis relações existentes nas informações, sendo capaz de ordenar e estruturar o problema; a síntese como uma forma avançada de tentar criar uma resposta para o problema; e a avaliação como um processo de crítica às soluções obtidas (Figura 3.17). Para Gero (1996), o processo de projeto pode ser concebido como um processo de tomada de decisão, exploração e como uma atividade de aprendizagem. De maneira que a tomada de decisão implica um conjunto de variáveis cujos valores precisam ser definidos, tornando a pesquisa um procedimento comum nesse processo de decisão; a exploração será responsável por buscar diferentes possibilidades de solução; e o processo de avaliação permitirá a reestruturação do conhecimento, gerando uma aprendizagem. Segundo Marin et al. (2012), a exploração, geração e avaliação compõem as três principais atividades do processo criativo, sendo as soluções criativas emergidas a partir da analogia,

metáfora, comparação seletiva, combinação seletiva ou múltiplas possibilidades, que ao serem associados ao estilo, à personalidade, à motivação e à emoção, completam o modelo, fazendo da sagacidade e olhar interpretativos do projetista a possibilidade de antecipar as qualidades da solução, o que poderia contribuir para a atribuição da sua personalidade e autoria.

Figura 3.17 – Relação entre algoritmo evolutivo e o Mapeamento do processo de projeto de Markus/Maver fase "Linhas gerais da Proposta".



Fonte: adaptado de Lawson (2011, p. 45).

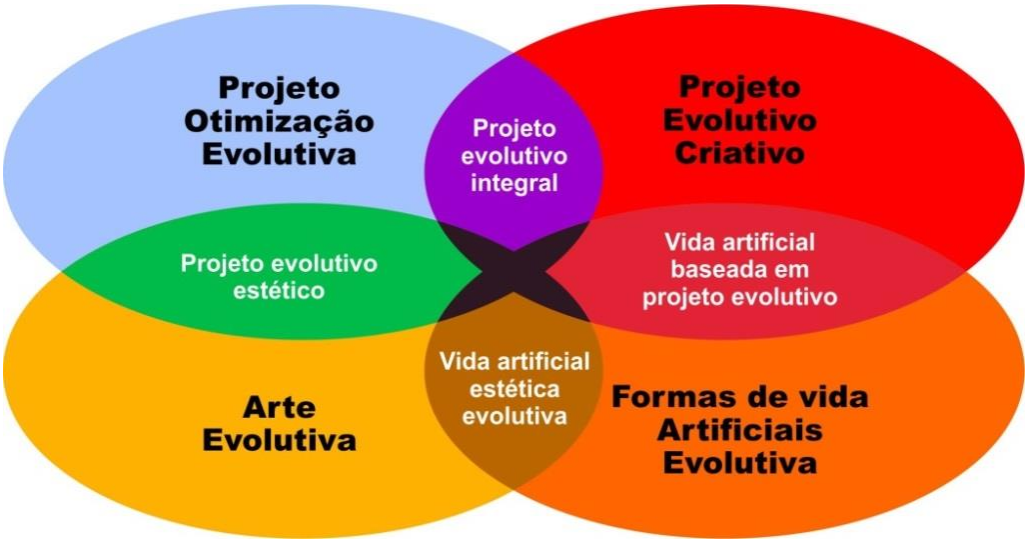
A partir dessas duas definições sobre o processo de projeto e da definição do processo criativo é possível verificar que as decisões por parte do projetista são constantes, permitindo explorar e empregar o seu repertório intelectual através das escolhas realizadas, fazendo do processo de identificação, classificação, ordenação, estruturação, avaliação e decisão, uma forma de definir autoria e conferir particularidade ao projeto. Essa situação também é encontrada no sistema evolutivo através da estruturação dos indivíduos, ao definir a sua estrutura geral com as suas variáveis e relações, e através da definição do operador de seleção ao definir as formulações para o *Fitness function,* sendo moldadas pelo próprio projetista segundo seus critérios, permitindo assim, embutir neles a sua intenção projetual (TIERNEY, 2007).

Portanto, as características de autoria não se perdem com a criação de um sistema generativo evolutivo, uma vez que todos os parâmetros e relações que estruturam o sistema e seus componentes são definidos pelo projetista, que ao utilizar o seu repertório intelectual para a construção do sistema estará atribuindo indiretamente suas opiniões.

3.4.4 Aspectos dos algoritmos evolutivos e suas aplicações

Eiben e Smith (2010) analisaram a utilização do algoritmo evolutivo sob três aspectos, o da otimização, o da criação de modelos e o da simulação. Já para Bentley (1999), o projeto evolutivo pode assumir quatro aspectos, o da otimização, o da criatividade, o de formas de vida artificial e o da arte (Figura 3.18). Ambos os trabalhos definem os aspectos de acordo com o objetivo da aplicação dos algoritmos evolutivos, o que permitiu traçar um paralelo identificando semelhanças nas abordagens de cada um.

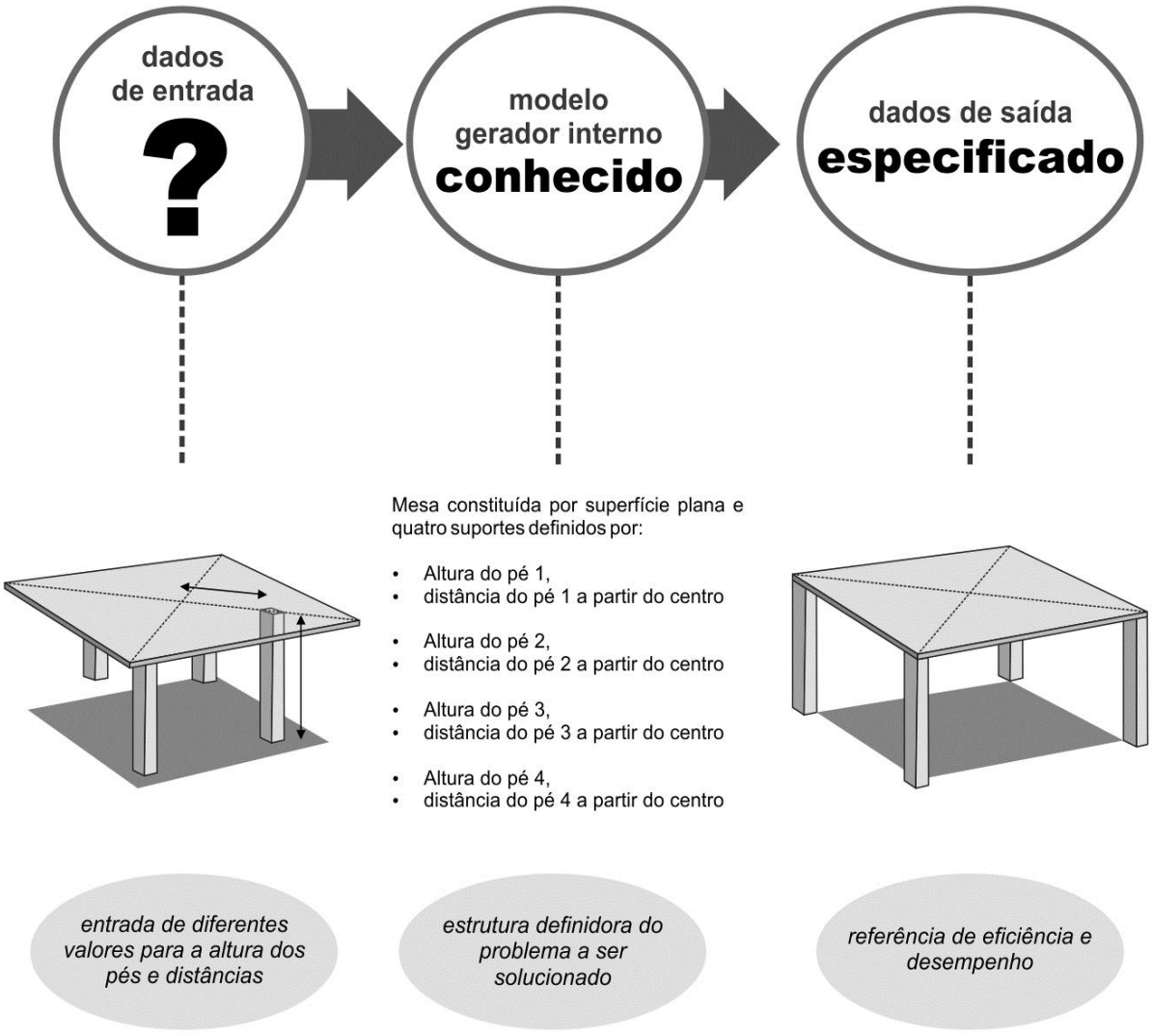
Figura 3.18 – Aspectos do projeto evolutivo a partir de computadores.



Fonte: adaptado de Bentley (1999, p. 36).

Segundo Bentley (1999), o aspecto da otimização não pode ser classificado como generativo nem criativo, porque o seu principal objetivo é gerar soluções que apresentem o melhor desempenho a partir de uma constante avaliação, sendo comparado aos valores de referência ou índices ideais de mínimo ou máximo que uma boa solução deverá atingir. Os casos mais comuns pertencentes a esse contexto são os projetos que adotam como referência as questões sobre desempenho acústico, térmico, iluminação e cargas estruturais, entre outros. Esse processo, por ser de otimização, segue a mesma definição adotada por Eiben e Smith (2010) na computação evolutiva, como pode ser visto na Figura 3.19.

Figura 3.19 – Processo sob o aspecto da otimização.

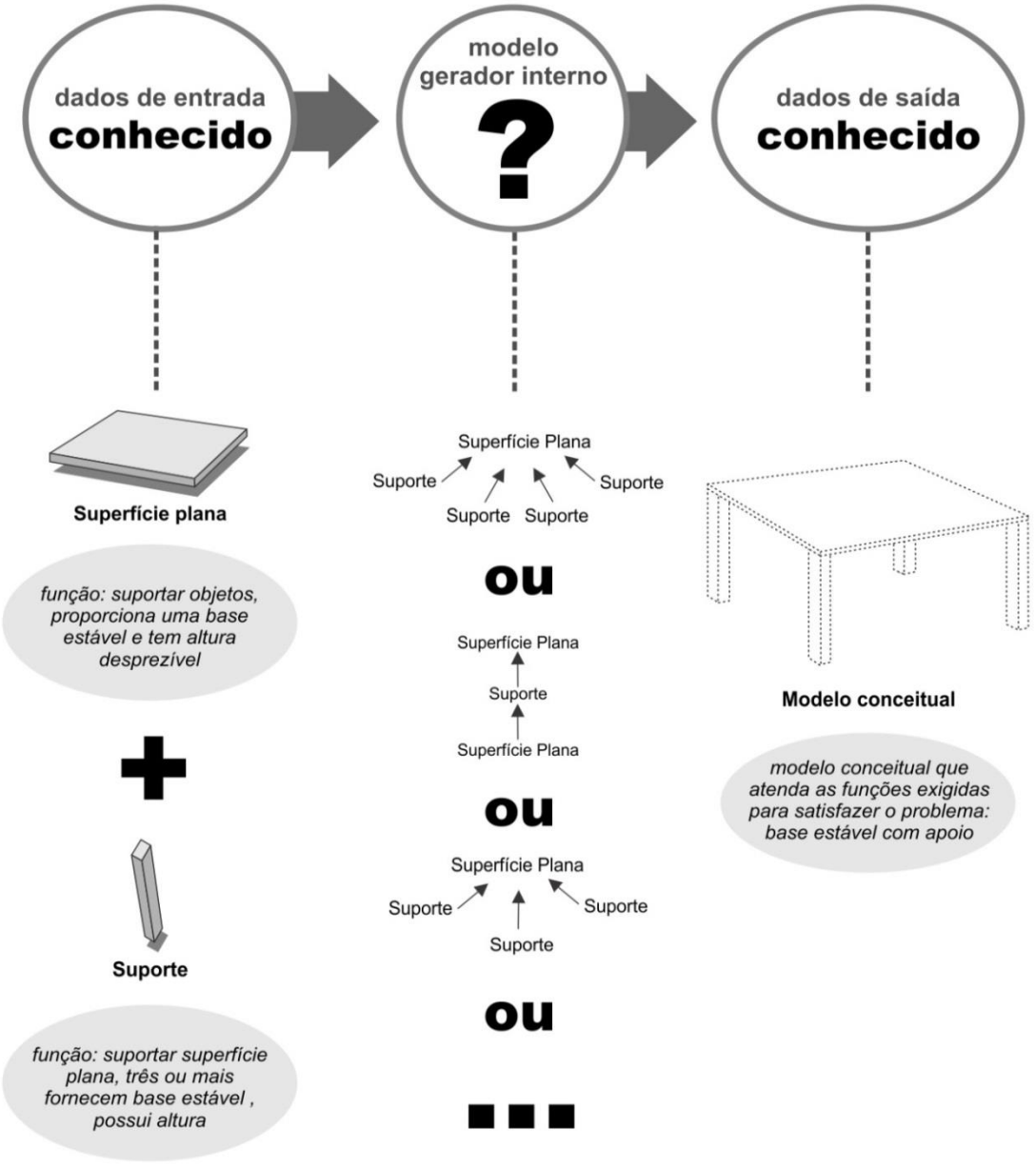


Fonte: adaptado Bentley (1999), e Eiben e Smith (2010).

O outro aspecto a ser analisado é a utilização do algoritmo evolutivo como recurso criativo, sendo geralmente empregado nas fases iniciais do processo de projeto. Bentley fundamenta essa definição com o artigo "*Computers and Creative Design"* de John Gero, que descreve o computador como uma ferramenta que age criativamente ao explorar um conjunto maior de possibilidades de soluções do que aquele já explorado pelo projetista. Assim, o algoritmo evolutivo estaria contribuindo para a obtenção de uma maior quantidade de soluções através do aumento na diversificação das possíveis combinações e valores das variáveis, gerando novos projetos a partir de um projeto inicial. Dessa forma, esse aspecto foi dividido em duas

categorias, o projeto evolutivo conceitual e o projeto evolutivo generativo (ou projeto genético), sendo o nível de representação o que diferencia um do outro. O projeto evolutivo conceitual corresponde à criação de um quadro teórico para os projetistas, definindo diferentes modelos conceituais que podem ser implementados em várias situações, o que torna fundamental a adoção e definição dos elementos que compõem o problema e os resultados que se pretende atingir. Assim, define-se neste processo a estrutura geral, a organização, o sistema e os seus componentes com as suas devidas articulações, criando um mecanismo capaz de obter o resultado desejado. Esse aspecto foi definido por Eiben e Smith como criação de modelos. Um exemplo desse tipo de situação é a criação de estratégias, definição de estruturas urbanas ou espaciais que servirão de modelos para outras implementações, entre outras (Figura 3.20).

Figura 3.20 – Processo sob o aspecto criativo com abordagem conceitual.

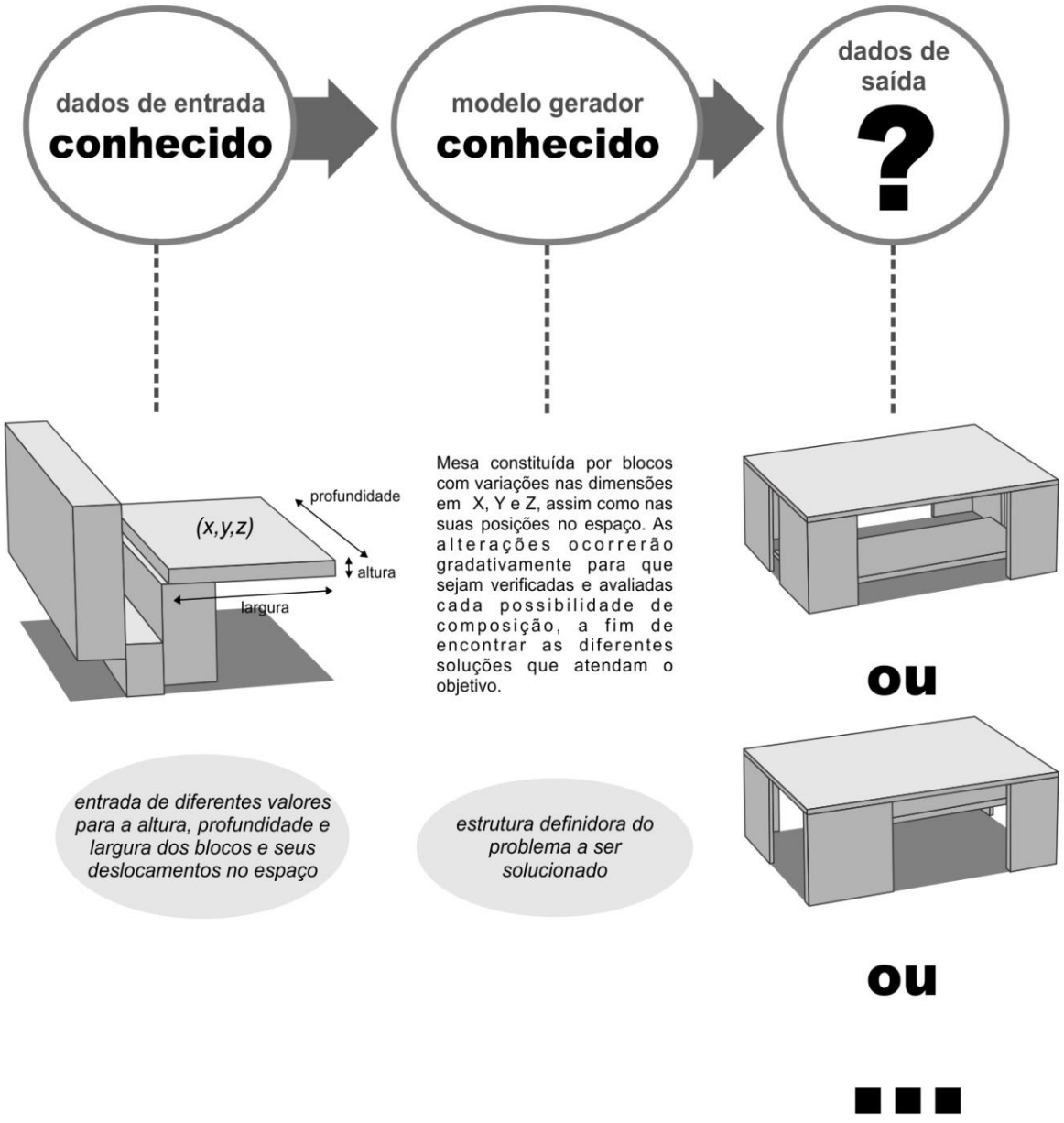


Fonte: adaptado Bentley (1999), e Eiben e Smith (2010).

No aspecto evolutivo generativo ou genético, o algoritmo é utilizado principalmente nas fases iniciais do processo de projeto cuja ênfase é a geração de novidade e originalidade, e não na obtenção de um ótimo global. Assim, as representações formais do projeto de arquitetura possuem uma simplificação, permitindo explorar inicialmente as diferentes combinações estruturais dos elementos que o compõem, realizando uma exploração criativa com a utilização

da fermenta computacional (Figura 3.21). Este aspecto pode ser comparado ao de simulações conforme definido por Eiben e Smith.

Figura 3.21 – Processo sob o aspecto criativo com abordagem generativa.



Fonte: adaptado Bentley (1999) e Eiben e Smith (2010).

O algoritmo evolutivo aplicado à arte tem como objetivo explorar um caminho efetivo para a criação em alto nível de peças de arte com aparência original e não usual. Nessa definição é possível identificar também a ideia de exploração criativa mencionada por Gero (1996),

potencializando a ferramenta computacional a fim de torná-la uma extensão da mente humana (TERZIDIS, 2003). Embora o seu objetivo seja um método focado na produção artística, esse aspecto ainda se aproxima do conceito dos outros algoritmos evolutivos quanto à exploração da criatividade, com o intuito de obter soluções inusitadas.

A vida artificial abordada por Bentley (1999) nos aspectos do projeto evolutivo possui um caráter mais teórico, utilizando como referência as formas e os comportamentos dos seres vivos presentes na natureza, tirando partido deles para a criação de seres digitais. Assim, a sua implementação visa a simulação do comportamento dos seres vivos de forma artificial, não apenas explorando a estrutura intrínseca evolutiva, ou seja, o mecanismo evolutivo proposto por Frazen (1995). Nesse caso, o algoritmo evolutivo será utilizado apenas como a simulação de uma rede neural responsável por uma série de tomadas de decisões programadas algoritmicamente, gerando comportamentos consequentes de um determinado estímulo externo.

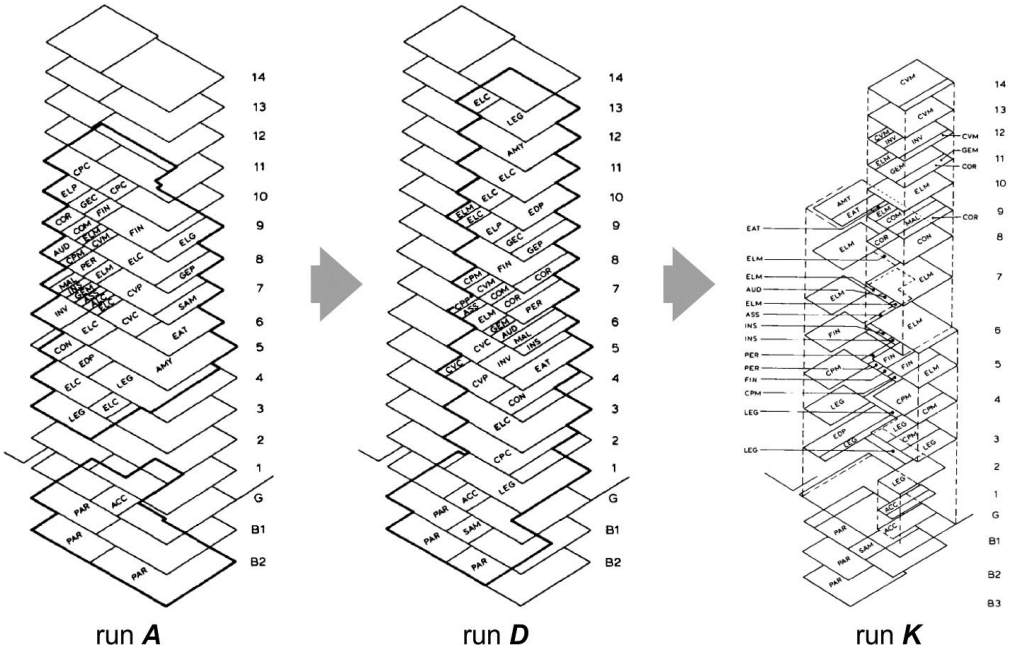
Diante desses diferentes aspectos que o algoritmo evolutivo pode assumir é possível identificar duas abordagens quanto a sua utilização, como necessidade ou tendência. Segundo Fasoulaki (2007), a adoção dos algoritmos evolutivos como um método para solução de problemas de otimização e de busca irá configurar uma real necessidade da sua utilização, o que seria praticamente impossível resolver de outra forma. Se a utilização desses algoritmos focar apenas na obtenção de resultados inovadores, assumirá um caráter especulativo sobre o processo evolutivo, caracterizando o seu uso apenas como uma tendência diante da atualidade. Dessa forma, os algoritmos evolutivos como uma ferramenta generativa pode seguir dois caminhos, o que contribuirá para a obtenção de soluções otimizadas no processo de solução de problemas relacionados ao desempenho espacial, estrutural, térmico, mecânico e de luminosidade; ou o caminho relacionado com o conceito de emergência formal. Assim, é possível associar essas abordagens aos aspectos descritos anteriormente por Bentley, relacionando as questões de otimização a uma situação de necessidade, e os processos que envolvem a criatividade como apenas uma tendência, assumindo os algoritmos evolutivos apenas como uma ferramenta capaz de potencializar o processo criativo e exploratório.

As primeiras implementações desses algoritmos evolutivos como um sistema para solução de problemas em um processo de projeto estavam relacionadas com a automatização da organização espacial, ou seja, a busca pela otimização no processo de distribuição das atividades

em um determinado espaço. Essa organização espacial leva em consideração um conjunto de critérios que são elementos definidores para a setorização e a hierarquização das atividades no espaço. A partir dessa hierarquização e setorização são avaliados os fluxos de informações e custos gerados decorrentes da relação entre as diferentes atividades exercidas em cada setor, o que poderia inclusive servir de referência para dimensionar cada área em função do seu valor e da sua produtividade (LIGGETT, 2000). Isso promoveu o aumento na demanda por facilidades computacionais no planejamento e gerenciamento, o que gerou uma série de produtos relacionados à automação de organização espacial. Essa área foi amplamente investigada pelos cientistas, engenheiros da computação e pesquisadores que estavam preocupados com problemas de layout nas instalações de linhas de produção, e na otimização dos circuitos eletrônicos. Assim como os arquitetos, que visualizaram a possibilidade da utilização desses novos métodos advindos da inteligência artificial também na área de organização de layouts de edifícios comerciais, universidades, hospitais e lojas de departamento.

A utilização dos algoritmos evolutivos como método projetual em tese pode envolver a solução de problemas de diferentes escalas, desde a distribuição de atividades na cidade até a locação de equipamentos, pessoas ou grupos em um simples pavimento de um edifício. Segundo Liggett (2000), existem três principais caminhos para as técnicas de solução de problemas desse tipo. O primeiro envolve a otimização de um único critério de função, partindo de uma solução inicial que sofrerá constantemente alterações até chegar a uma organização ideal. O segundo trabalha com a teoria dos grafos, focando a relação de adjacência e proximidades das atividades em um modelo topológico (ARVIN, 2002; GRASON, 1971). O terceiro preocupa-se em achar a satisfação para um conjunto diversificado de restrições ou relações, definindo um modelo topológico e geométrico da solução (EASTMAN, 1973; PFEFERCORN, 1975; FLEMMING et al. 1992; MICHALEK, 2001). Dessa forma, a distribuição espacial das atividades definidas em um programa de necessidades será o resultado de um complexo sistema integrado cujos componentes, ou setores, foram locados conforme a relação de hierarquia, produção, custo e comunicação entre as atividades (Figura 3.22).

Figura 3.22 – Utilização do programa TOPAZ para a organização espacial do programa de necessidades conforme a hierarquia e as articulações entre as atividades.

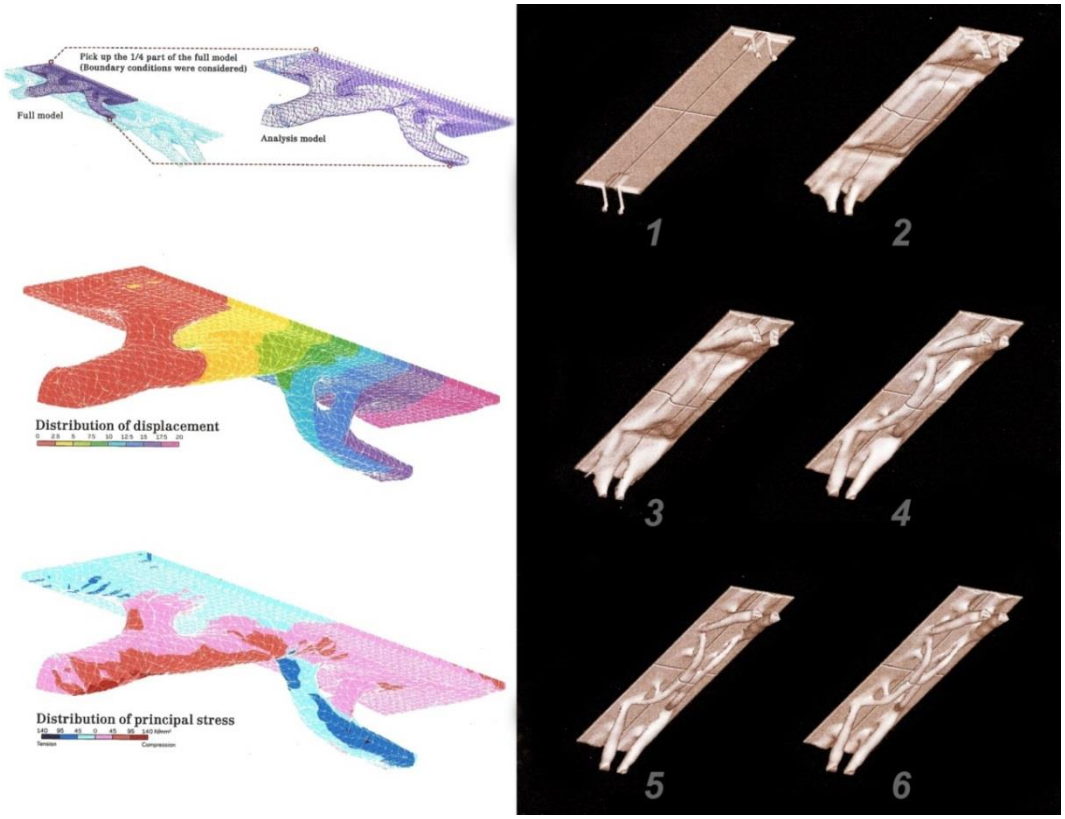


Fonte: adaptado de Sharpe et al. (1985).

Outra possibilidade de aplicação é a Otimização Estrutural Evolutiva (OEE ou *Evolutionary Structural Optimisation* - ESO), um método de otimização estrutural topológico muito utilizado em vários campos da engenharia. Esse método se baseia na eliminação lenta e sucessiva de elementos ineficientes em uma estrutura, sendo esse método incrementado com a capacidade de adicionar material para reforçar as áreas onde ocorre a maior exigência estrutural, dando origem assim, ao método BESO (*Bi-directional Evolutionary Structure Optimisation*) (GHABRAIE et al., 2010). Isso resulta em estruturas com máximo desempenho, com o mínimo de peso e com máxima resistência mecânica ou rigidez (SILVA, 2001). O Topostruct e o ANSYS são alguns dos programas que utilizam esses métodos para análise e simulação. Um exemplo de aplicação desse método é o projeto de uma nova estação para Florença proposto pelo arquiteto Arata Isozaki em 2003. A proposta é uma estrutura que possui o máximo de eficiência e o mínimo uso de material. O processo ocorreu de forma interativa contando com um trabalho conjunto entre arquitetos e engenheiros auxiliado pelo computador e pelo método de otimização estrutural evolucionária (MEREDITH, 2008). Através do algoritmo evolutivo foi possível realizar os cálculos estruturais que possibilitaram a geração gradativa de gráficos tridimensionais em diferentes estágios, como pode ser visto à direita na Figura 3.23, o que permitiu as análises

formais e estruturais por aqueles profissionais até que se chegasse a um consenso estético e funcional para o resultado final do projeto.

Figura 3.23 – Processo de OEE no projeto de Arata Isozaki.

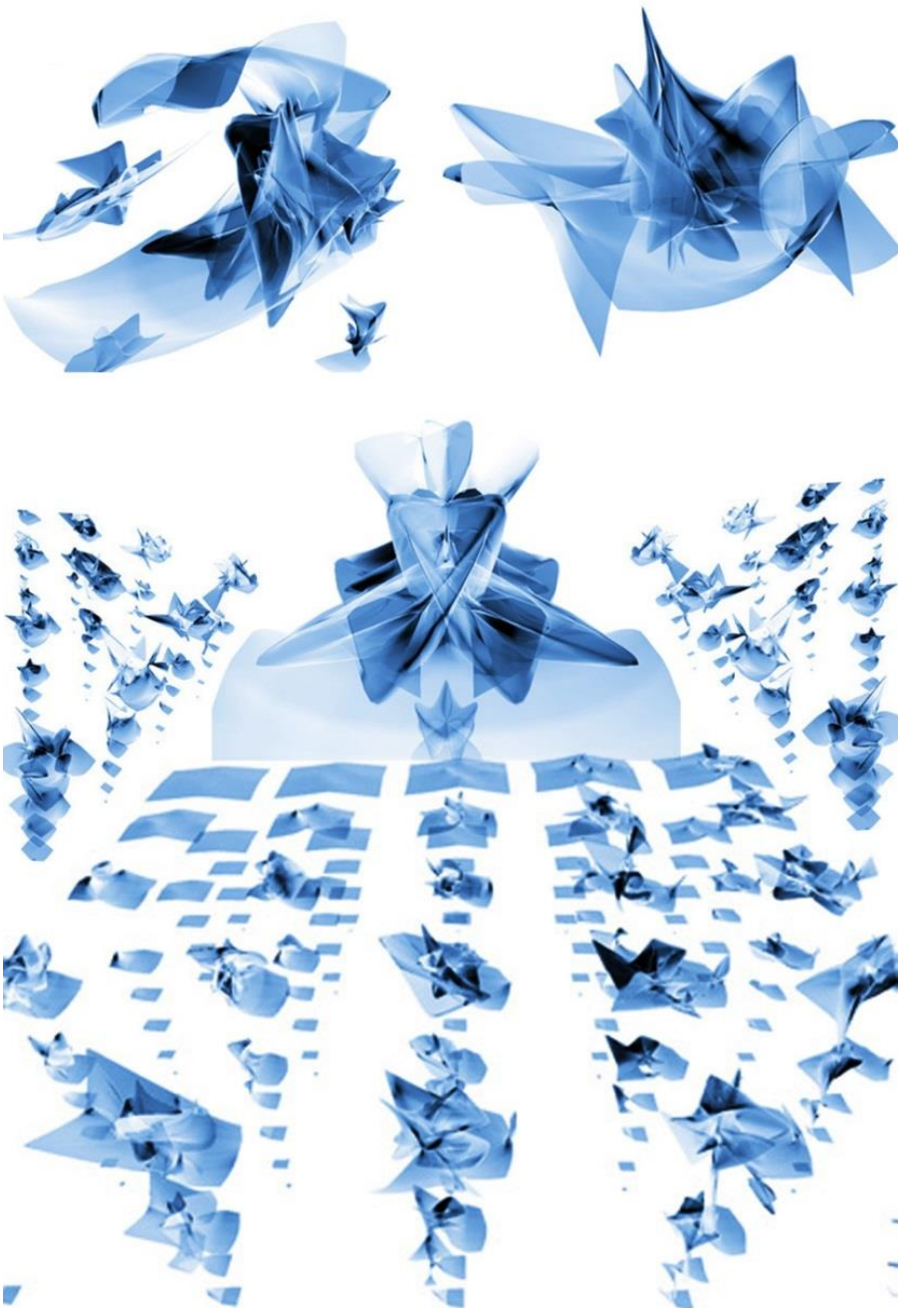


Fonte: adaptado de Meredith (2008, p. 104 e 106).

A utilização do algoritmo evolutivo como um recurso criativo para a geração de formas pode ser exemplificada através da ferramenta modeladora de superfícies GenR8 desenvolvida por Martin Hemberg. A sua concepção e a ferramenta são partes de um trabalho desenvolvido no Grupo de *Design* Emergente (*Emergent Design Group*) do MIT (*Massachusetts Institute of Technology*) realizado no ano de 2001. O objetivo desse trabalho era de oferecer aos arquitetos uma possibilidade criativa para a elaboração de superfícies durante o desenvolvimento projetual através de um processo generativo, sendo utilizada uma combinação de *L-systems* e algoritmo genético. Nesse caso, a utilização do algoritmo evolutivo possui como principal objetivo a exploração criativa, não sendo exigindo valores numéricos que irão direcionar o processo de evolução, como ocorre nas situações de otimização do desempenho com o uso de índices. Assim, é necessário que o projetista desenvolva a sua intuição através da experiência com a ferramenta

GenR8, possibilitando entender como funcionam os parâmetros (HEMBERG, 2009). Essa ferramenta foi utilizada por dois anos no programa de pós-graduação em tecnologias emergentes em projetos pela *Architectural Association* (AA) em Londres, a exemplo do trabalho desenvolvido por Steve Fox intitulado *Butterfly Machines*, como pode ser visto na Figura 3.24.

Figura 3.24 – Projeto Butterlfy Machines desenvolvido no GenR8 na AA por Steve Fox.



Fonte: adaptado de Hemberg, (2009).

Desde o início da utilização dessas técnicas, elas objetivavam a contribuição na fase de concepção projetual, momento em que as diferentes possibilidades surgem para a solução de um problema e que através da utilização dos algoritmos evolutivos era possível identificar as que melhor atendiam às necessidades. Além disso, seria possível gerar uma maior diversidade, talvez não imaginada pelo projetista, excluindo a possibilidade de uma solução tendenciosa de um problema. Assim, a busca pelas soluções ideais não seguem às cegas, uma vez que essas técnicas são capazes de gerar, comparar e avaliar as diversas possibilidades.

3.5 Panorama da produção

3.5.1 Publicações

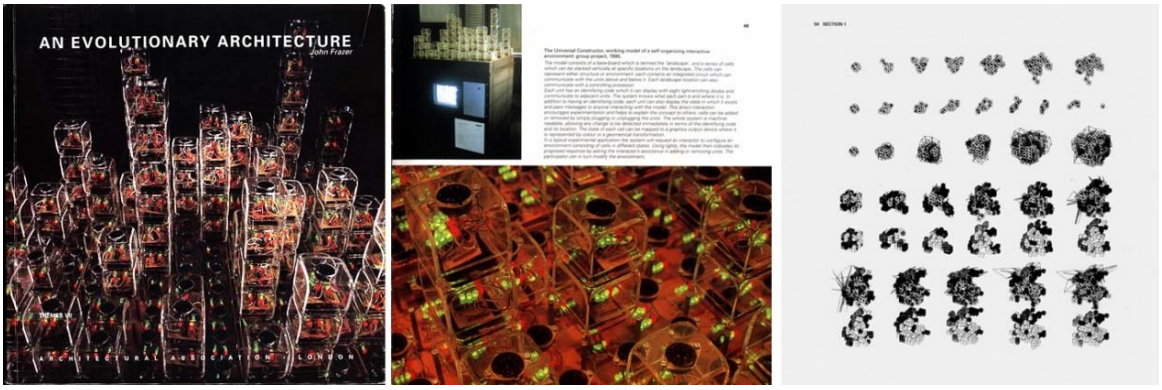
Livros

Embora não seja um tema muito recente, explorado desde a década de 1960, foi possível verificar que os estudos na área evolutiva aplicada à arquitetura ainda estão focados em alguns centros de pesquisas ou pesquisadores como John Gero, John Frazer, Peter Bentley e Paul Coates. Esses são os principais autores que iniciaram a discussão que aborda a inspiração biológica evolutiva como um método no processo de projeto. John Gero é um dos que contribuiu significativamente com publicações de artigos e livros desde a década de 1970, focando principalmente o processo de otimização e da criatividade como consequências do processo evolutivo. Quanto às publicações realizadas por John Frazer, Peter Bentley e Paul Coates é possível perceber uma ênfase maior na descrição e na implementação da questão evolutiva como um processo.

O livro "*An evolutionary architecture*" escrito por John Frazer, publicado em 1995, desenvolve uma discussão teórica sobre os modelos digitais artificiais comparados à inspiração na natureza (Figura 3.25), e o "*Evolutionary design by computers*" escrito por Peter Bentley, publicado em 1999, faz uma introdução aos conceitos da computação evolutiva, demonstrando posteriormente os diferentes aspectos de implementações dos algoritmos (Figura 3.26). Atualmente já é possível encontrar diferentes autores abordando a questão evolutiva e a sua implementação sob os diferentes aspectos, como Achim Menges, Sean Ahlquist, Therese

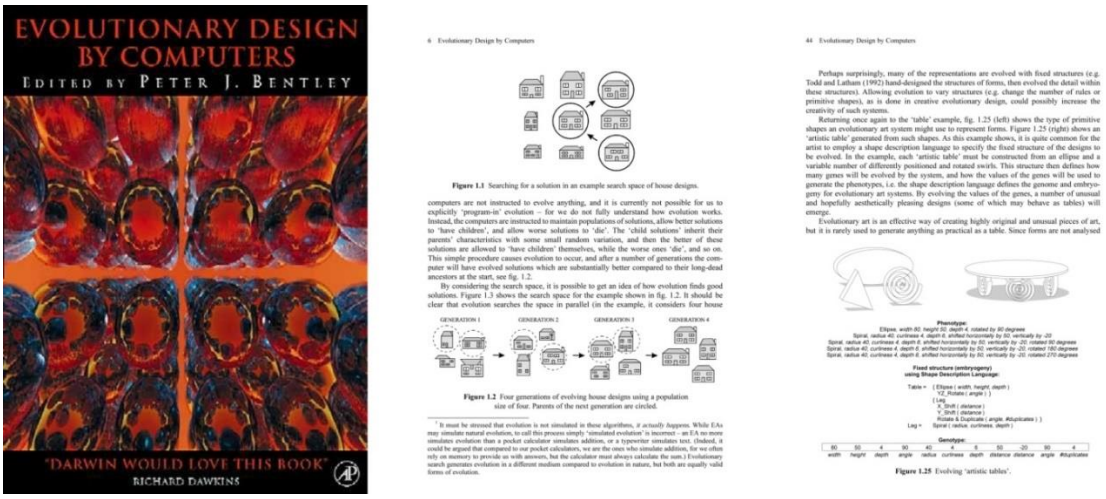
Tierney, Michael Hensel e Michael Weinstock, como exemplo é possível citar as publicações "*Computational design thinking*" (MENGES; AHLQUIST, 2011), "*Abstract space: beneath the media surfasse*" (TIERNEY, 2007), "*Emergent Technologies and design: towards a biological paradigma for architecture*" (HENSEL *et al*, 2010).

Figura 3.25 – "An evolutionary architecture" por John Frazer.



Fonte: adaptado de Frazer (1995).

Figura 3.26 – "Evolutionary design by computers" escrito por Peter Bentley.



Fonte: adaptado de Bentley (1999).

Artigos em conferências

O maior número de publicações na área da computação evolutiva aplicada à arquitetura ainda se concentra nos anais de diferentes eventos científicos da área de CAAD (*computer aided architectural design*), possuindo basicamente como eixo estruturador das discussões a utilização dos métodos evolutivos no processo de obtenção de resultados otimizados ou na busca por

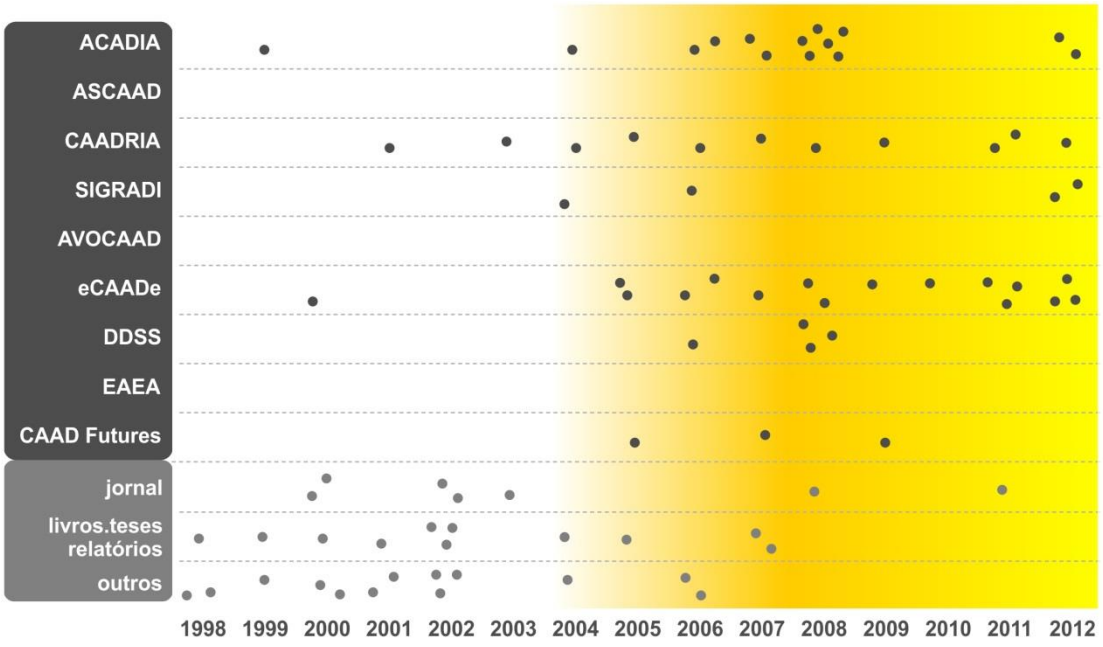
soluções inovadoras com o auxílio da ferramenta computacional. Dessa forma, foi adotada como referência para a verificação e constatação da atual situação do algoritmo evolutivo implementados na arquitetura a base de dados CuminCAD (*Cumulative Index of Computer Aided Architectural Design*), por corresponder a um índice acumulativo de publicações relacionadas ao desenho de arquitetura auxiliado por computador, e que apresenta informações bibliográficas sobre os artigos publicados em anais de diferentes conferências na área CAAD e em outros meios como periódicos e livros.

A base de dados CuminCAD foi disponibilizada a partir do ano de 1998 e abrange publicações desde o ano de 1960, os artigos estão organizados em subcategorias conforme as conferências do ACADIA (*Association for Computer Aided Design in Architecture*), ASCAAD (*Arab Society for Computer Aided Architectural Design*), CAADRIA (*Association for Computer Aided Architectural Design Research in Asia*), SIGraDi (*Sociedad Iberoamericana de Gráfica Digital*), AVOCAAD (*Added Value of CAAD*), eCAADe (*Education and Research in Computer aided design in Europe*), DDSS (*International Conference on Design & Decision support Systems in Architecture and Urban Planning*), EAEA (*European Architectural Endoscopy Association*) e CAAD Futures. Algumas outras subcategorias não estão relacionadas a conferências, mas sim a jornais, livros, teses e outros.

Foi realizada uma busca em todas essas subcategorias, verificando a ocorrência do termo "*genetic algorithm*" e "*evolutionary algorithm*" nos títulos e resumos das publicações. Esse procedimento foi realizado no dia 20 de março do ano de 2013, através do sistema de busca da própria base de dados, o que possibilitou verificar a quantidade de artigos publicados nessa área e organizar um gráfico que contribuiu para a identificação dos períodos de maior ocorrência das publicações (Figura 3.27). A quantidade de artigos publicados até a data da verificação corresponde a um número muito reduzido, menos de 1% do número total de artigos publicados na base de dados, ou seja, 83 artigos de um total de 10854, sendo consideradas todas as subcategorias. Isso demonstra o quanto os algoritmos evolutivos na área da arquitetura e urbanismo ainda são desconhecidos como um método eficiente para a solução de problemas de difíceis soluções. Embora o número de artigos seja reduzido, foi possível verificar através da base de dados um sensível aumento na ocorrência desse tema na última década (Figura 3.27), em específico nos eventos científicos. Isso pode estar relacionado com o surgimento de ferramentas

digitais que facilitaram a implementação dos algoritmos evolutivos, contribuindo para a sua divulgação e a inserção na arquitetura e urbanismo.

Figura 3.27 - Distribuição cronológica das publicações encontradas no CuminCAD que citam "Genetic Algorithm" e "Evolutionary Algorithm" no Cumincaad.



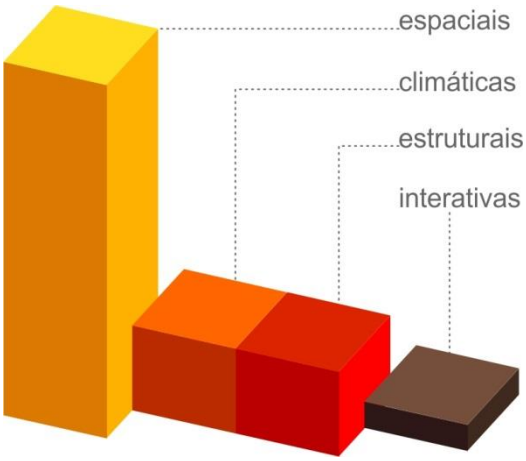
Fonte: elaborado pelo autor.

O período entre os anos de 1998 e 2002 possui os artigos concentrados na subcategoria "outros", o que significa publicações em diferentes conferências que não são específicas da área CAAD, como as artes (*International Conference on Generative Art, Proceedings of the Generative Arts Conference*), a computação (*International Conference on Computer Graphics and Artifitial Intelligence, Artificial Intelligence in Engineering*) e outros (*International conference of Mathematics & Design*). Ao fazer uma análise superficial desses artigos foi verificado que o principal foco é as artes ou a descrição conceitual dos métodos evolutivos, sendo alguns poucos artigos direcionados à arquitetura e urbanismo. A diminuição do número em "livros.teses.relatórios" pode ser explicada pela falta de indexação de publicações, que correspondiam até a data da verificação à 299 teses e dissertações, 66 livros e 16 relatórios abordando os diversos temas, sendo a maioria das teses e dissertações pertencentes ao período entre 1990 e 2000, possuindo apenas uma tese do ano de 2008 e uma dissertação de 2011. A utilização dos termos "*genetic algorithm*" ou "*evolutionary algorithm*" direcionou a busca de

maneira que outras expressões não foram selecionadas como "*evolutionary computation*", "*evolutionary methods*", "*evolutionary design*", etc.

A partir do ano de 2004 as publicações passaram a ocorrer em diferentes eventos CAAD, trazendo visibilidade aos algoritmos evolutivos com a implementação em diferentes áreas da arquitetura e urbanismo. Os artigos indexados na base de dados do CuminCAD possibilitaram identificar quatro principais áreas de implementação, sendo elas as que exploram questões espaciais, climáticas, estruturais e de interatividade (Figura 3.28).

Figura 3.28 - As quatro principais áreas de implementação dos algoritmos evolutivos conforme a indexação dos artigos no CuminCAD.



Fonte: elaborado pelo autor.

A questão espacial é a mais explorada por ser uma área constituída por diversos tópicos como urbanismo, problemas de layout, otimização de áreas, implantação, entre outros. Essa situação talvez se justifique pelo grande número de pesquisas sobre "*space planning*" que são desenvolvidos desde a década de 1960, período em que as indústrias e as empresas passaram a medir o fluxo informacional e produtivo a partir da organização espacial, atribuindo-lhe custos (LIGGETT, 2000). As abordagens climática e estrutural praticamente se equivalem quanto ao número de publicações; são as áreas relacionadas diretamente com o processo de otimização e que geram um grande número de informações, fazendo dos métodos evolutivos uma ferramenta necessária para a otimização dos parâmetros e não apenas uma opção ou tendência na sua utilização (FASOULAKI, 2007). A área definida como interativa está relacionada às estruturas cinéticas, criando elementos arquitetônicos capazes de gerar espaços dinâmicos, provocando

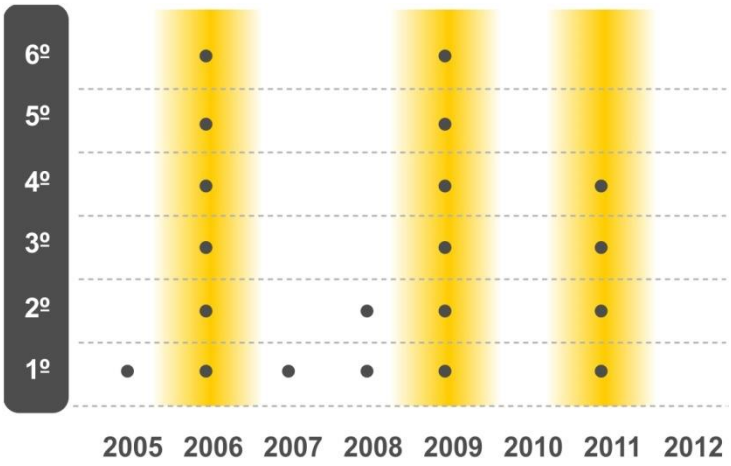
interações entre o ser humano e o meio, ou está relacionado ao controle de robôs na tomada de decisões para a execução de operações.

Periódico

O único periódico analisado foi o *Architectural Design* com o objetivo de verificar o grau de ocorrência do tema em uma revista de caráter comercial que atende um público diversificado, não se restringindo ao universo acadêmico. A escolha desse periódico ocorreu devido ao seu perfil editorial, que embora não apresenta um enfoque científico, assume como objetivo estimular os avanços teóricos, tecnológicos e criativos, inserindo temas da atualidade e que estão em discussão no universo acadêmico, uma vez que o seu público alvo é constituído por estudantes de arquitetura, acadêmicos e arquitetos. Dessa forma, esse periódico traz uma contribuição à sociedade no sentido de tentar aproximar o meio acadêmico com os profissionais da área, divulgando temáticas da atualidade em pesquisa. Esse posicionamento do editorial da *Architectural Design* demonstrou essa preocupação quando na década de 1990 levou ao seu público a discussão sobre a revolução digital na arquitetura, publicando sobre o conceito de *Folding* por Greg Lynn, *Cyberspace* por Neil Spiller e *Hypersurface* por Stephen Perella.

Essa verificação possibilitará identificar se o tema dos métodos evolutivos se enquadra nesse contexto provocativo e relevante por parte do público em geral através da presença e constância do tema nas edições. As edições avaliadas abrangem o período de 2005 até a data da busca realizada em 20 de setembro de 2012, totalizando 735 artigos publicados na base de dados da editora “John Wiley & Sons”. A busca encontrou apenas 20 artigos que abordam o termo “*genetic algorithm*” e “*evolutionary algorithm*” no título e no resumo, com maior concentração nos anos de 2006, 2009 e 2011 como pode ser visualizado na Figura 3.29.

Figura 3.29 - Número de artigos publicados por bimestre na Architectural Design no período de 2005 a 2012 e que abordam “Genetic Algorithm” e “Evolutionary Algorithm”.



Fonte: elaborado pelo autor.

A quantidade de artigos publicados em um período de oito anos, mesmo sendo uma amostragem pequena, pode ser considerada significativa por se tratar de uma publicação com caráter comercial. Assim, é possível verificar que o tema algoritmo evolutivo foi abordado em todas as edições nos anos de 2006 e 2009, e em quatro edições no ano de 2011, o que faz pensar no interesse por essa área pelo público em geral. Embora tenha sido publicado um artigo por edição, comparado à produção de artigos nos eventos científicos em um ano, percebe-se que a proporção é alta.

3.5.2 Centros de pesquisa

A pesquisa identificou dois principais centros de pesquisas que contribuíram para o desenvolvimento do quadro teórico na área da computação evolutiva aplicada na arquitetura, o *Key Centre of Design Computing and Cognition* (KCDC) na Universidade de Sidney (*University of Sydney*) na Austrália, e o *Centre for Evolutionary Computation in Architecture* (CECA) na Universidade do Leste de Londres (*University of East London*) na Inglaterra.

O KCDC possui como cofundador o professor John Gero, realizando pesquisas em sete principais áreas, tais como o computador como suporte sincronizado ao processo de projeto colaborativo, criatividade no projeto, modelos evolutivos de projeto, formas emergentes, intenção projetual e múltiplas abstrações, integração de conhecimento específico e geral, conceito de

aprendizagem – aprendizagem de máquina. Todas essas áreas possuem relações entre si e produzem modelos computacionais do processo de projeto baseados em uma integração entre a abordagem da inteligência artificial com sistemas CAD oferecendo um melhor suporte para os projetistas ao utilizarem tais sistemas (ROSENMAN et al., 1994).

O CECA desde 1991 produz pesquisa relacionando o ensino da arquitetura usando o computador, explorando abordagens que incluem autômato celular, programação genética, modelagem baseada em agente e gramática da forma (COATES; HAZARIKA, 1999).

Além desses, outros grupos menores também desenvolveram pesquisas na área. Por exemplo, no MIT (*Massachusetts Institute Technology*) foi fundado em 1997 na Escola de Arquitetura e Planejamento um grupo denominado EDG (*Emergence Design Group*), com o objetivo de desenvolver pesquisas na área da arquitetura, fazendo intersecção com a engenharia, inteligência artificial e ciência dos materiais (TESTA et al., 2001).

Esses centros de pesquisas e os grupos estavam muito ligados aos professores pesquisadores que os fundaram e acabaram desaparecendo, incorporados a outros grupos, ou mudaram de nome e enfoque quando os seus pesquisadores mudaram de universidade ou aposentaram. Atualmente é possível verificar que o tema é abordado de maneira integrada a outras áreas de pesquisas afins, o que contribui para a sua aplicação em diferentes áreas dentro da arquitetura e urbanismo.

3.5.3 Eventos

Os eventos específicos sobre algoritmo evolutivo, anteriores à sua aplicação na arquitetura, tiveram início com a ICGA (*International Conference on Genetic Algorithms*) no ano de 1985 nos EUA, sendo realizada de forma bienal até o ano de 1999, quando foi integrada a GP (*Annual Genetic Programming Conference*), dando origem a conferência GECCO[1] (*Genetic and Evolutionary Computation Conference*), com periodicidade anual e com proporções transcontinentais. Outra conferência significativa é a PPSN[2] (*Parallel Problem Solving from Nature*), que surgiu na Europa no ano de 1990 como uma alternativa a ICGA, ocorrendo também

[1] http://www.sigevo.org/gecco-2013/
[2] http://ls11-www.cs.uni-dortmund.de/rudolph/ppsn

de forma bienal. Em 1998 surge outro evento europeu com temática de computação bio-inspirada denomiado EvoStar[3], composto por cinco conferências que surgiram a partir de oficinas desenvolvidas pela EvoNet, uma rede de excelência em computação evolucionária estabelecido pela *Information Societies Technology Programme* da Comissão Europeia, abrangendo diversas áreas de implementação como indústria, jogos, energia, projeto, música, com, entre outros.

Outros eventos começaram a surgir com um enfoque mais direcionado para o processo de projeto, não especificamente tratando os algoritmos evolutivos, mas inserindo-os no contexto da inteligência artificial, ciência cognitiva e teorias computacionais em projeto. Como exemplos, podemos citar:

- DTM[4] (*International Conference on Design Theory and Methodology*), conferência que promove a pesquisa, a difusão do conhecimento e debate de temas como as teorias científicas de projeto, criatividade e inovação em projeto, métodos formais de projeto, modelagem de produto, pedagogia, projeto e gerenciamento de projeto. Favorecendo as discussões de forma interdisciplinar como maneira de expandir a compreensão e aplicação do projeto.
- DCC[5] (*International Conference on Design Computing and Cognition*), conferência bienal com o objetivo de discutir o estado da arte e a pesquisa em projeto de ponta com o foco na inteligência artificial, ciência cognitiva e teorias computacionais em projeto.
- A conferência bianual DDSS[6] (*Design e Decision Support Systems Conference*) que aborda questões pertinentes para o desenvolvimento do projeto e sistemas de apoio à decisão, aplicados nos problemas de projeto de arquitetura e urbanismo.
- O ALGODE[7] (*International Symposium on Algorithmic design for architecture and Urban Design*) que aconteceu apenas uma vez no ano de 2011 em Tóquio.

Além desses, há ainda outros eventos que abordam questões mais gerais sobre a temática CAAD (Computer-Aided Architectural Design), mas que apresentam também publicações na

[3] http://www.evostar.org/
[44] http://www.asmeconferences.org/idetc2013/CallForPapersDetail.cfm
[5] http://mason.gmu.edu/~jgero/conferences/dcc14/
[6] http://www.ddss.nl/Conferences
[7] http://news-sv.aij.or.jp/algode/index.html

área dos métodos evolutivos, como as conferências do CAADRIA[8] (*Computer-Aided Architectural Design Research in Asia),* SIGRADI[9] (*Sociedade Iberoamericada de Gráfica Digital*), eCAADe[10] (*Education and Research in Computer Aided Architectural Design in Europe*), ACADIA[11] (*Association for Computer Aided Design in Architecture*) e CAADFutures[12].

3.6 Exemplos

Os exemplos apresentados a seguir foram escolhidos conforme os aspectos da otimização e da exploração criativa dos algoritmos evolutivos, além da sua implementação em diferentes programas. O exemplo "*Creativity with the Help of Evolutionary Desig Tool*" explora o método evolutivo como ferramenta auxiliar no processo criativo, o "*A Mass Customization Oriented Housing Design Model Based on Genetic Algorithm*", o "*Integration of Digital Simulation Tools With Parametric Design to Evaluate Kinetic Façades for Daylight Performance*", o "*Structure Generation Using Evolutionary Algorithms",* o "*The Groningen Twister: an experiment in applied generative design*" e o *"Acoustic Environments: applying evolutionary algorithms for sound based morphogenesis"* estão focados no aspecto de otimização.

3.6.1 Creativity with the Help of Evolutionary Design Tools

Philippe Marin, Xavier Marsault, Renato Saleri, Gilles Duchanois
2012 . Sustentabilidade

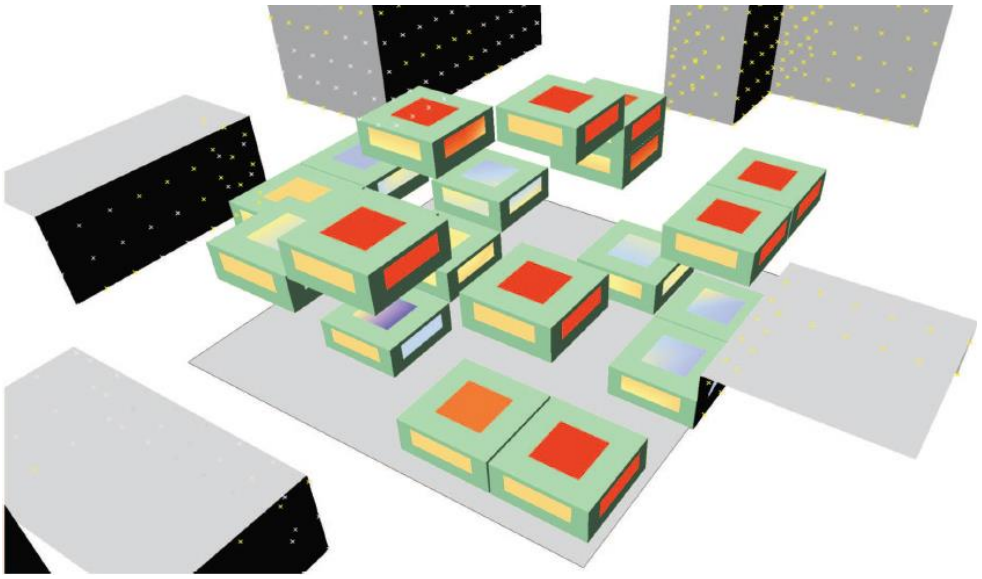
Essa pesquisa foi apresentada no eCAADe de 2012, realizada por Philippe Marin, Xavier Marsault, Renato Saleri e Gilles Duchanois, explora o método evolutivo na fase inicial de desenvolvimento projetual, com o intuito de estimular a criatividade dentro do contexto de sustentabilidade. Para isso foi utilizada uma ferramenta generativa denominada EC-CO-GEN-L que avalia o desempenho energético a fim de contribuir na orientação da evolução (MARIN et

[8] http://www.caadria.org/
[9] http://www.sigradi.org/
[10] http://www.ecaade.org/
[11] http://acadia.org/
[12] http://cf2013.tongji-caup.org/

al., 2011). As restrições ambientais foram adotadas como condicionantes para essa orientação, gerando um mecanismo de simulação energética que avalia individualmente cada resultado obtido.

Diante do objetivo da exploração espacial associada às questões ambientais, foram utilizadas geometrias simplificadas como unidades elementares que poderiam ser combinadas e distribuídas espacialmente de diferentes maneiras. A abstração dos volumes assumiu uma forma denominada voxel, apresentando a configuração de paralelepípedos. Cada um deles possui uma posição no espaço configurando uma matriz tridimensional, possibilitando diferentes maneiras de serem configurados. Os limites dessa matriz correpondem a dimensão do terreno e as restrições regulamentadas pela legislação urbana, como o máximo para altura e os recuos (Figura 3.30). Os voxels apresentam especificidades quanto ao material em termos de isolamento e de opacidade, além das funções relacionadas ao programa de necessidades.

Figura 3.30 – Representação fenotípica usada na avaliação do desempenho.

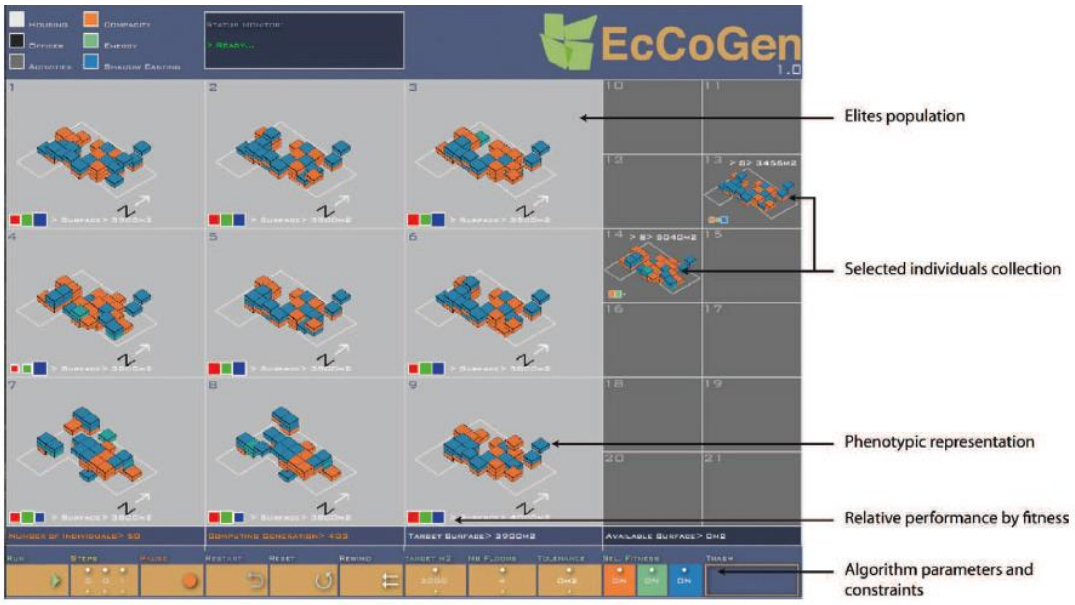


Fonte: MARIN et al. (2012).

O sistema é alimentado com os valores correspondentes à descrição geométrica da trama, que irá definir as características dos possíveis indivíduos diante das diferentes composições dos voxels; a configuração do contexto urbano e a sua geolocalização irão contribuir para a definição do ambiente em que a evolução irá ocorrer, fornecendo parâmetros para o processo de seleção; e os índices de referência para cada área construída conforme a sua função programática será um

dado de entrada que contribuirá para o *fitness function*, ou seja, um dos elementos responsável pela seleção dos indivíduos. A execução do algoritmo irá avaliar a compacidade do edifício, a avaliação das sombras no contexto urbano e a avaliação do desempenho térmico, mais a adoção do índice de referência para cada área. Como o processo de avaliação utiliza condições climáticas, foi necessário definir alguns horários como referência para a realização dessa análise. No caso da verificação das sombras, foram definidas seis posições que permitiu a definição de uma sombra média correspondente ao período selecionado, desejando assim a sua minimização durante o processo. O cálculo do balanço térmico utilizou um modelo simplificado para a unificação dos valores a fim de permitir uma aproximação do equilíbrio térmico, levando em consideração as superfícies de vidro, a insolação, a localização do projeto, perdas na transmissão e a resistência térmica. Assim, todos esses fatores foram avaliados e comparados aos índices de referência, correspondendo à função de avaliação, sendo atribuídos valores que permitia a avaliação de cada solução candidata. Esse processo utilizou um algoritmo genético interativo, permitindo ao criador interromper o processo e interagir no processo de seleção, tornando possível interferir e orientar a evolução de acordo com a sua interpretação subjetiva, como pode ser visto na Figura 3.31.

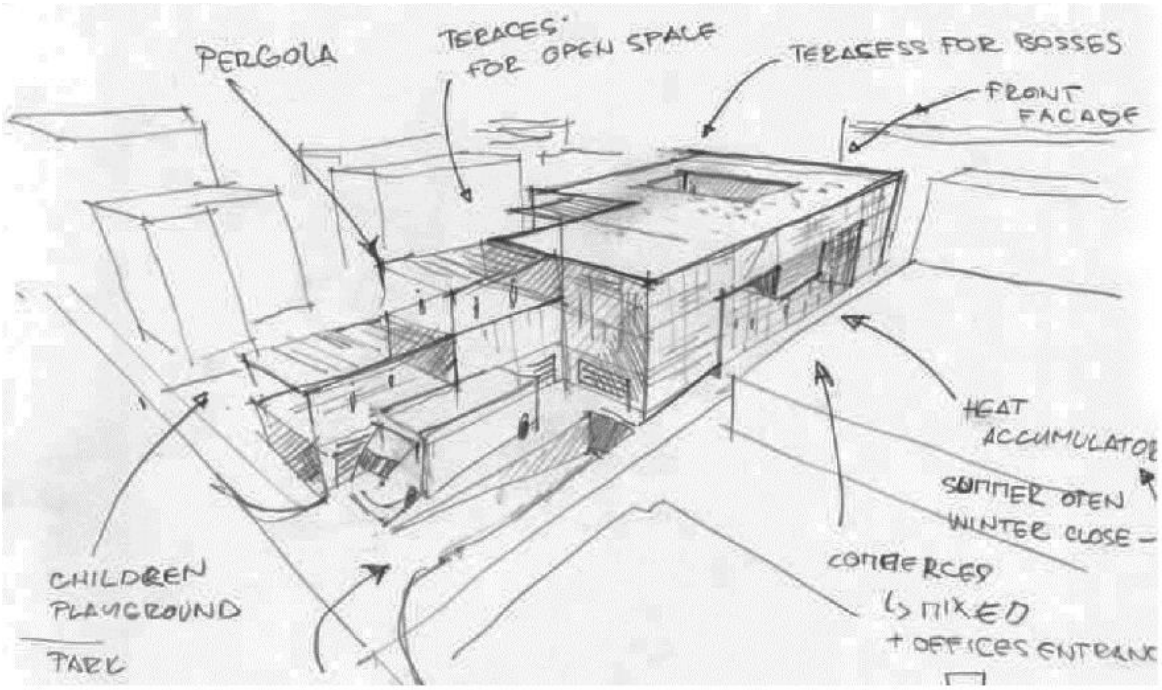
Figura 3.31 – Interação com a interface geradora das soluções.



Fonte: MARIN et al. (2012).

Esse processo foi implementado com dois grupos de alunos e foi possível verificar que a ferramenta serviu de suporte para as decisões, sendo geradas cerca de cinquenta a sessenta gerações, sendo mantida respectivamente de seis e quatro soluções preferidas. Portanto, o método evolutivo demonstrou que não apenas pode ser utilizado como um intermediador no processo de diálogo, mas contribui para o entendimento global do problema, envolvendo as diferentes condicionantes adotadas no projeto, auxiliando no processo exploratório criativo (Figura 3.32).

Figura 3.32 – Exemplo de croqui dos estudantes.



Fonte: MARIN et al. (2012).

3.6.2 A Mass Customization Oriented Housing Design Model Based on Genetic Algorithm

Özge Güngor, Gülen Çagdas, Özgün Balaban
2011 . Organização de layout

Essa pesquisa apresenta a criação de uma ferramenta que intermedia a negociação entre o cliente e o projetista durante o processo de projeto ao definir a organização de um layout, utilizando o algoritmo genético como ferramenta (ÜNGÖR et al., 2011). A sua utilização contribui para a criação das diferentes possibilidades a partir da alimentação do sistema com

dados definidos pelo usuário, criando parâmetros e diretrizes para o desenvolvimento a evolução. Neste caso foi utilizada a suíte *Mathlab Scientific Development* produzido pelo fabricante *Mathworks*, que adota uma linguagem de alto desempenho para a computação técnica, integrando a computação, a visualização e a programação em um ambiente onde os problemas e as soluções são expressos em notação matemática. Nesse caso o algoritmo evolutivo apresenta algumas configurações fixas e definidas previamente, não permitindo ao usuário fazer qualquer alteração, sendo os valores para o tamanho da população, o fator de elitismo, a taxa de crossover e de mutação.

A configuração do espaço é definida conforme as diferentes possibilidades de agrupamentos de uma unidade padrão adotada como quadrado unitário. O quadrado unitário possui uma dimensão fixa e corresponde a menor unidade, sendo denominado gene, ele possui uma localização no espaço definido por um par de coordenadas (1).

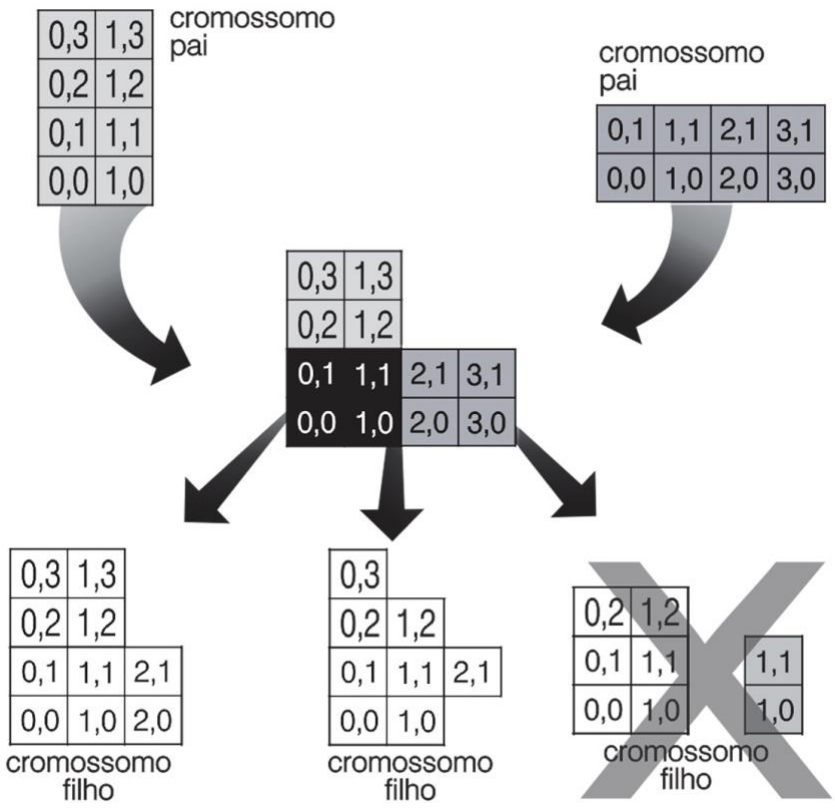
$$\text{Gene}(i) = \{\text{Component}(i).\text{Coordinate\_X}, \text{Component}(i).\text{Coordinate\_Y}\}, i=1, 2,\ldots, N \quad (1)$$

Os cromossomos correspondem ao conjunto de genes que possuirá as informações referentes aos cômodos, como a quantidade de quadrado unitário e as coordenadas das suas localizações (2), sendo definidas restrições como a impossibilidade de sobreposição dos elementos e a descontinuidade do espaço.

$$\text{Chromossomo}(j) = \{\text{Gene}(1);\text{Gene}(2);\ldots;\text{Gene}(k)\} = \{\text{Component}(i).\text{Coordinate\_X}, \text{Comonenti}(i).\text{Cordinate\_Y}\}, i=1, 2,\ldots, N \quad (2)$$

A criação de cromossomos válidos ocorre adicionando novos genes randomicamente a partir do espaço vizinho. A primeira etapa é a criação de um cromossomo formado pelo gene (0,0), ou seja, de coordenada (0,0). A partir dos seus quatro vizinhos, um deles é escolhido randomicamente e adicionado ao conjunto de genes (Figura 3.33). Esse procedimento é repetido até que o número de indivíduos, ou cromossomos, de uma população seja atingido.

Figura 3.33 – Exemplo de configuração de um cômodo.



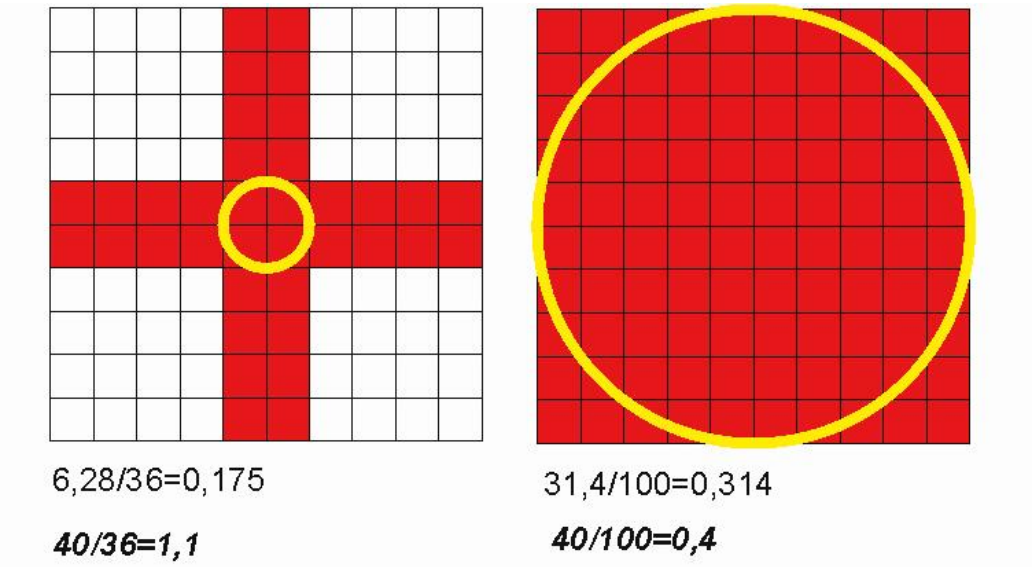
Fonte: ÜNGÖR et al. (2011).

Os cromossomos gerados serão avaliados através do *fitness function* definida por uma função matemática (3), que irá classificá-los conforme o valor obtido na função. Para isso, foi utilizada uma relação entre a somatória do número de componentes que compõem o perímetro do cômodo, dividido pela área formada por um círculo inscrito nesse mesmo cômodo.

$$\text{Fitness Function} = \min(\Sigma(\text{ComponentSideNumber})/\Sigma(\text{ComponentAreaSize})). \quad (3)$$

Na Figura 3.34 é apresentada a simulação de duas situações que apresentam o mesmo número de componentes formando o perímetro, mas com áreas diferentes do círculo formado no interior de cada cômodo, devido ao diferente arranjo dos componentes. Assim, o que apresentar o menor valor para a relação definida pelo *fiteness function* será o cômodo com a melhor configuração espacial, e, portanto melhor avaliado e posicionado no ranque para compor a próxima geração.

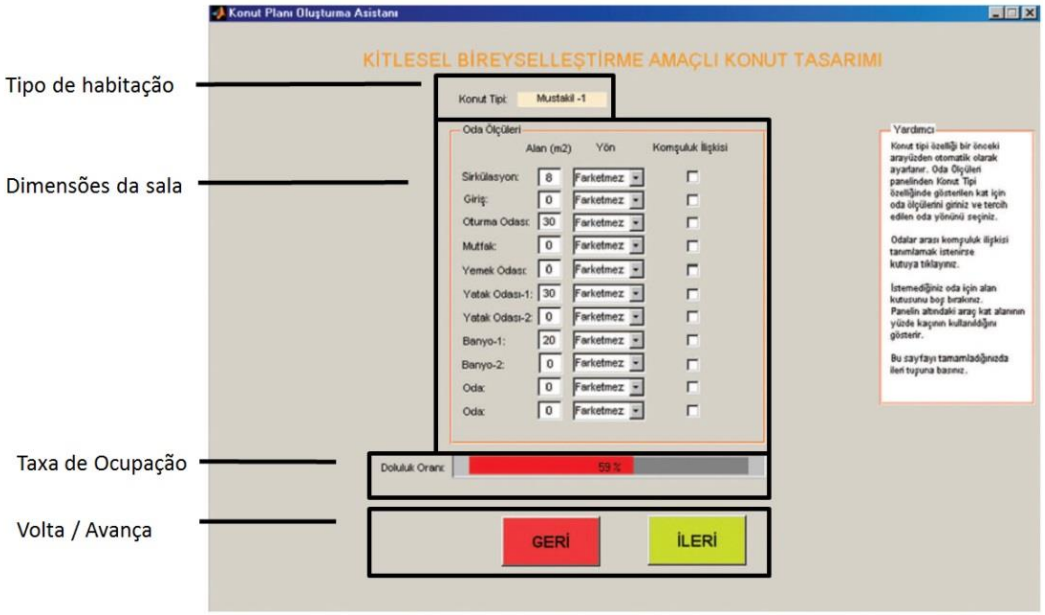
Figura 3.34 – Exemplo de configuração de um cômodo.



Fonte: elaboração própria.

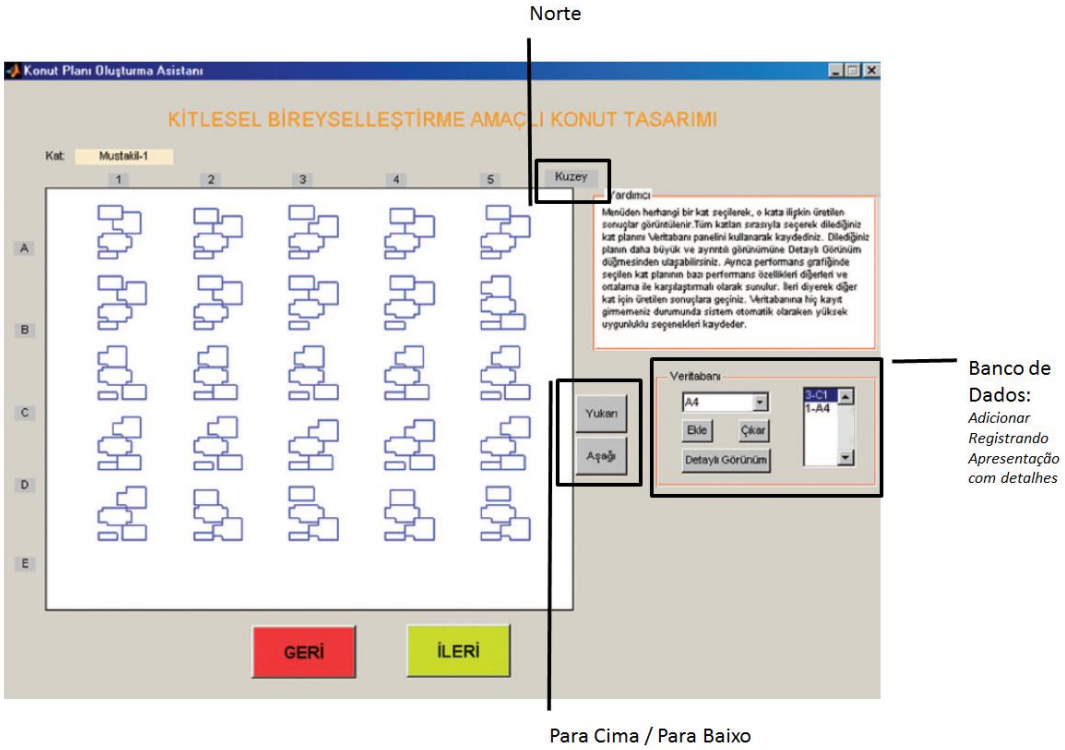
A primeira informação que o usuário irá fornecer é quanto ao tipo de habitação ele deseja (bloco de apartamento, único bloco, etc.), se existem restrições sobre a dimensão do local a ser implantado e quais são os valores, caso contrário pode definir apenas a área total desejada, pode definir pontos de referência como rodovia, paisagem, ou qualquer outro tipo de indicação. Logo após o usuário irá informar os tipos de cômodos e uma área aproximada para cada um (Figura 3.35), assim como a definição de restrições do tipo, o banheiro adjacente ao quarto, ou a sala de jantar junto com a sala. Dessa forma, são informados todos os parâmetros para definição das áreas e as restrições necessárias para direcionar o processo evolutivo, dando início à execução do algoritmo e apresentação das possíveis soluções (Figura 3.36).

Figura 3.35 – Configuração dos dados de entrada do sistema.



Fonte: ÜNGÖR et al. (2011).

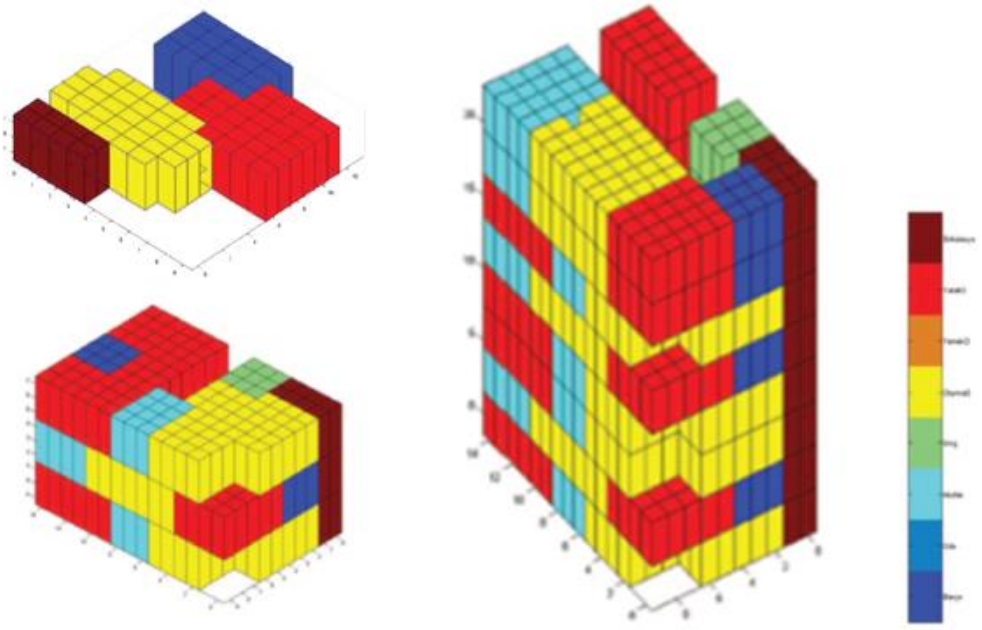
Figura 3.36 – Geração de possíveis combinações.



Fonte: ÜNGÖR et al. (2011).

A partir dessa tela onde são visualizadas as soluções candidatas é possível selecionar os indivíduos e colocá-los em um banco de dados, permitindo inclusive a configuração de edifícios com diferentes configurações de layout para cada pavimento, como mostra a Figura 3.37.

Figura 3.37 – Diferentes combinações e arranjos de layout.



Fonte: adaptado de Üngör et al. (2011).

3.6.3 Integration of Digital Simulation Tools with Parametric Design to Evaluate Kinetic Façades for Daylight Performance

Kamil Sharaidin, Jane Burry, Flora Salim
2012 . Insolação

Essa pesquisa tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema performativo para uma fachada cinética, focando na otimização do desempenho da luz do dia incidentes na superfície das edificações, através da criação de elementos dinâmicos que reagem ao meio, adaptando às diferentes condições e melhorando o conforto dos edifícios (SHARAIDIN et al., 2012) . Em um sistema tradicional para fachadas estáticas os valores de referência para condutibilidade térmica, fator solar e transmissão da luz do dia, são assumidos como constantes,

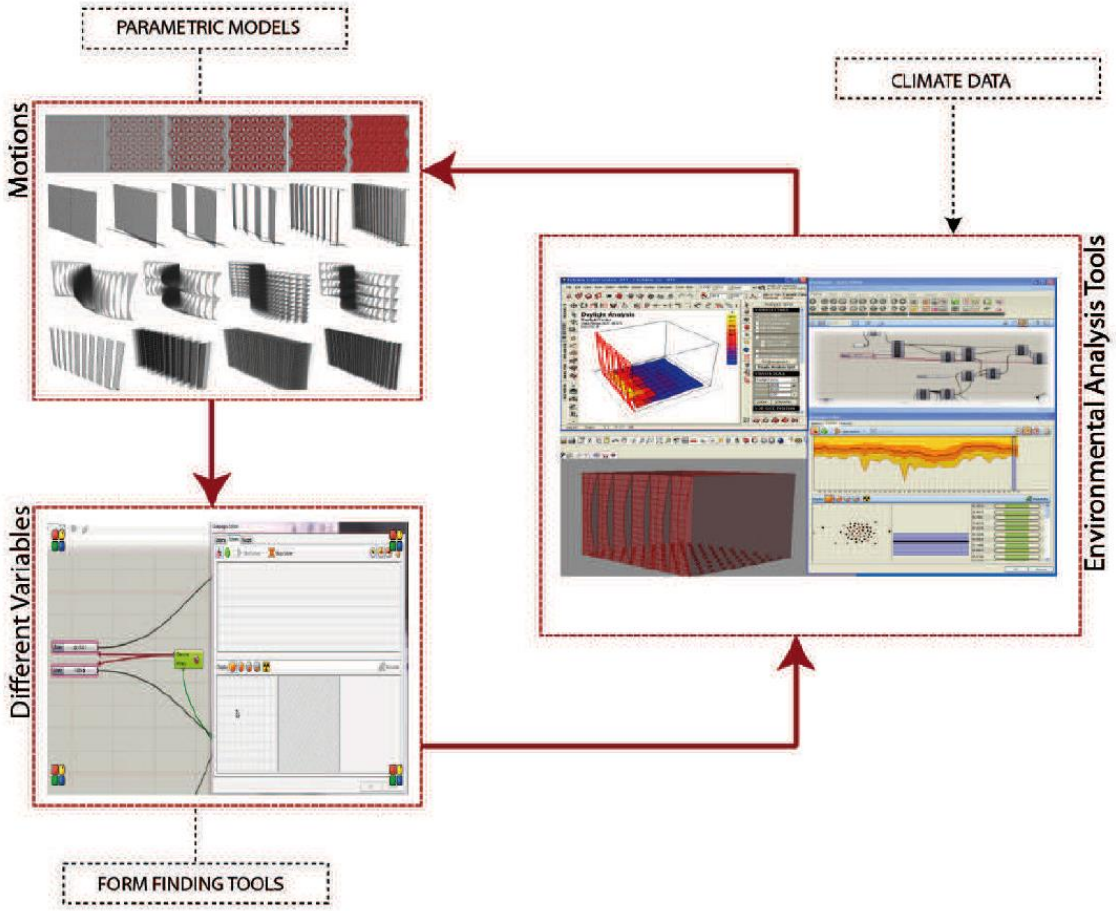
sendo adotados os valores que correspondem a uma situação de pico, além da utilização de ferramentas tradicionais de simulação baseadas em um projeto estático. Já o sistema cinético para fachadas deve ser analisado sob uma série de condições para o seu dimensionamento adequado, sendo necessária a avaliação e satisfação simultânea de diferentes variáveis, garantindo a otimização dos resultados. Dessa forma, esse projeto utilizou os algoritmos evolutivos como um método auxiliar no processo de projeto, integrando as diferentes variáveis, avaliando e identificando as melhores soluções candidata que satisfazem o problema. O software *Rhinoceros*®/Grasshopper® foi utilizado como uma ferramenta paramétrica, sendo explorado em específico o componente *Galapagos* (responsável pelos algoritmos evolutivos), e o software *Ecotect* para a simulação dos resultados.

Segundo o autor da pesquisa, esses softwares foram escolhidos pela possibilidade de melhor integração das ferramentas, proporcionando assim um fluxo contínuo de informações. O estudo focou as condições climáticas e geográficas de Melbourne, na Austrália, localizada nas coordenadas 37.8075°S 144.9700°E, apresentando uma variação térmica entre 26.7°C e 5.7°C. A fachada em estudo possui uma radiação solar com ângulo máximo de altitude de 75° no verão e de 29° no solstício de inverno. Essas são informações essenciais que contribuíram para a definição do problema, criando o ambiente em que as soluções candidata se desenvolveram. A partir desse contexto, foi possível determinar os valores correspondentes a média de temperatura e o índice para a intensidade luminosa desejada para o interior do edifício, e que seriam adotados como parâmetros de referência, configurando sistema para a otimização dos resultados. O modelo paramétrico também assumiu cinco possibilidades de comportamento contribuindo para a obtenção de diferentes resultados, como a rotação, a elasticidade, a retração, o auto ajuste e o deslizamento das peças que irão compor a fachada, permitindo o controle da incidência da luz natural no interior do edifício.

A partir da definição do modelo conceitual paramétrico e dos parâmetros de referência de geolocalização foi possível realizar os estudos para a fachada, sendo simulada em um volume de dimensão 5000mm x 5000mm x 3500mm, considerando a radiação solar no período de 21 de Junho a 21 de Dezembro de 2011. Os parâmetros do projeto foram organizados em três grupos, o primeiro relacionado às condições gerais, o segundo grupo à estrutura e à superfície, e o terceiro verificando o potencial do comportamento da fachada cinética. Dessa forma, o fluxo informacional percorreu os três grupos, pois o modelo paramétrico assumia constantemente

diferentes estados de configuração. Isso porque o algoritmo evolutivo executado pelo *Galapagos* alterava as variáveis do modelo, na tentativa de encontrar soluções formais que apresentassem índices melhores para a iluminação e a temperatura interna na sala, obtidos através da simulação e avaliação no *Ecotect*. Esse processo pode ser verificado na Figura 3.38.

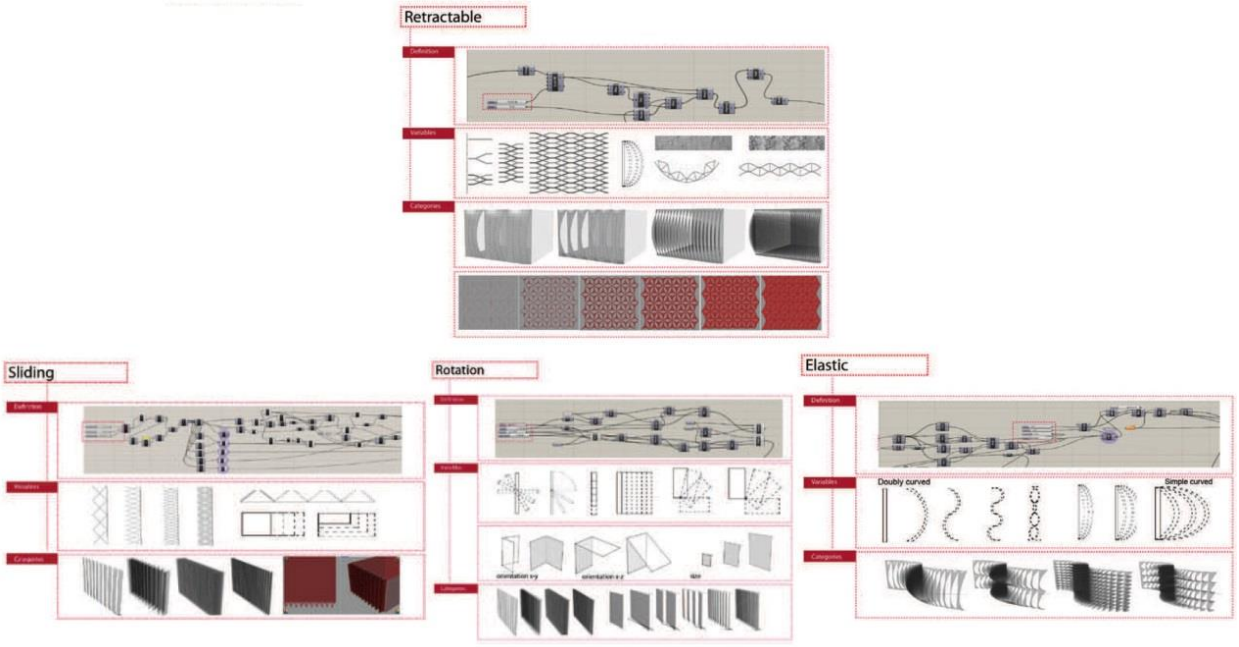
Figura 3.38 – Simulação do processo.



Fonte: SHARAIDIN et al. (2012).

Dessa forma, diante da quantidade de variáveis e das possíveis combinações e rearranjos do sistema, seria praticamente impossível gerar, simular e avaliar a grande quantidade de soluções candidata que esse projeto possui constituindo o seu campo de soluções, se não fosse através de um método evolutivo implementado computacionalmente. Embora seja um processo focado na otimização, não poderia deixar de analisar como um processo criativo, segundo a definição de Gero (1996), como é possível de verificar na Figura 3.39 as diferentes soluções obtidas.

Figura 3.39 – Diferentes soluções obtidas através do algoritmo evolutivo.



Fonte: SHARAIDIN et al. (2012).

3.6.4 Structure Generation using Evolutionary Algorithms

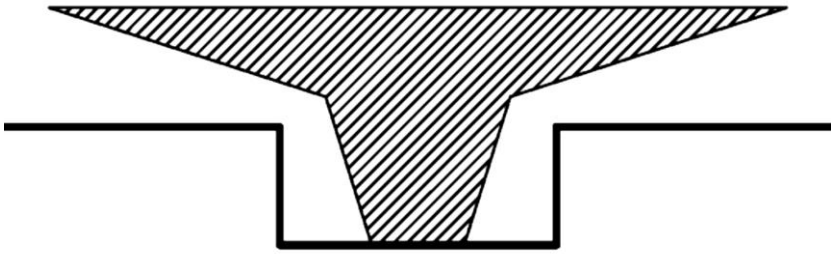
Arne Hofmann, Fabian Scheurer, Klaus Bollinger
2005 . Estrutura

O objetivo deste trabalho foi a criação de uma estrutura não regular, propondo novos desafios aos arquitetos e engenheiros estruturais, utilizando o algoritmo evolutivo como um método capaz de gerar complexidade. Segundo Hofmann (et al., 2007), os métodos convencionais baseados em um processo top-down provocam uma simplificação do resultado, enquanto que os baseados em métodos bottom-up são capazes de gerar projetos estruturais complexos e sem regularidade. Dessa forma, foi proposta a criação de uma cobertura como exemplificação desse processo, sendo utilizado o algoritmo genético combinado a um software de análise estrutural, permitindo verificar a eficácia da estrutura.

Para isso foi definido um modelo paramétrico da cobertura que possui uma área retangular de 50 x 300 metros e está implantada em uma praça urbana, fazendo o sombreamento da entrada

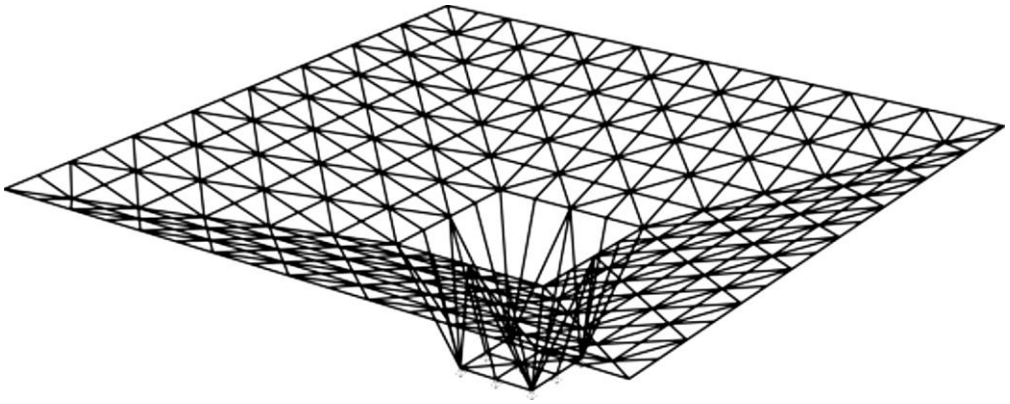
de uma estação de metro localizada abaixo do nível da rua, criando um grande vazio (Figura 3.40). O arquiteto definiu a estrutura como uma única chapa dobrada, apresentando uma estrutura regular triangulada com elementos estruturais (vigas) na sua borda disposto a uma altura fixa. Na porção central alguns nós estão no nível do piso da estação do metro, oferecendo apoio à estrutura, não existindo colunas ou treliças adicionais (Figura 3.41).

Figura 3.40 – Diferentes soluções obtidas através do algoritmo evolutivo.



Fonte: HOFMANN et al. (2012).

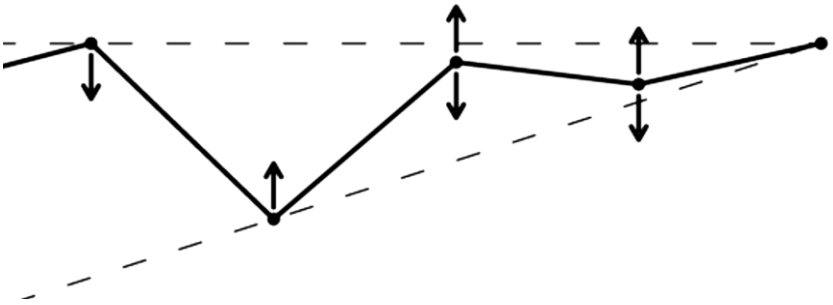
Figura 3.41 – Modelo paramétrico.



Fonte: HOFMANN et al. (2012).

Esse modelo paramétrico representa apenas uma parte da cobertura, correspondendo a um módulo quadrado de 50m de comprimento, permitindo obter resultados suficientes para conceber a estrutura completa. Os nós formados pela estrutura podem variar de posição no eixo Z, ou seja, com relação a altura, desde que respeitado o intervalo previamente definido de mínimo e máximo (Figura 3.42), gerando a irregularidade conforme a distribuição das forças pela estrutura.

Figura 3.42 – Definição do intervalo para a variação das alturas dos nós estruturais .

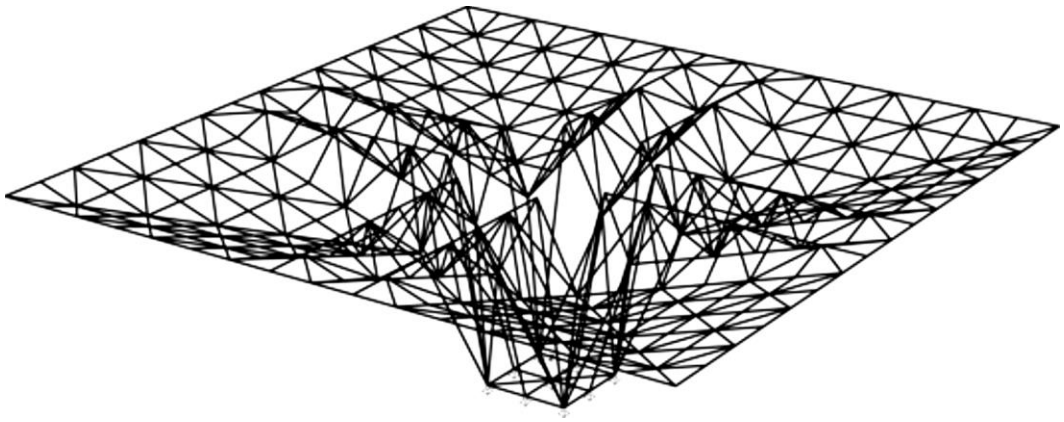


Fonte: HOFMANN et al. (2012).

Todos os perfis da estrutura foram definidos para terem seções circulares ocas com o diâmetro de 193,7 mm, sendo considerada a deformação máxima do sistema a partir dos principais impactos da sua própria carga. Assim, o objeto foi o de encontrar uma estrutura com o mínimo de deflexão e consequentemente um baixo valor para a sua massa.

A partir dessas premissas é difícil utilizar um método manual para a exploração e identificação dos melhores soluções para esse problema, sendo encontrada neste processo *top-down* uma deflexão máxima de 224 mm (Figura 3.43).

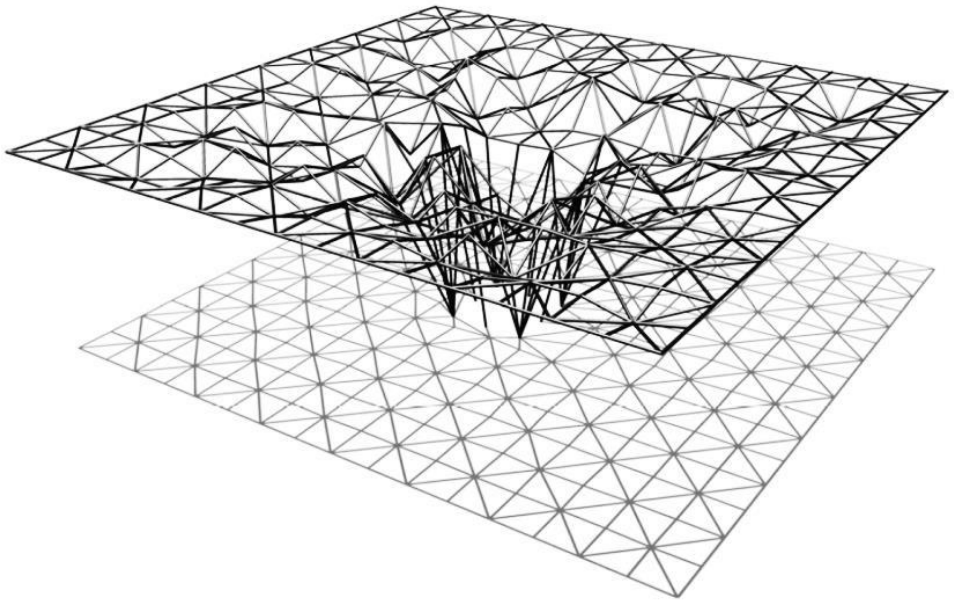
Figura 3.43 – Solução obtida pelo processo manual através da abordagem top-down.



Fonte: HOFMANN et al. (2012).

O processo, que utilizou o algoritmo genético como método de projeto, sendo implementado no *Visual Basic for Applications* (VBA), apresentou como resultado 126 mm deflexão (Figura 3.44). O algoritmo genético foi configurado para executar duzentas gerações composta por quarenta indivíduos em cada uma, utilizando uma taxa de recombinação de 50% de troca dos genes.

Figura 3.44 – Solução através do método evolutivo.



Fonte: HOFMANN et al. (2012).

Dessa forma, a conlusão do experimento considera que o método de projeto evolutivo, considerado como *bottom-up*, pode contribuir em um nível conceitual, permitindo o surgimento de formas estruturais que não eram possíveis antes.

3.6.5 The Groningen Twister: an Experiment in Applied Generative Design

Kees Christiaanse Architects & Planners, ARUP & Partners e Fabian Scheurer
2003 . Estrutura

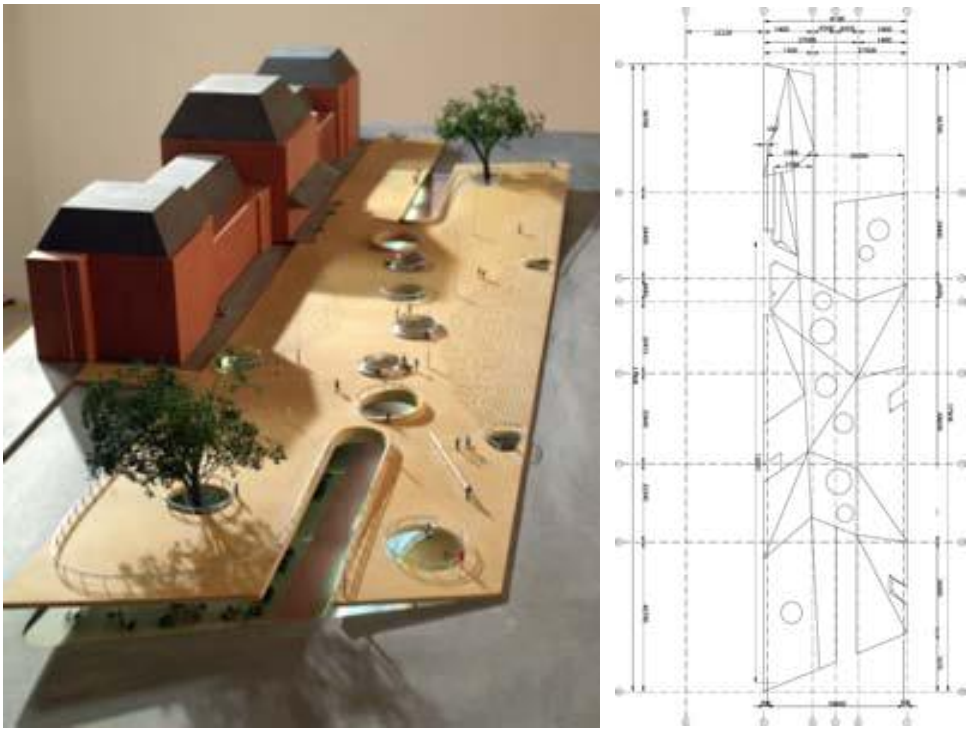
O objetivo desta pesquisa foi desenvolver uma ferramenta que pudesse ajudar os arquitetos do escritório KCAP (*Kees Christiaanse architects & Planners*) a resolver uma tarefa de projeto complexa, ou seja, criar um estacionamento para três mil bicicletas debaixo de uma área de pedestres localizada próxima à principal estação de metro da cidade de Groningen. O projeto deveria considerar mais de cem colunas de diferentes tamanhos e locadas de forma aleatória, devendo ser dimensionadas e controladas de acordo com as necessidades estruturais, funcionais e estéticas. Dessa forma, foi criado um programa que simula o processo de crescimento para as colunas, de maneira que a distribuição delas segue regras estruturais

fornecidas pelos engenheiros do escritório de engenharia ARUP, assim como as regras funcionais e de projeto fornecidas pelos projetistas do KCAP.

O usuário pode controlar o processo de duas maneiras distintas, uma delas controlando diretamente a locação de uma única coluna, e a outra, fazendo o ajuste de vários parâmetros que definem as propriedades do grupo de colunas e do ambiente. O sistema responde em tempo real, apresentando a distribuição das colunas através do processo de adaptação à nova configuração, permitindo ao usuário projetista testar várias soluções em um tempo reduzido.

A implantação das colunas seguiu como referência os caminhos das bicicletas e pedestres, utilizando o seu volume de tráfego (via principal de tráfego de bicicletas e acessos secundários às escadas e ciclistas) para a atribuição de forças de repulsão, impedindo a implantação de colunas nesses locais. A área para a distribuição das colunas possui como limite as bordas da laje e a definição de algumas aberturas ao longo da superfície (fornecendo iluminação e ventilação para o piso inferior) (Figura 3.45).

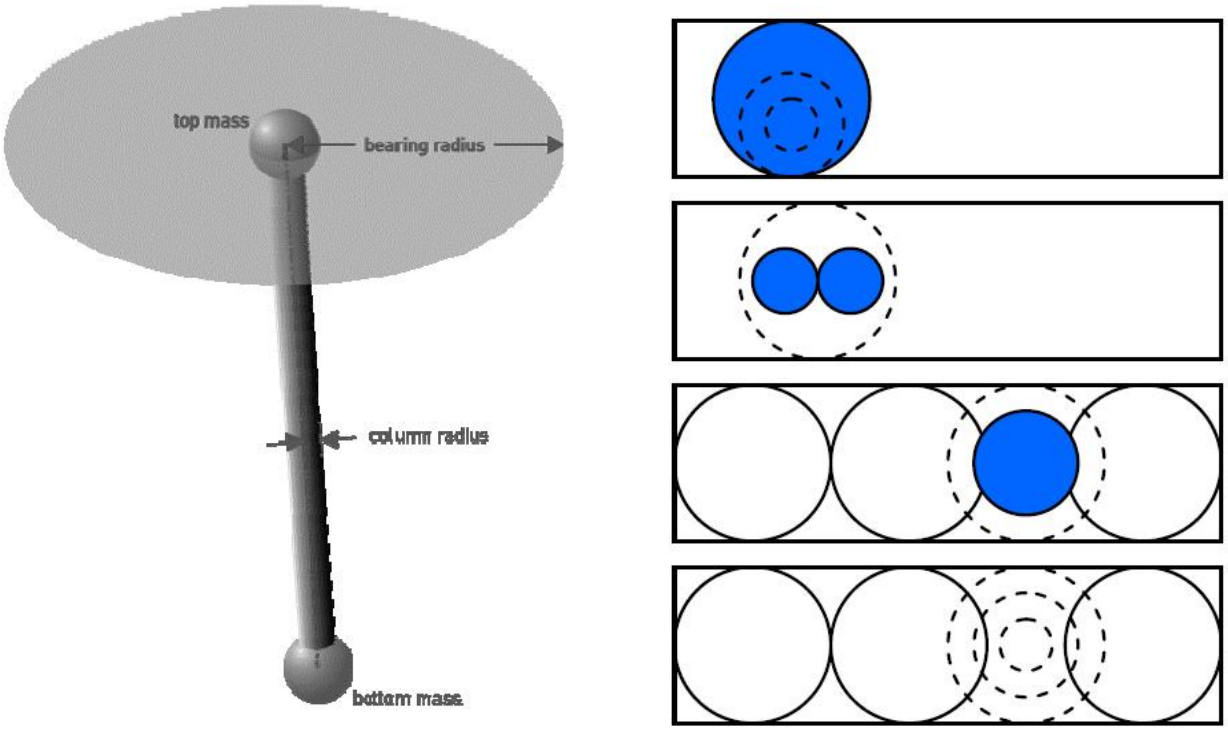
Figura 3.45 – Definição formal da laje/piso para a cobertura do estacionamento.



Fonte: SCHEURER (2003).

Os engenheiros definiram três tipos de colunas (150 mm, 250 mm e 300 mm), cada uma possuindo uma capacidade específica de carga conforme uma área circular no seu topo (raio de 2 m, 3 m e 4 m), cada tipo possuindo uma quantidade aproximada de colunas (15, 35 e 50) e todas com podendo variar sua inclinação no máximo 10 graus (Figura 3.46).

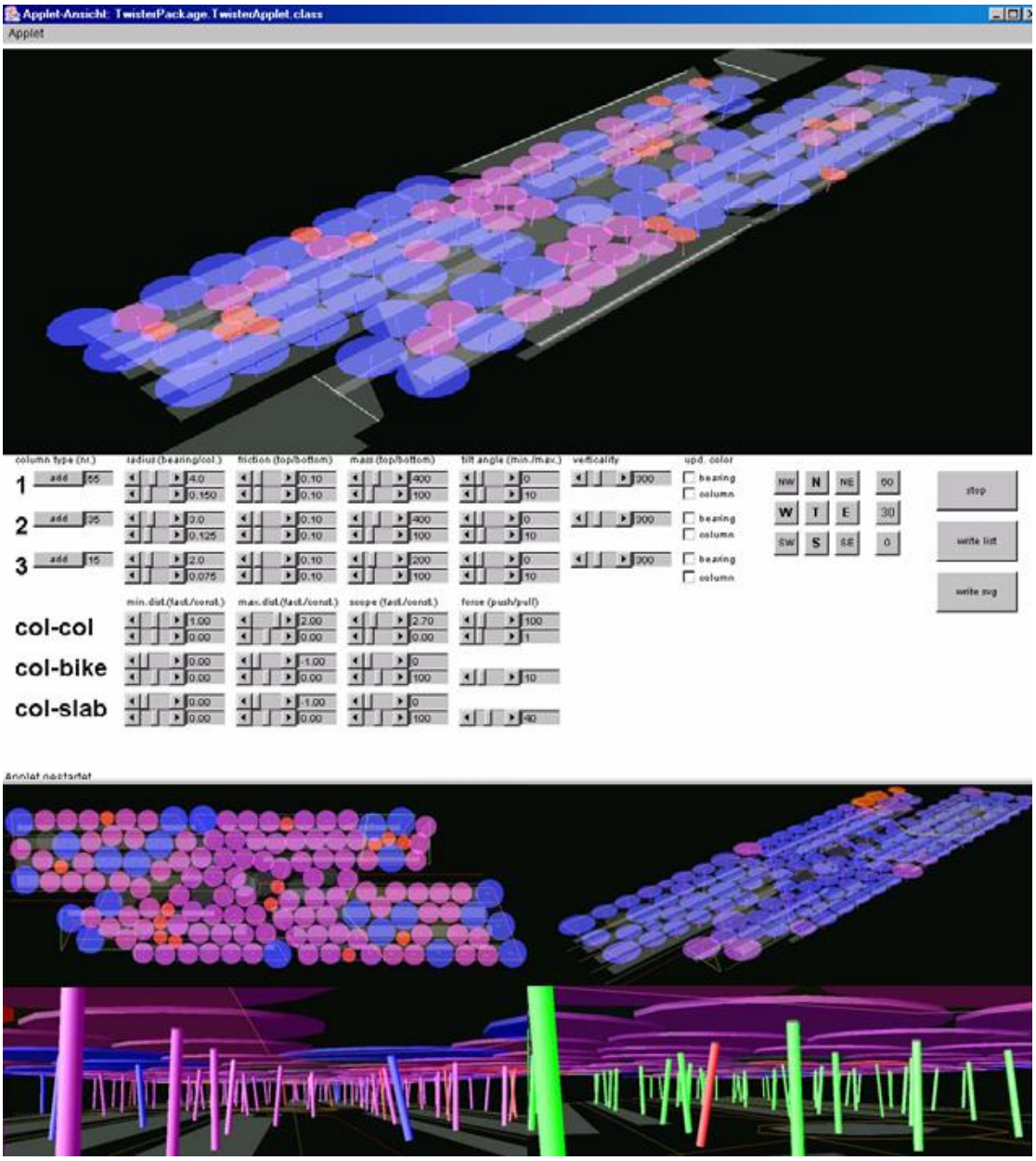
Figura 3.46 – A estrutura, seus componentes, a dimensão da área de suporte de cargas e o seus crescimento conforme as três opção, gerando variações.



Fonte: SCHEURER (2003).

Dessa forma, a partir dos parâmetros oferecidos o software busca as melhores soluções que satisfaçam simultaneamente os diferentes critérios definidos, respeitando as vias de circulação, os limites e vãos da laje, a angulação e a distribuição dos três tipos de pilares. As soluções são apresentadas visualmente, sendo identificados os diferentes tipos de colunas por cores distintas, além de destacar as soluções infactíveis, como no caso de uma angulação superior a estipulada como referência (sendo indicado pela cor vermelha), o que permite o controle em tempo real e imediato (Figura 3.47).

Figura 3.47 – Interface do software e as diferentes soluções obtidas.



Fonte: SCHEURER (2003).

Após a verificação das diferentes soluções e a adoção da melhor versão, o modelo foi exportado para o AutoCAD® e usado como base para o desenvolvimento do projeto final para a sua execução (Figura 3.48).

Figura 3.48 – Interface do software e as diferentes soluções obtidas.

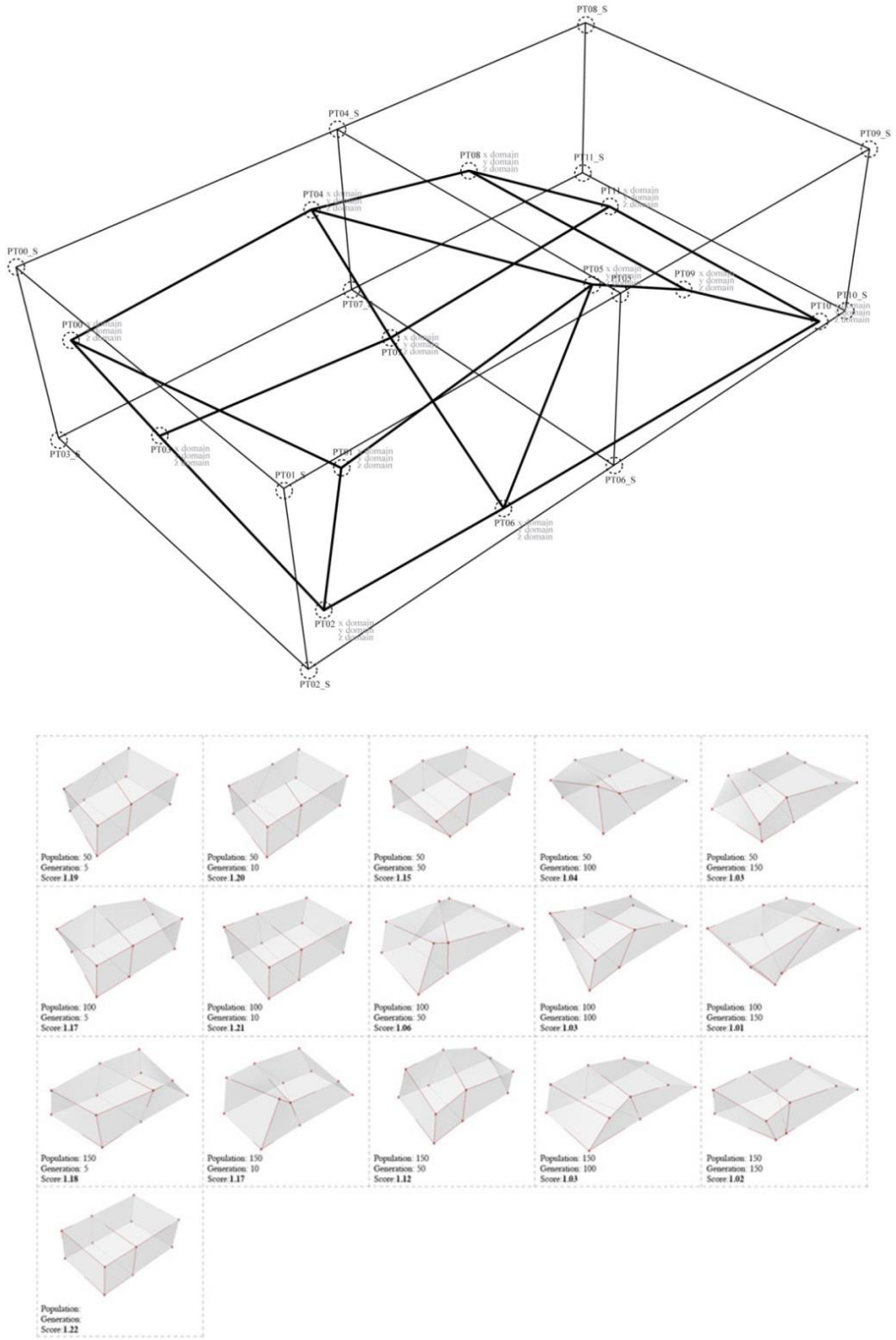
Fonte: KCAP (2014).

3.6.6 Acoustic Environments: Applying Evolutionary Algorithms for Sound Based Morphogenesis

Isak Worre Foged, Anke Pasold, Mads Brath Jensen, Esben Skouboe Poulsen
2011 . Acústica

A pesquisa investiga a utilização da computação evolutiva adotando como base as características do som para a criação de um pavilhão, considerando o seu volume espacial e o uso de refletores capazes de proporcionar um desempenho eficaz. Dessa forma, os algoritmos evolutivos foram desenvolvidos de maneira a explorar o aspecto da otimização, sendo realizada a avaliação acústica para determinar o tempo de reverberação, para isso foram utilizadas como variáveis o volume do pavilhão, o coeficiente de absorção do material e a área das superfícies dos elementos refletores.

Figura 3.49 – Definição do volume do pavilhão (limites) e as diferentes possibilidades de configuração das superfícies refletoras obtidas através do algoritmo evolutivo.

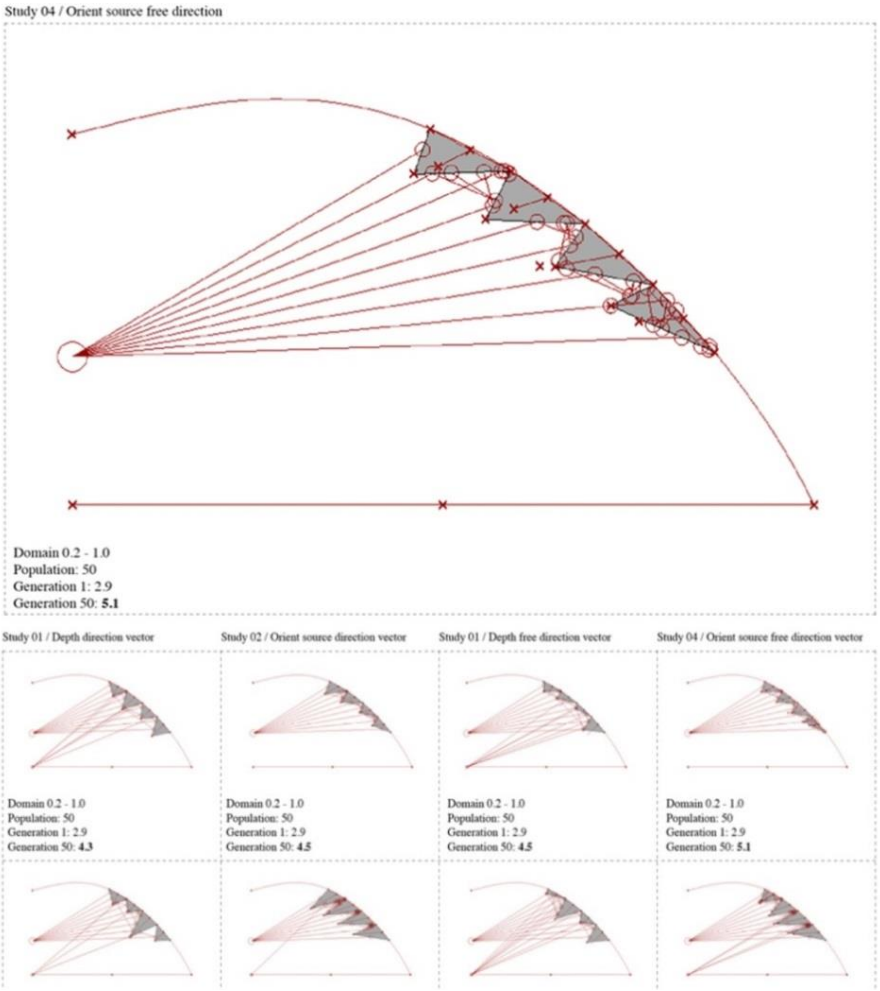


Fonte: FOGED et al. (2012)

O algoritmo evolutivo foi utilizado para a otimização do volume total do pavilhão e para a definição das superfícies refletoras, procurando por soluções que apresentassem a mínima interferência possível sobre o som e que fossem capazes de isolar dos ruídos externos (Figura 3.49). Dessa forma, o processo também considerou as condições do local, uma vez que o pavilhão é aberto e implantado à beira-mar e próximo de uma rodovia, apresentando uma característica específica de fluxo sonoro, contribuindo para a definição do cenário arquitetônico.

Todo o processo foi fundamentado em um estudo geométrico com base nas alterações dos triângulos que compõem os refletores, o que permitiu analisar o comprimento do vetor normal com relação à superfície, e o comprimento do vetor que retorna da superfície em direção à fonte sonora (Figura 3.50).

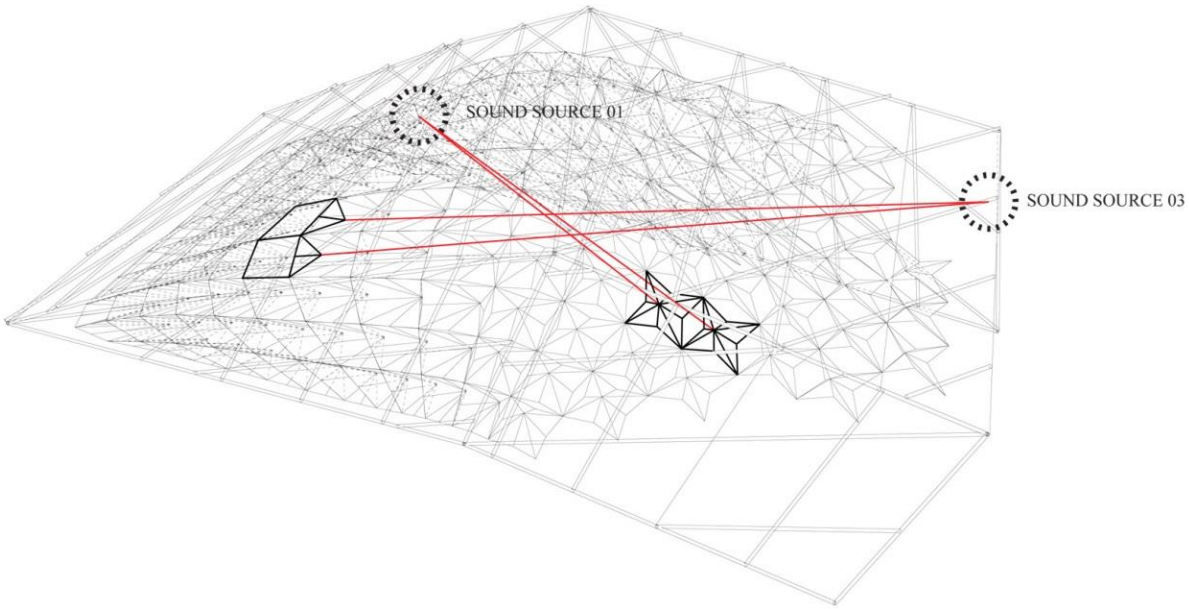
Figura 3.50 – Soluções obtidas a partir do método evolutivo.



Fonte: FOGED et al. (2012).

O resultado obtido permitiu ao pavilhão explorar a propagação da fonte de som que também considerou a presença de altofalantes situados em cada canto do volume. Isso definiu uma zona de refletores específicos para os alto-falantes, escalando o seu fator de reflexão, abrindo a sua geometria em direção à água e fechando em direção à rodovia (Figura 3.51).

Figura 3.51 – Desenho dos refletores em função das fontes sonoras.

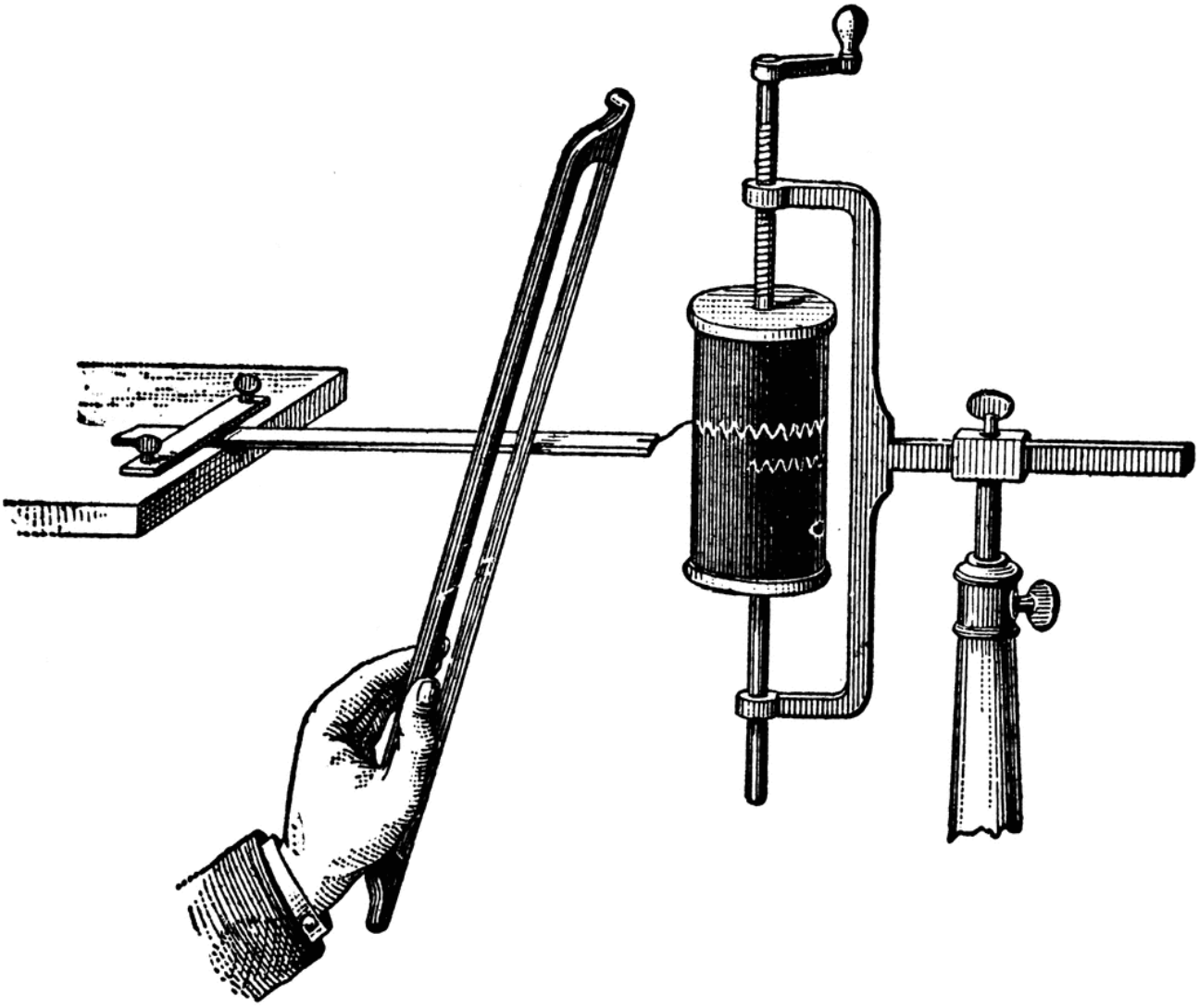


Fonte: FOGED et al. (2012).

3.7 Quadro síntese

O processo de sistematização do projeto possibilitou criar estratégias, métodos e controles que contribuíram para o seu gerenciamento, tornando transparente a estrutura e as articulações adotadas pelos projetistas. Dessa forma, o projeto passa a ser entendido como um problema de difícil solução, por envolver uma série de variáveis que se relacionam e articulam como em um organismo. Assim, o projeto passa a ser estruturado como um sistema com múltiplos critérios interagindo dinamicamente e seguindo regras locais, de maneira que essas interações resultem em um estado maior, ou seja, o sistema como um todo. São criados os sistemas generativos de projeto compostos por elementos parametrizados e procedimentos definidos algoritmicamente, sendo capaz de automatizar o processo como se fosse um mecanismo gerador. Os sistemas generativos utilizaram diferentes referências para a sua fundamentação, a Teoria evolutiva de Darwin utilizada na área da inteligência artificial foi uma delas. Assim, os algoritmos evolutivos da computação evolutiva foram adotados como uma referência teórica e prática para a implementação e estruturação dos sistemas generativos evolutivos como um método de desenvolvimento projetual. A sua aplicação envolve diferentes aspectos como a otimização, construção de modelos teóricos e a simulação evolutiva. Atualmente é possível identificar duas formas de utilização dos algoritmos evolutivos, pela sua necessidade ou apenas por uma tendência. Neste caso, o algoritmo é adotado apenas como uma ferramenta para exploração de soluções criativas não imaginadas pelo projetista, inclusive ampliando o potencial da ferramenta computacional no processo de projeto, que deixa de ser apenas uma ferramenta para atuar como um parceiro no processo de projeto.

4.0 Implementações e experimentos



4.1 Exemplos de casos

Os exemplos de casos têm como objetivo apresentar e exemplificar a implementação dos algoritmos evolutivos como um método de projeto. Cada um dos casos apresentados corresponde a exercícios de projeto desenvolvidos pelo autor, relacionados a áreas específicas, focando a demonstração na implementação dos algoritmos evolutivos naquela situação. Eles foram escolhidos por apresentarem características favoráveis para a implementação, como a necessidade de negociar diferentes variáveis em um processo de avaliação com multicritérios. A escolha e a definição dos critérios ocorrem em função dos interesses do projetista, possuindo como objetivo a solução de um determinado problema que envolva variáveis contrastantes a serem negociadas. Os casos apresentados poderiam abranger simultaneamente diferentes áreas de um projeto (desempenho ambiental, estrutural e otimização de materiais), mas optou-se por selecionar um e apresentá-lo em sua complexidade (processo de definição formal), para facilitar o entendimento da estruturação do método e a definição do código. Dessa forma, é importante esclarecer que esses casos não correspondem a um projeto completo, mas, sim, a estudos de projetos que destacam algumas possíveis áreas para a implementação dos algoritmos evolutivos.

A implementação desses algoritmos também foi utilizada como exercícios experimentais, permitindo a exploração do método evolutivo diante das diferentes configurações do sistema ou das variáveis, dependendo de cada caso. Dessa forma, os exemplos de casos não se restringiram apenas à demonstração da implementação, mas permitiram desenvolver experimentos utilizando diferentes configurações, possibilitando a avaliação do método evolutivo em cada caso. Essa avaliação ocorreu em dois níveis, um relacionado à estruturação do método (definição das variáveis, das suas relações e restrições), e o outro considerando o sistema como um todo (o seu efeito sobre o resultado e os próprios resultados).

A apresentação dos casos ocorre conforme uma ordem progressiva de complexidade, apresentando o processo generativo de construção do conhecimento sobre a implementação do algoritmo evolutivo em estudos de projeto. Dos três aspectos dos algoritmos evolutivos apontados no quadro teórico (a otimização, o modelo conceitual e a exploração criativa), o modelo adotado para as implementações foi o de otimização, pois considera critérios mais

objetivos e impessoais, facilitando a compreensão sobre o processo de implementação, tornando-os práticos e generalistas.

4.1.1 Metodologia

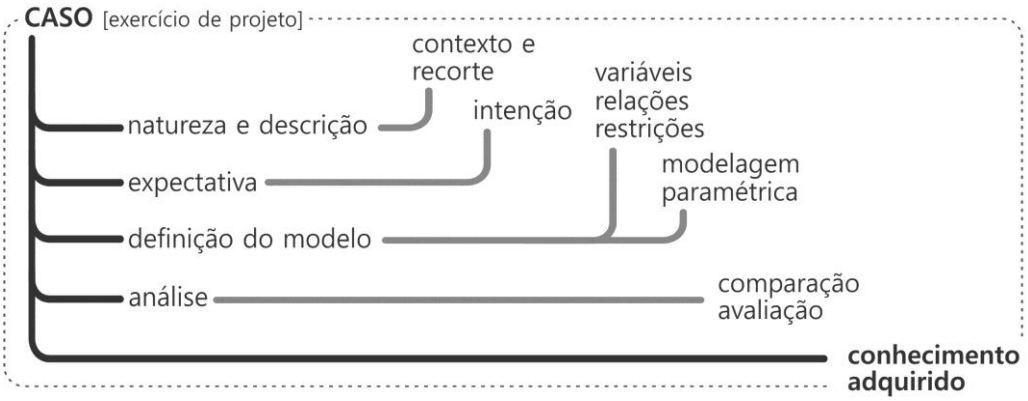
Duas metodologias foram definidas para o desenvolvimento destes exercícios aplicados a diferentes casos, uma relacionada aos procedimentos necessários para a realização dos experimentos, e a outra responsável pelo processo de estruturação do código do sistema generativo. Isso permitiu não apenas sistematizar e organizar todos os procedimentos e análises realizadas durante o desenvolvimento da pesquisa científica, mas identificar a possibilidade de estruturação do método de projeto generativo como um processo de pesquisa experimental.

Além do aspecto experimental, também ficou evidente a abordagem de uma pesquisa construtiva. Segundo Lukka (2003, p. 2), essa abordagem exige o foco em problemas do mundo real e que requerem serem resolvidos na prática, produzindo inovação para a solução desse tipo de problemas, tentativa de implementação e teste para a sua aplicação prática, que estariam ligados ao conhecimento teórico e refletindo sobre o resultado empírico a partir da teoria.

4.1.2 Os casos

A metodologia empregada nos casos adotou como referência a estruturação da pesquisa experimental (Figura 4.1), sendo baseada em cinco tópicos: (1) a natureza e a descrição do caso, (2) a expectativa e a medição dos resultados, (3) a definição do modelo experimental, (4) a análise obtida através da comparação ente os diferentes grupos, e (5) a definição do conhecimento adquirido a partir dessa análise.

Figura 4.1 – Estrutura do método utilizado nos exercícios de projeto.



Fonte: elaboração própria.

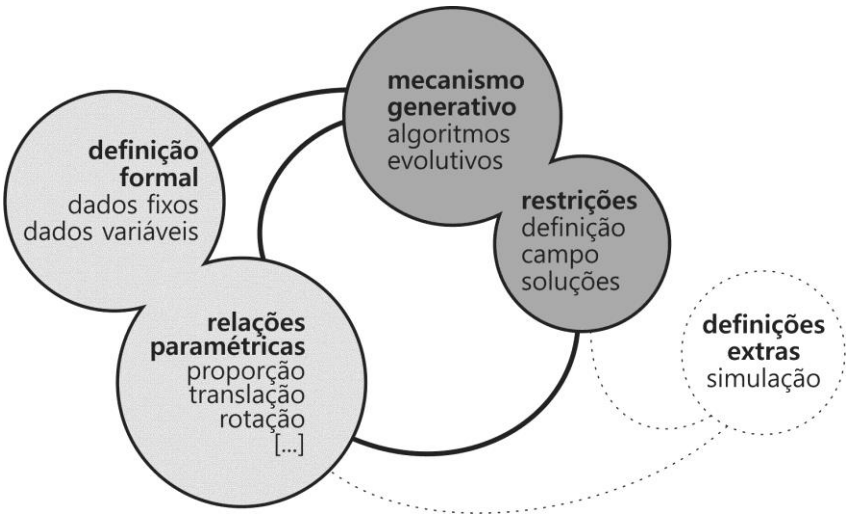
A natureza do problema corresponde à área de atuação em que o caso está inserido no contexto projetual, realizando a sua descrição e justificando a sua relevância. A expectativa está relacionada com o resultado que se pretende atingir, tornando evidente a intenção desejada com a implementação dos algoritmos evolutivos, definindo as relações entre as variáveis do sistema e os critérios para a avaliação dos resultados. O modelo experimental compreende a descrição das variáveis que compõem o problema, criando limites para o espaço de soluções (estabelecendo os valores de mínimo e máximo para as variáveis), e a criação de um sistema paramétrico baseado na modelagem geométrica, empregando as relações que foram propostas no tópico "expectativas". Em alguns casos foi possível realizar a análise comparativa, uma vez que foram gerados diferentes experimentos através de alterações nas configurações do sistema generativo, permitindo avaliar o comportamento e o desempenho dos algoritmos evolutivos. Isso possibilitou desenvolver um conhecimento generativo de todo o processo, contribuindo para o entendimento da configuração e do comportamento dos sistemas generativos evolutivos.

4.1.3 Sistematização dos códigos

A metodologia desenvolvida para a estruturação do pensamento algorítmico facilitou o processo de decomposição do problema a ser solucionado, refletindo diretamente na definição e organização do código. Essa metodologia foi estruturada a partir de alguns experimentos iniciais realizados antes da formulação dos exemplos de casos, o que possibilitou a identificação de um padrão no processo de modelagem do problema. Esse padrão possui uma estrutura algorítmica composta por três blocos (Figura 4.2). O primeiro é constituído por elementos construtores da

forma e as suas relações paramétricas, o segundo compreende os algoritmos evolutivos e define os critérios para a restrição do campo de soluções, e o terceiro é opcional, geralmente relacionado com a geração de dados específicos através da simulação, como, por exemplo, o desempenho estrutural ou ambiental.

Figura 4.2 – Padrão na estruturação dos algoritmos evolutivos.



Fonte: elaboração própria.

4.2 Ferramenta

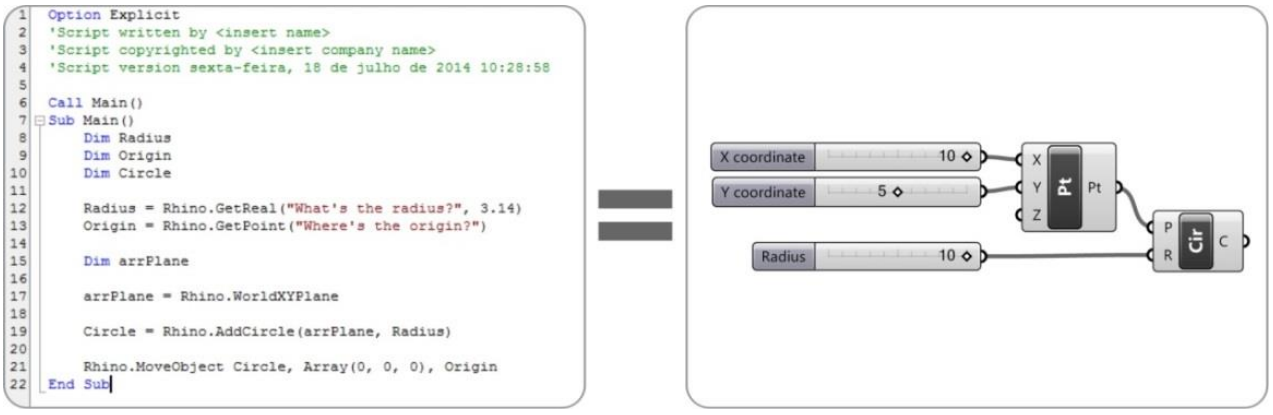
A adoção de um processo sistematizado de projeto, embasado no pensamento algorítmico e na parametrização, exige o uso da lógica computacional e da linguagem de programação, conteúdos que não fazem parte da formação dos arquitetos e urbanistas. Por isso, a identificação e a seleção de uma ferramenta para a implementação dos algoritmos evolutivos levou em consideração como critérios a necessidade de o programa apresentar uma interface amigável, interativa e com características intuitivas para o seu manuseio, sem que ocorresse a perda da eficiência do método.

A implementação de um sistema generativo pode ser feita em uma linguagem de programação genérica ou em um ambiente de CAD que permite a sua manipulação por meio de um script (um programa de computador não compilado). A vantagem de se utilizar uma linguagem script dentro de um pacote CAD é que todas as funções geométricas já estão presentes, restando apenas ao programador definir variáveis e descrever procedimentos

(CELANI, 2003). O AutoCAD® é um exemplo de pacote CAD que possui ambiente de desenvolvimento de scripts, ou seja, utiliza um ambiente de programação por código textual para definir as linhas de comando. Outros softwares para modelagem geométrica também utilizam a linguagem script para decrever procedimentos, tais como o Rhinoceros® com o Rhinoscript, o Maya® com o MEL e o 3DMax® com o MaxScript (CELANI; VAZ, 2012).

Alguns softwares como o Generative Components™ e o Dynamo, ao invés de apresentarem uma interface para escrever o código textual, possuem uma área de trabalho em que podem ser introduzidos componentes visuais para compor o código, funcionando como "pacotes" de códigos com funções específicas já previamente configuradas (Figura 4.3). O *plugin* Grasshopper® para o Rhinoceros® apresenta essa mesma característica, utilizando componentes visuais que facilitam a programação e tornam o processo intuitivo. Isso favorece a sua utilização por usuários que não são programadores, tornando viável a sua implementação por projetistas no processo de projeto (CELANI; VAZ, 2012).

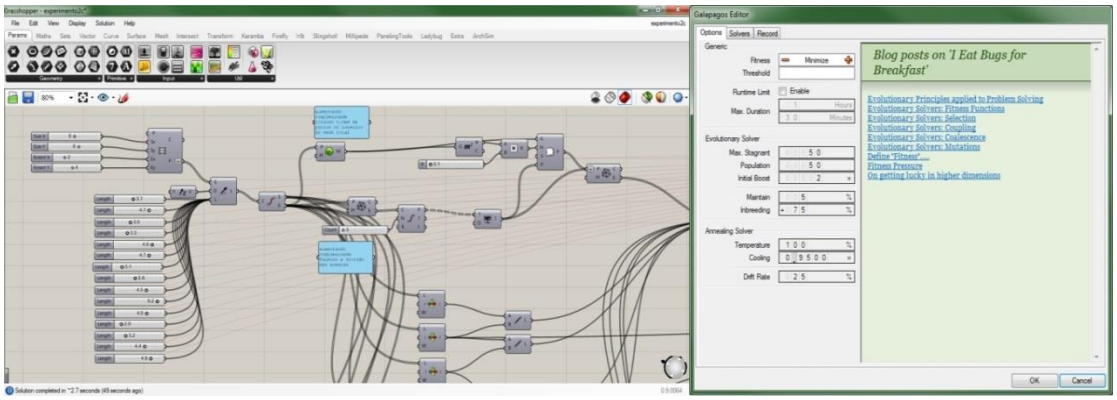
Figura 4.3 – Programação utilizando linhas de comando e componentes visuais.



Fonte: elaboração própria.

O *plugin* Grasshopper®, editor de algoritmo gráfico integrado ao *software* Rhinoceros® de modelagem geométrica, apresenta um componente específico denominado Galapagos que permite a implementação dos algoritmos evolutivos e da simulação de recozimento (*simulated annealing*) de forma fácil e simplificada (Figura 4.4). Embora o componente explore essas duas técnicas, o recorte será realizado apenas nos algoritmos evolutivos, uma vez que o algoritmo de simulação do recozimento não é considerado evolutivo por não utilizar no seu mecanismo os operadores de diversidade (mutação e recombinação).

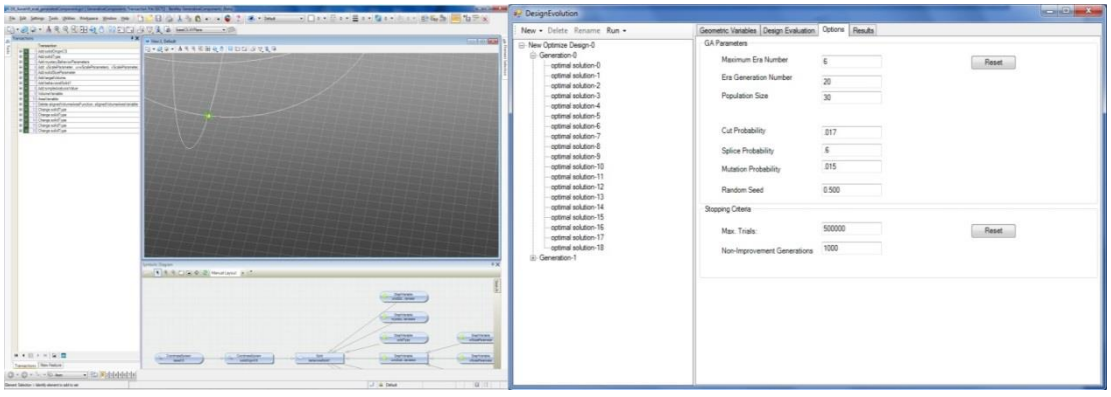
Figura 4.4 - Interface do Grasshopper® e janela de configuração do Galapagos.



Fonte: elaboração própria.

Outra ferramenta que implementa os algoritmos evolutivos é o Design Evolution, um protótipo de *plugin* para o software Generative Components da Bentley, com a desvantagem de possuir uma interface menos intuitiva e amigável (Figura 4.5). Isso se deve ao fato do software possuir poucos ícones, apresentando a maioria dos seus comandos distribuídos em menus ocultos, dificultando a visualização geral dos recursos disponíveis, exigindo do usuário um processo exploratório da ferramenta mais intenso. Outra questão desfavorável é a falta de documentação capaz de auxiliar os usuários no aprimoramento do seu uso, diferentemente do que ocorre com o Grasshopper®.

Figura 4.5 - Interface do Generative Components e do plugin Design Evolution.



Fonte: elaboração própria.

Dessa forma, a ferramenta adotada para o desenvolvimento dos experimentos foi o Grasshopper®, por atender melhor aos critérios estabelecidos inicialmente. Além da sua popularidade, a facilidade de encontrar informações através de tutoriais e na obtenção de

arquivos de referência, a existência de diversas comunidades de usuários que trocam experiências e auxiliam uns aos outros, permitindo o suporte e o aprimoramento no uso da ferramenta, foram motivos que levaram a essa escolha.

4.2.1 Conceitos na prática

A explicação da ferramenta e da sua configuração tem como objetivo estabelecer uma relação com os conceitos abordados na fundamentação teórica, evidenciando a sua característica instrumental no processo de implementação do mecanismo evolutivo. A utilização do componente Galapagos do *plugin* Grasshopper® simplifica a implementação dos algoritmos evolutivos, pois a descrição algorítmica responsável pelos procedimentos de recombinação, mutação e execução do código faz parte da sua estrutura interna, não sendo necessário ao usuário programar o processo. Embora não seja possível acessar essa descrição algorítmica, ele oferece algumas opções de configurações que possibilita certa flexibilidade na modelagem do algoritmo evolutivo conforme a necessidade do usuário. O sistema paramétrico precisa ser estruturado de maneira a gerar dois tipos de dados, os relacionados à descrição formal e os critérios de avaliação, permitindo, assim, alimentar o componente Galapagos através das conexões de entrada denominados “Genome” e “Fitness” (Figura 4.6).

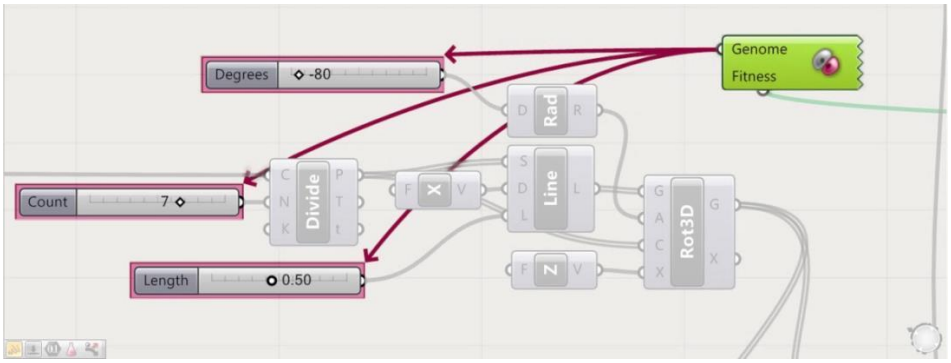
Figura 4.6 - Componente utilizado para algoritmo genético.

Fonte: elaboração própria.

Os dados de entrada que alimentam a conexão “Genome” correspondem ao conjunto de genes que definem as características do objeto. Cada gene deve ser representado numericamente entre um valor mínimo e máximo, fazendo desse intervalo as possíveis variações de uma determinada característica, além de restringir o campo de soluções. A representação de cada gene é realizada somente através do componente “Slider” (Figura 4.7), o único aceito na conexão “Genome” do Galapagos, permitindo a sua manipulação automática entre os diferentes valores do intervalo. Dessa forma, ao ser executado, esse componente irá realizar automaticamente as

possíveis combinações de todas as características definidas para o objeto, gerando os diferentes indivíduos que irão compor as gerações dos algoritmos evolutivos.

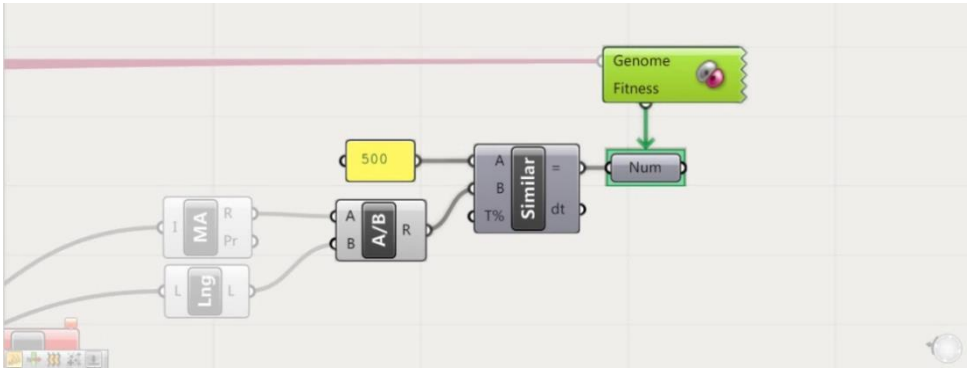
Figura 4.7 – Ângulo de inclinação, largura e quantidade de brises são as características desse código e alimentam o "Genome".



Fonte: elaboração própria.

O "Fitness" está relacionado com os critérios de avaliação (*fitness function*); devem ser descritos algoritmicamente através de códigos e expressam as condições mínimas e máximas desejadas para a satisfação de um problema. É necessário criar uma flexibilidade nesses critérios para que sejam obtidos resultados variados. Caso contrário, é criada uma situação de rápida convergência das soluções, pressupondo, inclusive, o prévio conhecimento do resultado final. O resultado obtido para cada critério corresponde a um valor numérico, e nos casos onde a resposta é verdadeiro ou falso serão associados os valores 1 ou 0 respectivamente. Por isso, os códigos responsáveis pela avaliação dos indivíduos geralmente utilizam um valor como índice de referência, ou verificam se o mesmo está presente em um intervalo numérico, ou se satisfazem condições definidas através de operadores lógicos ou relacionais. Dessa forma, os valores gerados para cada critério de avaliação serão somados para a obtenção de um único valor numérico, que irá alimentar a conexão "Fitness" do componente Galapagos (Figura 4.8). Se uma lista de valores for conectada a essa entrada, o Galapagos automaticamente realiza uma média ponderada que será utilizada como referência. Esse valor é atribuído ao indivíduo como a sua nota de avaliação (corresponde ao valor do *fitness* do mecanismo evolutivo), garantindo uma posição no ranque juntamente com os outros indivíduos gerados e avaliados naquela mesma geração.

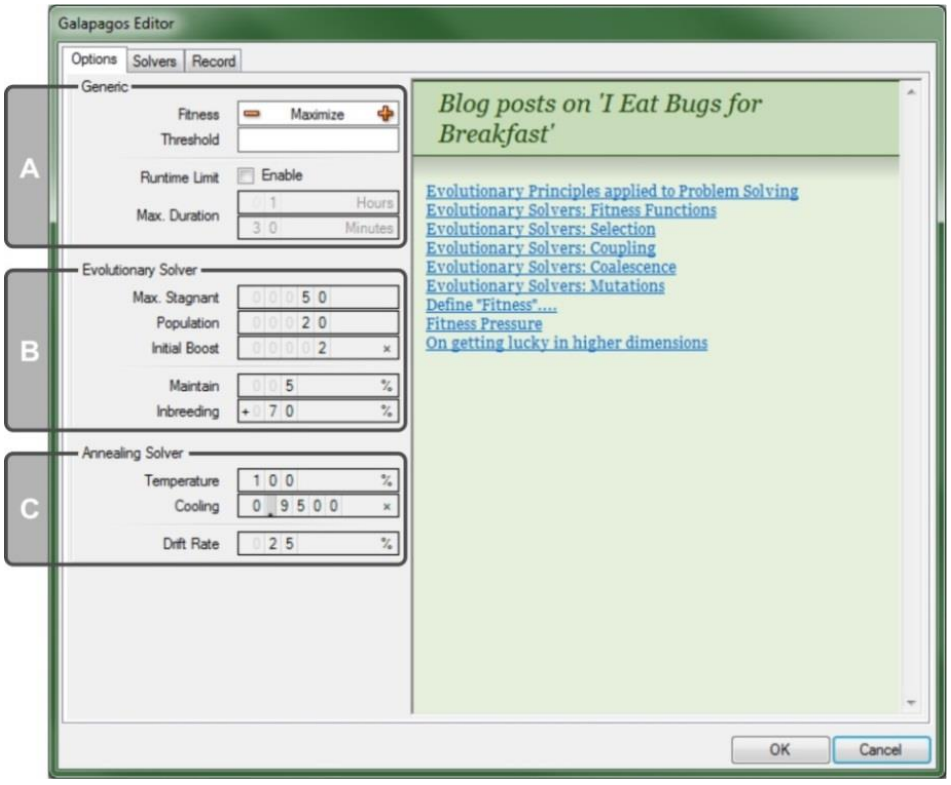
Figura 4.8 – Código que verifica a relação de similaridade entre o valor obtido na simulação e o desejado, gerando um valor que irá alimentar o "Fitness".



Fonte: elaboração própria.

O Galapagos permite a configuração de alguns fatores relacionados ao mecanismo evolutivo, e que podem ser realizadas na aba *Options* (Figura 4.9), onde são encontrados os painéis para a configuração geral (*Generic*), a solução evolutiva (*Evolutionary Solver*) e a solução de recozimento (*Annealing Solver*).

Figura 4.9 – Janela de configuração da ferramenta Galapagos.

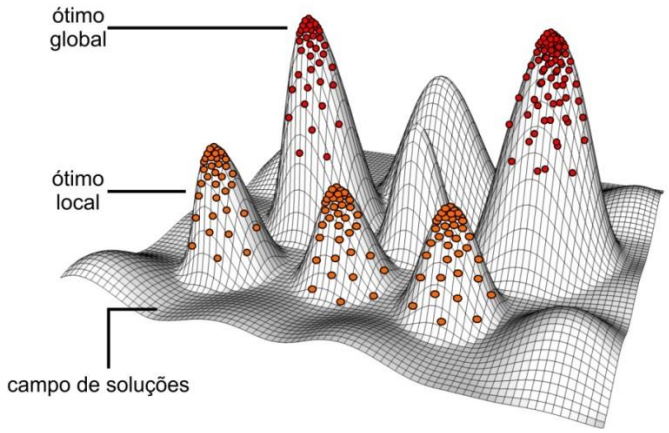


Fonte: elaboração própria.

No painel *Generic* (Figura 4.9 - A) é possível realizar a configuração dos fatores que são comuns aos dois tipos de algoritmos (o evolutivo e o de simulação do recozimento), como a escolha da maximização ou minimização do valor de avaliação (*Fitness*), a possibilidade de definir um valor limite para o *fitness* (*Threshold*), e se a execução do algoritmo será limitada pelo tempo em horas e minutos (*Run Limit*).

No painel Evolution Solver (Figura 4.9 - B) são encontradas as configurações específicas para os algoritmos evolutivos. A definição do número máximo de gerações subsequentes (*Max. Stagnant*) com resultados estagnados permite ao Galapagos interromper a execução do algoritmo ao atingir esse número de gerações sem melhora no valor de *fitness*. Isto ocorre porque não foi encontrada uma solução melhor, ou porque a melhor solução está situada em um ótimo local (Figura 4.10), muito longe em espaço-gene para ser atingido, sendo impossível obter um melhoramento.

Figura 4.10 - Ótimo local.



Fonte: elaboração própria.

Na opção *Population* é definida a quantidade de indivíduos que irá compor a população de cada geração, já o *Initial Boost* corresponde a uma taxa que irá multiplicar a quantidade de indivíduos da primeira geração, oferecendo um impulso inicial para a geração de diversidade genética. A definição de uma taxa de preservação de indivíduos parentais (*Maintain*) contribui para reforçar a característica de hereditariedade do processo evolutivo. Dessa forma, o X % genoma mais apto em uma geração Gn substitui o X % mais fracos dos genomas em uma geração Gn+1, o que faz do processo assumir uma característica elitista. A determinação de um valor para a taxa de endogamia (*Inbreeding*), que corresponde ao grau de diferenciação entre os indivíduos

de uma geração, define como os indivíduos encontram os seus parceiros para formar casais. Um alto fator de endogomia (como o valor 100) faz com que os indivíduos encontrem companheiros muito semelhantes a si mesmos, ou seja, realizam acasalamento incestuoso, enquanto que um fator muito baixo de endogamia (próximos do valor -100) faz com que os indivíduos encontrem parceiros muito diferentes deles mesmos, ou seja, realizam acasalamentos com características de zoofilia (espécies diferentes). Dessa forma, um valor razoável para que não ocorram grandes distorções é entre 50 e 75, dependendo do objetivo desejado.

Na aba *Solvers* é possível ativar a execução e acompanhar o comportamento do algoritmo evolutivo através de gráficos, permitindo verificar a evolução da solução ao longo das gerações, a sua distribuição pelo espaço de soluções, a semelhança cromossômica entre os indivíduos e a representação dos genes (Figura 4.11).

Figura 4.11 - Gráficos para a visualização da execução do algoritmo.

Fonte: elaboração própria.

O gráfico A exibe o indivíduo mais apto para cada geração (limite superior da área amarela), o pior indivíduo (limite inferior), a média obtida entre as aptidões dos indivíduos (a linha vermelha) e o desvio padrão com relação à distribuição do fitness (área laranja). No gráfico B é representado o espaço de soluções composto por diversos indivíduos (pontos pretos), sendo

destacado em vermelho os melhores deles, a distância entre os pontos demonstra o grau de semelhança, e conforme se distanciam criam subgrupos nesse espaço, assumindo diferentes características e definindo subespécies (especiação). No gráfico D são apresentados os cromossomos dos indivíduos com o valor correspondente ao seu *fitness*, ou seja, a sua avaliação diante dos critérios de seleção que compõem a função de avaliação (*fitness function*). O gráfico C corresponde a uma linha conectando todos os valores relativos que cada gene de um cromossomo (indivíduo) possui, permitindo verificar o grau de semelhança entre os indivíduos gerados. A linha vermelha desse gráfico é referente ao indivíduo selecionado no gráfico D, sendo as linhas pretas os outros indivíduos (passíveis de serem analisados desde que selecionado o cromossomo no gráfico C), e a cor lilás representa a amplitude atingida pelas variações genéticas (RUTTEN, 2010).

O estudo da ferramenta Galapagos possibilitou cruzar as informações teóricas e conceituais sobre os algoritmos evolutivos com as opções de configurações do componente. Isso permitiu maior domínio e controle sobre a ferramenta e o processo, incorporando o processo evolutivo de forma mais consciente nos estudos de projeto realizados em cada caso.

4.3 Casos

4.3.1 Implantação de edifícios em um lote [13]

Contextualização

Este caso corresponde à primeira tentativa de implementação dos algoritmos evolutivos após a definição do quadro teórico. Por isso, a estruturação deste experimento ocorreu de forma simplificada, possuindo apenas um experimento, com a intenção de entender o processo de implementação dos algoritmos evolutivos e a configuração da ferramenta Galapagos.

---

[13] *Apresentado no formato de artigo no III SBQP/ VI TIC 2013 (VI Encontro de Tecnologia de Qualidade do Projeto e Comunicação na Construção / III Simpósio Brasileiro de Qualidade do Projeto no Ambiente Construído).*

O estudo de projeto apresentado possui como contexto a distribuição de dois edifícios em um lote, situação que pode envolver uma série de critérios que contribuem para a composição e organização espacial do projeto. Esses critérios são elencados e definidos pelo projetista de acordo com o atendimento às normas e intenções projetuais, por exemplo: o fluxo de pessoas e veículos com acessibilidades e permeabilidades distintas em função de um programa de necessidades, relações entre os gabaritos dos edifícios a fim de não prejudicar a insolação, e a intenção projetual com os seus aspectos criativos propostos pelo projetista.

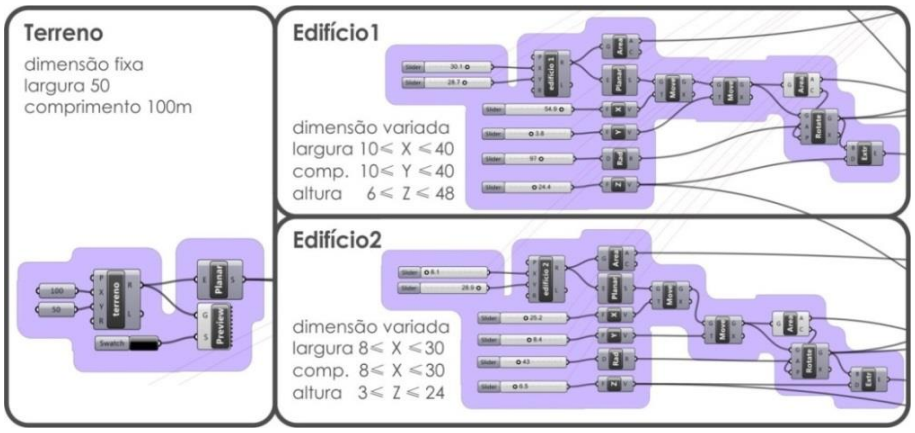
Objetivo

Introduzir os algoritmos evolutivos no processo de implantação em um lote de dois edifícios volumetricamente independentes, considerando como critérios (1) a relação espacial formada pelas variações nos recuos e nas alturas, (2) a área de ocupação e a (3) insolação.

Metodologia

A implantação deveria respeitar e atender simultaneamente aos critérios predefinidos de larguras, comprimentos, alturas, recuo e insolação. A partir do entendimento do problema foi possível a construção de um modelo conceitual parametrizado implementado no *plugin* Grasshopper®. A parametrização foi definida criando relações entre cada parte que compõe os edifícios e como eles se relacionam. Cada edifício possui uma definição de índices que variam entre o mínimo e o máximo para suas larguras, comprimentos e alturas, conforme ilustra a Figura 4.12. Essas definições dependem da intenção do projetista diante do programa de necessidades do projeto de arquitetura. A posição dos edifícios também pode variar em diferentes sentidos e ângulos, possuindo como referência o lote com dimensões fixas. Essas possibilidades de variação das dimensões, posições e rotações permitiram aos edifícios a melhor adequação de acordo com a insolação.

Figura 4.12– Definição do lote e dos edifícios.



Fonte: elaboração própria.

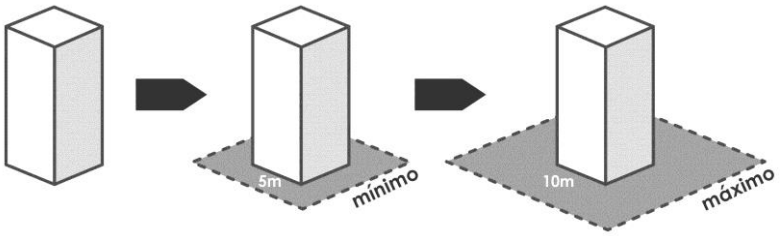
A variação não ficou restrita apenas às dimensões de cada edifício, mas foram estabelecidas relações de proporcionalidade entre as suas alturas e áreas, sendo definidas razões matemáticas, como pode ser visto nas equações (1) e (2), e implementadas através da programação.

2/3*[Altura do Edifício1]≥[Altura do Edifício2] (1)

2/3 *[Área do Edifício1]≥[Área do Edifício2] (2)

O processo de criação de relações requer uma notação formal e a introdução de conceitos adicionais que não tinham sido considerados inicialmente como parte do processo projetual. Segundo Woodbury (2010), existem seis habilidades que auxiliam no desenvolvimento de ideias que utilizam a parametrização como ferramenta: a concepção de fluxo de dados, a divisão como meio de obtenção de novas possibilidades, a nomeação facilitando a comunicação, o pensamento abstrato, o matemático e o algorítmico. Um exemplo disso foi a necessidade de definir um código de restrição, evitando que os edifícios saíssem da área do lote durante os estudos de implantação, estabelecendo a obrigatoriedade de intersecção entre as superfícies que compreendem as áreas dos edifícios e a área do lote. Outro caso foi a definição de um recuo limite entre os edifícios. O recuo limite foi definido através da cópia do perímetro do edifício1 que se distancia do volume principal conforme o valor mínimo e máximo, criando uma área que não pode ser sobreposta pelo edifício1 em nenhum momento (Figura 4.13). Embora o valor máximo do recuo limite seja 10m, ficou em aberto a possibilidade de ocorrerem distâncias maiores entre os edifícios, oferecendo maior liberdade para implantação.

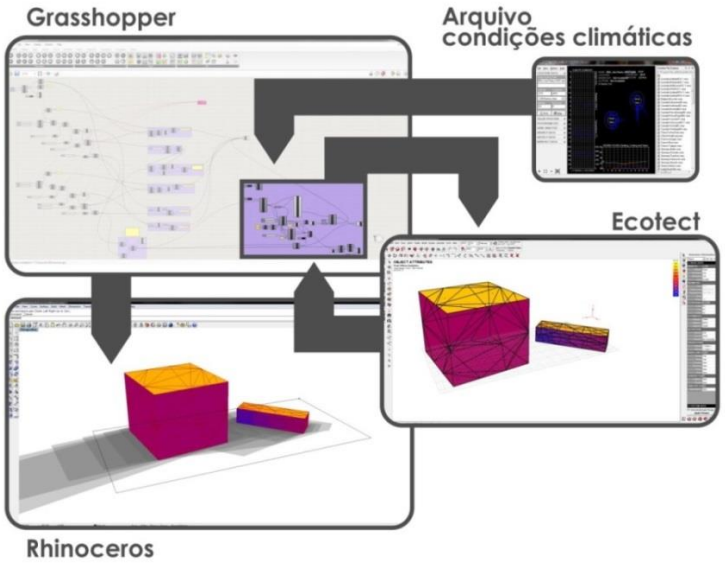
Figura 4.13 – Variação do recuo limite.



Fonte: elaboração própria.

Além da parametrização dos aspectos formais e relacionais foi definido um código para simulação da intensidade da insolação que os edifícios estariam recebendo conforme a implantação. Essa simulação gerou dados sobre a intensidade luminosa medida em Wh/m², que foram representados graficamente através de uma escala cromática, associando uma cor a cada índice obtido, o que facilita a compreensão e análise do modelo por parte do projetista, sendo este o método de avaliação adotado. O código criado para gerar as simulações de insolação utilizou um arquivo contendo as informações climáticas de onde o lote está inserido, alimentando o código como se fosse um banco de dados. Os componentes do Grasshopper® que estão relacionados à questão climática, dependem da instalação de um *add-on* chamado Geco. Ele estabelece uma conexão entre o Grasshopper® e o Autodesk Ecotect, exportando, avaliando e importando os dados gerados (Figura 4.14).

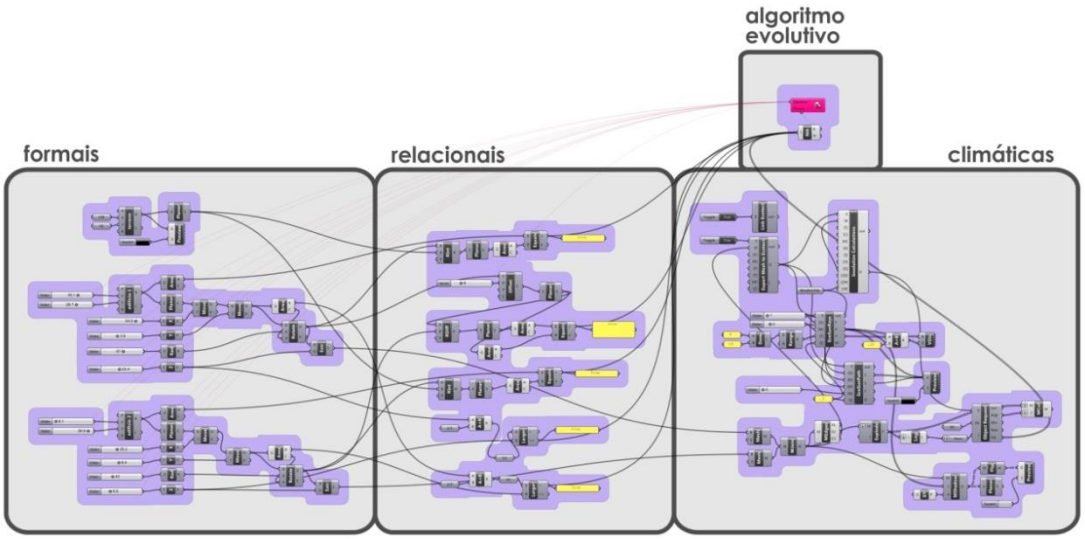
Figura 4.14 – Interação dos softwares.



Fonte: elaboração própria.

Dessa forma ficaram definidos os códigos que constroem o modelo conceitual nos seus aspectos formais, relacionais e de simulação da insolação, o que possibilitou ter variáveis e restrições suficientes para a implementação do algoritmo evolutivo (Figura 4.15) (código ampliado ver APÊNDICE A). Os genes neste projeto correspondem a cada valor especificado para as larguras, os comprimentos, as alturas e posições dos edifícios no lote, compondo assim um código genético específico para cada implantação. A cada diferente combinação de valores para essas variáveis foram definidos novos cromossomos, ou seja, indivíduos que possuem outro genótipo e que foram submetidos ao cruzamento gerando novas implantações.

Figura 4.15 – Código completo.



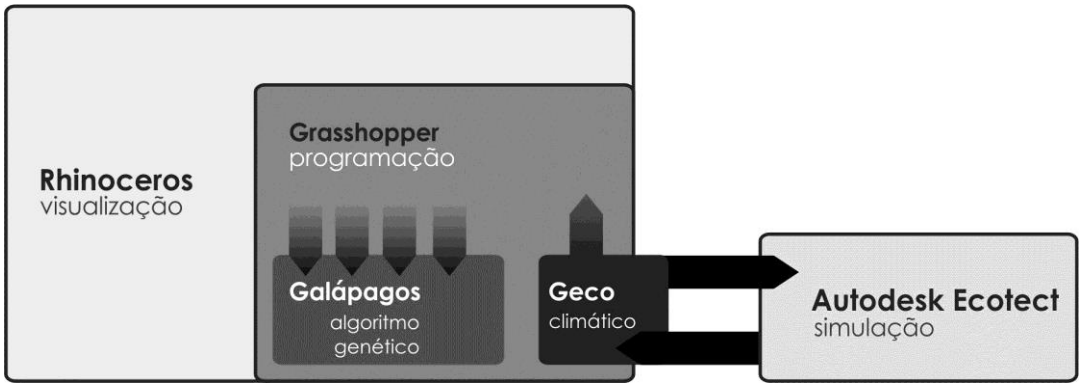
Fonte: elaboração própria.

A configuração do Galapagos foi definida para a obtenção da maximização do índice de insolação nas superfícies dos edifícios, com execução dos algoritmos evolutivos durante duas horas no máximo, ou até atingir a estagnação do *fitness* por cinquenta gerações, população composta por trianta indivíduos, sendo a inicial duplicada através do *Initial boost* igual a dois, o fator de permanência de 5% da população e a taxa de cruzamento entre indivíduos semelhantes de 75%. Como foi realizado um experimento, a avaliação dos resultados ocorreu pela análise comparativa visual entre os diferentes indivíduos das gerações, utilizando a escala cromática e a aparente dimensão dos volumes dos edifícios.

Resultados

O tempo definido para a execução do algoritmo evolutivo foi de duas horas, produzindo trinta e cinco gerações com trinta indivíduos em cada uma delas (exceto a primeira, que apresentou sessenta indivíduos), totalizando mil e oitenta indivíduos. Cada indivíduo gerado teve o seu modelo tridimensional enviado para o Autodesk Ecotect para a análise dos volumes e geração das informações sobre a insolação nos edifícios. Esses dados foram encaminhados para o Grasshopper® e avaliados pelos algoritmos evolutivos no Galapagos. Dessa forma, durante todo o processo de execução dos algoritmos evolutivos foi criado um fluxo informacional contínuo entre o Galapagos do Grasshopper® e o Autodesk Ecotect, sendo visualizado o resultado no Rhinoceros® (Figura 4.16).

Figura 4.16 – Interação dos programas utilizados.



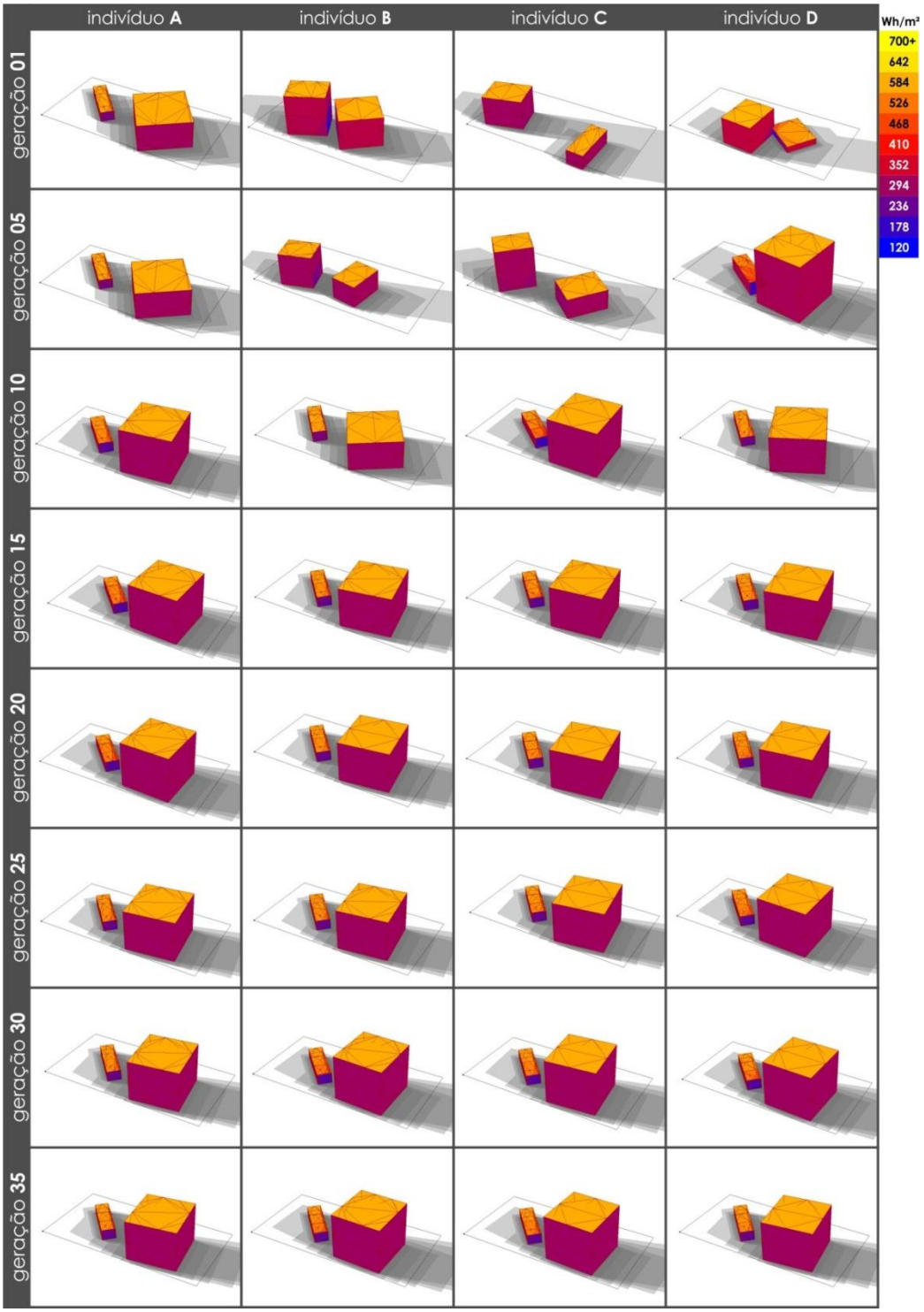
Fonte: elaboração própria.

As cinco primeiras gerações apresentaram visualmente resultados bem contrastantes entre cada indivíduo, tornando-se nítida a exploração do campo de soluções, como pode ser visto na Figura 4.17. A partir da décima geração os indivíduos passaram apresentar uma semelhança muito grande. Isso não significa que deixaram de sofrer as ações dos operadores de diversidade, mas sim, mesmo diante das modificações genéticas, mantiveram as principais características favoráveis às melhores soluções, dando origem a uma espécie, e sofrendo apenas alguns ajustes dentro deste grupo durante a execução dos algoritmos evolutivos.

Esses ajustes nos indivíduos das últimas gerações ficaram imperceptíveis à análise visual, pressupondo que seria necessário o monitoramento dos valores numéricos obtidos para a verificação da evolução dos resultados. Essa postura não foi adotada porque foi realizado apenas

um experimento, sendo adotada como premissa que, os indivíduos de maior fitness da última geração sempre correspondem a uma solução melhor do que a inicial.

Figura 4.17 – Execução algoritmo evolutivo com avaliação do Autodesk Ecotect.



Fonte: elaboração própria.

Considerações

As algoritmos evolutivos contribuíram para a otimização dos critérios estabelecidos como parâmetros e a obtenção de resultados inesperados. Isso ocorreu devido ao procedimento de busca pelo campo de soluções, que ao procurar as com melhor desempenho pode se deparar com possibilidades formais inusitadas. Mesmo estabelecendo uma flexibilidade nos parâmetros de composição formal e nas definições dos critérios de avaliação, a convergência dos resultados foi inevitável devido à característica de otimização dos algoritmos evolutivos.

4.3.2 Definição volumétrica a partir da insolação [14]

Contextualização

O segundo caso explorou os algoritmos evolutivos como uma ferramenta para auxiliar na modelagem geométrica de um edifício, adotando como referência a insolação recebida. A partir desse estudo de projeto foi possível verificar que o sistema generativo possibilita a configuração de diferentes experimentos, contribuindo para a sua exploração e a potencialização do processo de projeto, agregando potencial tecnológico desde a fase inicial de concepção.

Como a insolação serviu de referência para a modelagem da volumetria, este estudo de projeto foi contextualizado na questão da arquitetura bioclimática, que segundo Yeang (1994), faz com que o processo de projeto arquitetônico deixa de ser uma mera arte extravagante, e assume o potencial de uma ciência confiável. Sendo assim, a sua metodologia está embasada na pesquisa, desenvolvimento e design, expandindo em cada projeto os limites dessa pesquisa, buscando sempre caminhar em direção a uma arquitetura ecologicamente sensível. Para isso ele define quatro justificativas fundamentais para esse tipo de projeto, (1) a redução do consumo de energia durante a fase de operação do edifício, (2) a possibilidade de oferecer bem estar ao usuário, permitindo usufruir do clima externo local, (3) a questão ecológica, explorando os dados meteorológicos do local a fim de se obter a eficiência e menos dependência dos combustíveis

[14] *Apresentado no formato de artigo no XVIII SIGraDi 2014(XVIII Congreso de la Sociedad Iberoamericana de Gráfica Digital).*

fósseis, (4) a possibilidade de estabelecer o regionalismo arquitetônico, caracterizada pela adaptação climática regional, assumindo maior ajuste ao seu contexto geográfico.

Objetivo

Modelar volumetricamente um edifício conforme as condições climáticas de um determinado local, distribuindo de forma mais homogênea possível a insolação em suas superfícies com a sua maximização.

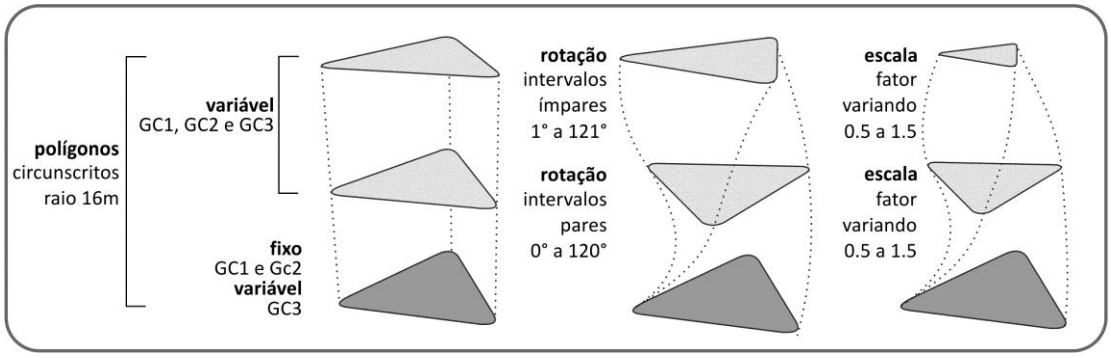
Metodologia

Neste caso foram definidos três experimentos, cada um apresentando diferentes configurações para o sistema generativo evolutivo. O experimento considerou a insolação recebida nas superfícies do edifício no período entre 8h e 18h, no solstício de verão. Duas abordagens foram definidas para a concepção da volumetria do edifício, uma parcialmente parametrizada (com variação apenas na sua volumetria), e a segunda totalmente parametrizada (permitindo variações na implantação e volumetria do edifício). Os dois primeiros experimentos (EX1 e EX2) foram fundamentados na abordagem parcialmente parametrizada, se diferenciando nos critérios de avaliação e seleção das soluções criadas pelos algoritmos evolutivos. Os critérios que melhor apresentaram resultados foram incorporados no terceiro experimento (EX3), mas sob a fundamentação da segunda abordagem.

A implementação do projeto através do *plugin* Grasshopper® utilizou os recursos do Geco, fazendo a integração com o programa Ecotect da Autodesk para a realização das simulações. Dessa forma, foi criado um modelo paramétrico tridimensional do edifício, composto por três polígonos sobrepostos, cada um contendo três lados e circunscritos em uma circunferência de 16m de raio (Figura 4.18). O primeiro foi posicionado na base (definindo a implantação do edifício), o segundo na porção central (24m de altura do primeiro), e o terceiro no topo do volume (48m de altura com relação à base). O EX1 e o EX2 não apresentaram variações no polígono da base, definindo assim, uma implantação fixa durante todo o processo de execução dos algoritmos evolutivos, a variação da rotação ocorreu apenas no EX3. O polígono intermediário e o do topo variaram nos três experimentos, sofrendo transformações no tamanho (através de um fator de escala entre 0,5 e 1,5) e no seu deslocamento através da realização de rotações (variando entre 0° e 120°, com valores pares para o polígono intermediário e ímpares

para o do topo), permitindo a torsão da volumetria e a provável adaptação ao recebimento da luz solar, sendo ambas variáveis controladas automaticamente pelos algoritmos evolutivos.

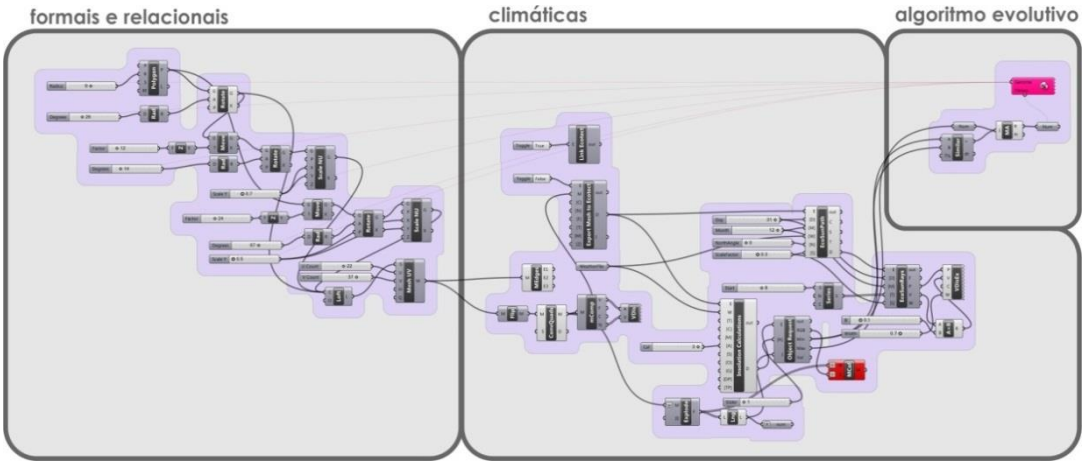
Figura 4.18 - Configuração inicial do volume do edifício.



Fonte: elaboração própria.

Todos os experimentos apresentaram como configuração inicial do volume uma rotação de 120° e o fator de escala igual a 0,5 para o polígono intermediário, para o do topo foi definida a rotação de 121° e o fator de escala de 0,6, gerando uma torção na volumetria. A configuração padrão adotada para os algoritmos evolutivos dos três experimentos considerou a maximização do valor de *fitness*, ou seja, o valor máximo para a taxa de insolação sobre as superfícies do edifício (medida em Wh/m²). A execução dos algoritmos evolutivos até obter uma estagnação de cinquenta gerações sucessivas ou a quantidade de cinquenta gerações (independente da estagnação). A população constituída por vinte indivíduos por geração, dos quais 5% foram mantidos de uma geração para outra, e a taxa de cruzamento entre indivíduos semelhantes foi de 75%, mantendo certo grau de familiaridade entre os indivíduos com o objetivo de se preservar as características favoráveis entre as gerações. Neste caso, o projeto também foi estruturado em três blocos (Figura 4.19) (código ampliado ver APÊNDICE B), o primeiro constituído por elementos construtores da forma e as suas relações paramétricas (definições formais e relacionais), o segundo responsável pelos algoritmos evolutivos e os critérios para a avaliação das soluções (algoritmo evolutivo), e o terceiro relacionado à simulação da insolação (definições climáticas).

Figura 4.19 – Estruturação do código conforme as definições.



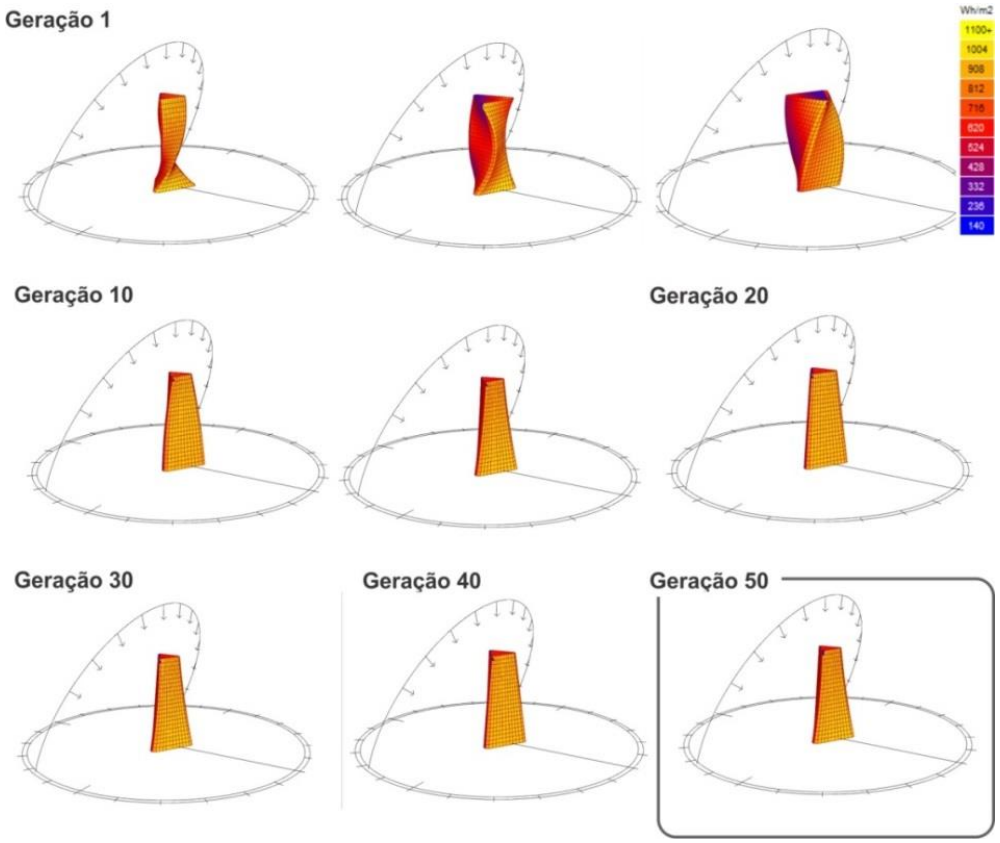
Fonte: elaboração própria.

Resultados

A associação entre as diferentes variáveis que constituem o sistema generativo evolutivo contribuíram para a definição de um sistema parametrizado que gerou um amplo espaço de soluções, foram gerados em cada um dos experimentos aproximadamente duas mil quinhentos e cinquenta possibilidades volumétricas para o edifício (cinquenta gerações com cinquenta indivíduos cada, mais os cinquenta indivíduos a mais na geração inicial). A análise dos resultados seguiu como critério para a seleção da melhor solução, e consequentemente o experimento mais eficiente, aquela que apresentasse a distribuição mais homogênea da insolação nas três superfícies da volumetria do edifício. Essa avaliação pode ser realizada visualmente utilizando a escala cromática gerada pelo Ecotect, que associa a cada cor um valor de carga energética.

No EX1 foi verificado que mesmo diante da possibilidade de torção do edifício, não foi possível obter uma forma capaz de uma distribuição mais homogênea da insolação sobre a superfície (Figura 4.20).

Figura 4.20 – Comparação entre os melhores indivíduos obtidos a cada 10 gerações.

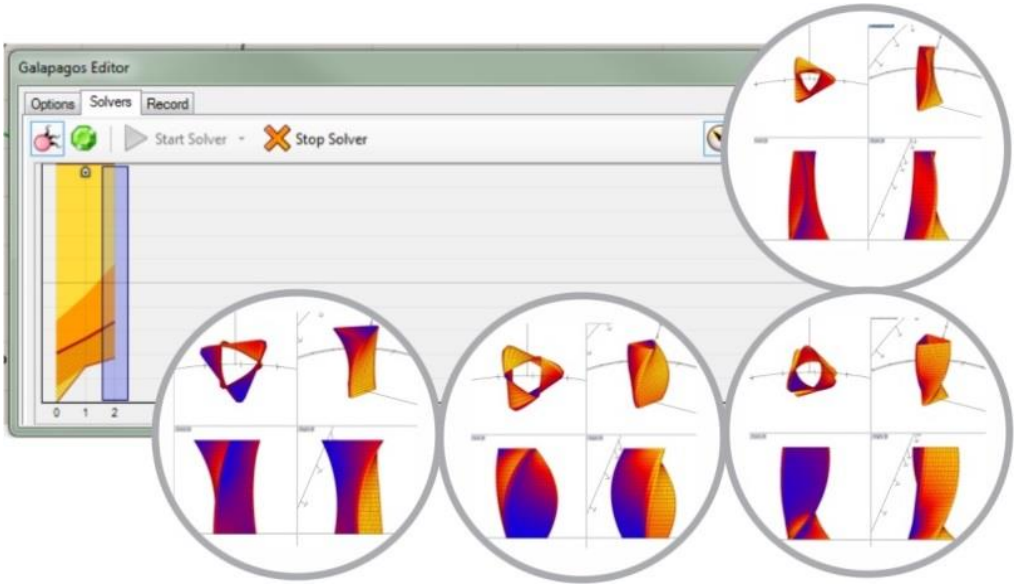


Fonte: elaboração própria.

Cada superfície assumiu um valor máximo específico e contrastante, isso pode ter ocorrido em função da má formulação da restrição, ou seja, do *fitness function*, não sendo estabelecida qualquer relação entre o valor de máximo e mínimo para a taxa de insolação. A restrição ficou limitada em selecionar as soluções com o maior valor para a taxa mínima, sem definir qualquer outra referência com a taxa máxima. Para corrigir esse problema a restrição foi reformulada e estruturada em três partes, a busca pela maximização do valor mínimo e do valor máximo para a taxa de incidência da insolação, e a definição de uma relação de similaridade entre esses valores, permitindo uma variação de 20% (para mais ou para menos).

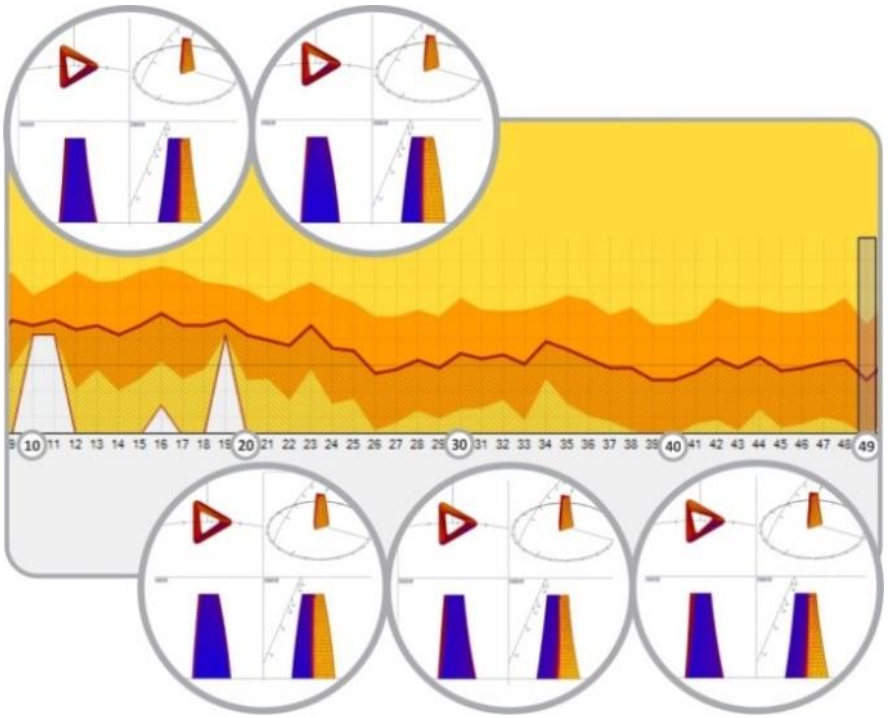
Os resultados obtidos no EX2 foram praticamente os mesmos do EX1, apresentando o mesmo comportamento evolutivo em ambos os casos. A exploração formal ocorreu de forma mais diversificada nas dez primeiras gerações, (Figura 4.21), apresentando posteriormente soluções muito parecidas entre si, convergindo rapidamente para uma solução e sofrendo apenas alguns ajustes (Figura 4.22).

Figura 4.21 – Exploração formal nas 10 primeiras gerações do EX1 e EX2.



Fonte: elaboração própria.

Figura 4.22 – Variações entre a décima e a última geração do EX1 e EX2, resultados semelhantes com pequenos ajustes.



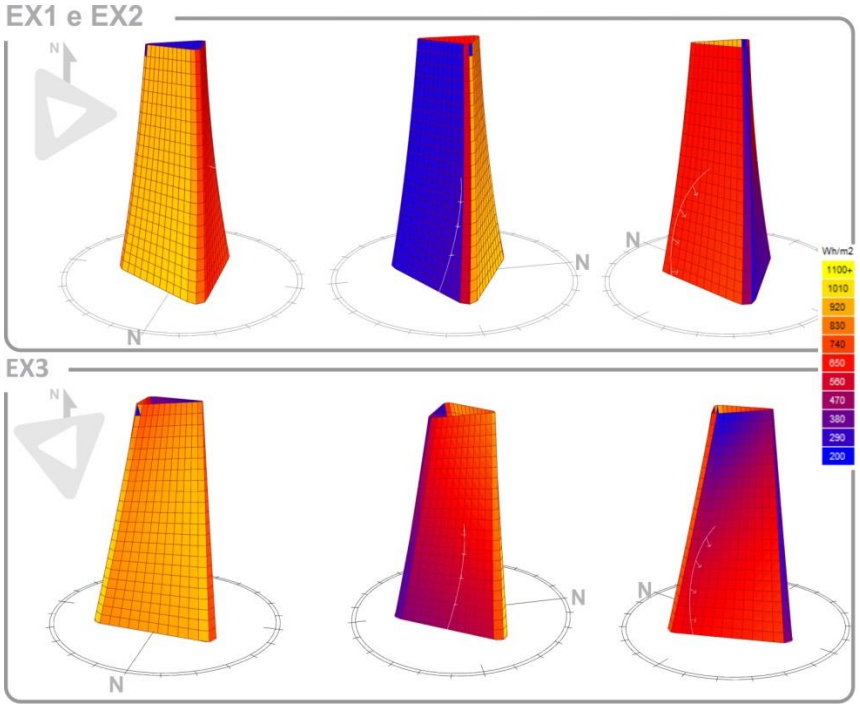
Fonte: elaboração própria.

Acredita-se que o resultado semelhante entre os dois experimentos ocorreu pela impossibilidade do algoritmo de encontrar soluções que tivessem similaridade entre os valores de máximo e mínimo. O que pode ser percebido é que a dificuldade na obtenção de valores similares entre o mínimo e o máximo se deve ao fato deles serem recorrentes, pois foram identificados em ambos os casos regiões com o máximo de sombreamento e áreas com a máxima insolação, criando valores muito distantes entre o mínimo e o máximo. Isso revela que as variáveis não puderam ser combinadas de maneira a favorecer a obtenção de soluções que se enquadram no critério de avaliação. Por isso, como a base do edifício foi definida nos dois experimentos anteriores como fixa, permitindo a rotação apenas da região central e do topo do edifício, concluiu-se que isso dificultou aos algoritmos evolutivos encontrar soluções que tivessem menos áreas sombreadas.

Quanto à restrição, passou a ser considerada apenas a maximização do valor mínimo da taxa de insolação e o grau de semelhança entre o mínimo e o máximo, pois assim, os algoritmos evolutivos poderiam achar soluções com valores máximos menores do que a dos outros experimentos, a fim de obter o grau de semelhança. Dessa forma, foi definido um terceiro experimento que permitisse a rotação da base, aumentando o campo de soluções para a obtenção de outras possibilidades formais, e a redefinição das restrições, gerando maior flexibilidade.

Embora ainda existam áreas de sombreamento, elas correspondem a regiões menores e distribuídas em diferentes superfícies da volumetria do edifício. É interessante perceber que o resultado formal da volumetria é muito semelhante aos obtidos no EX1 e no EX2, ficando a diferença apenas pela sutil rotação no topo e o reposicionamento da implantação do edifício, sofrendo uma rotação com relação ao Norte (Figura 4.23). Pequenas diferenças que foram suficientes para oferecer um resultado mais eficiente quanto à distribuição mais homogênea da insolação nas superfícies do edifício e a sua maximização.

Figura 4.23 – Comparação entre os resultados obtidos nos três experimentos.



Fonte: elaboração própria.

Considerações

Através deste experimento foi possível perceber como o sistema generativo evolutivo permite ao projetista assumir uma postura investigativa e exploratória no processo de projeto, possibilitando a reconfiguração do sistema para a geração de diferentes experimentos, contribuindo para a obtenção de diferentes soluções. Além disso, a incorporação de mecanismos que utilizam dados climáticos do local possibilita a obtenção de resultados mais coerentes e precisos com o seu contexto geográfico, também contribuindo para o processo de projeto. Neste experimento, os algoritmos evolutivos foram utilizados apenas para a definição volumétrica a partir da insolação, mas seria possível dar sequência a outros projetos complementares que pudessem contribuir para a redução do consumo de energia, ou na obtenção de recursos energéticos naturais, atendendo assim, aos critérios definidos pelas certificações como LEED (Leadership in Energy and Environmental Design) e BREEAM (Building Research Establishment Environmental Assessment *Methodology*). Outra questão verificada no experimento foi o melhor atendimento aos objetivos do processo generativo quando o modelo assumiu uma abordagem totalmente parametrizada, oferecendo maior flexibilidade ao sistema e

ampliando o campo de soluções, criando condições mais favoráveis para a exploração das soluções pelo método evolutivo.

4.3.3 Configuração de brises [15]

Contextualização

Durante o desenvolvimento de um projeto de arquitetura, a definição de um elemento arquitetônico como o brise envolve a negociação entre as diferentes variáveis e valores que determinam as suas características. Encontrar uma configuração ideal para o brise compreende buscar por soluções cujo seu ângulo de inclinação, a sua largura e a quantidade de elementos dispostos ao longo da abertura possam atender simultaneamente e satisfatoriamente o seu objetivo. Para isso, a realização de constantes simulações é necessária, gerando informações suficientes para a análise da sua eficiência, e permitindo antecipar e prever o comportamento de uma determinada configuração de brises. O processo aparentemente é simples, mas é importante destacar que, para cada diferente valor de uma das variáveis será necessário gerar uma nova simulação, além das diferentes possibilidades de combinações entre as variáveis, obtendo uma quantidade significativa de simulações e de dados a serem analisados e avaliados.

Objetivo

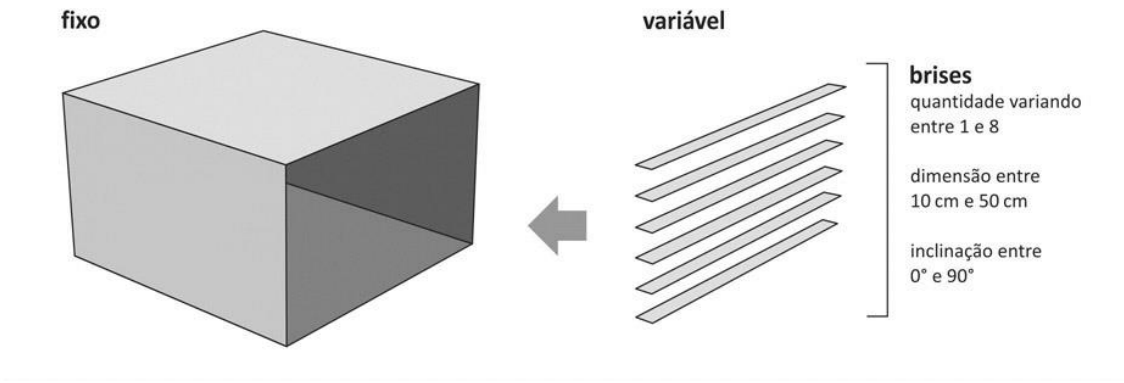
Obter uma configuração de brises com a menor largura, a menor quantidade de elementos distribuídos na abertura e o maior ângulo de inclinação possível, mantendo o índice de iluminância média no interior do ambiente entre 500 e 750 lux, tornando o espaço favorável ao desenvolvimento de tarefas com requisitos visuais normais, trabalho médio de máquina e escritórios, valor adotados com base na tabela de referência sobre iluminâncias por classes de tarefas visuais da NBR 5413/1992.

[15] *Apresentado no formato de artigo no III ENANPARQ 2014 (III Encontro Nacional da Associação Nacional de Pesquisa e Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo).*

Metodologia

O modelo adotado como referência para a execução do experimento é uma sala de planta quadrada com 5m de largura e 3m de pé direito, não possuindo fechamento na lateral voltada para o Leste, correspondendo à abertura que receberá os brises horizontais. Estes são elementos parametrizados com a possibilidade de variações na quantidade (entre um e oito), na largura (entre 10 e 50 cm) e na inclinação (entre 0° e 90°), como pode ser visto na Figura 4.24. A fonte luminosa adotada foi a abóbada celeste, ou seja, a luz proveniente do céu, e não a insolação direta do sol sobre os brises, os dados climáticos correspondem ao do estado de São Paulo obtidos no site do EnergyPlus.

Figura 4.24 - Definição do modelo adotado para o experimento



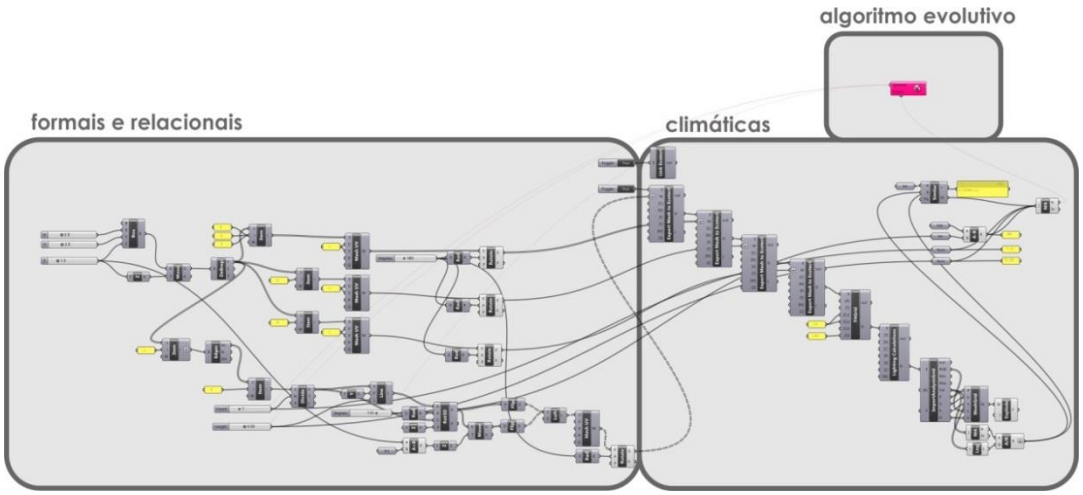
Fonte: elaboração própria.

O experimento ocorreu em duas etapas, uma considerando variações apenas na quantidade de brises e inclinações (EX1), e a outra, inserindo a possibilidade de variação na largura (EX2), permitindo a comparação entre os dois grupos de resultados. O melhor resultado desses dois experimentos foi adotado para a realização de um terceiro (EX3), cujo objetivo era o de apenas verificar a insolação direta sobre os brises, não sendo alterada a sua configuração. Dessa forma, foi considerado como fonte luminosa o Sol, orientando a abertura para o Leste, Oeste, Norte e Sul, permitindo a realização de uma comparação entre as informações de iluminância e insolação sob as diferentes orientações.

A implementação deste projeto no *plugin* Grasshopper® também contou com a utilização do *add-on* Geco, estabelecendo a conexão entre o Grasshopper® e o Autodesk Ecotect para a realização das simulações referentes à iluminânicia. O código foi organizado em três blocos

(Figura 4.25) (código ampliado ver APÊNDICE C), definindo subsistemas distintos, mas que juntos constituem um sistema que possibilita a emergência de possíveis resultados, a sua avaliação e seleção. Dois subsistemas estão relacionados com a configuração espacial, sendo que um deles não possui variação nos seus dados porque definem as dimensões da sala (constantes durante todo o experimento), e o outro está relacionado com os brises, portanto, é o que possui as diferentes variáveis e valores a serem "negociados"; os outros dois subsistemas estão relacionados ao processo de simulação (Geco), avaliação e seleção (Galapagos).

Figura 4.25 – Estruturação em três blocos de códigos.

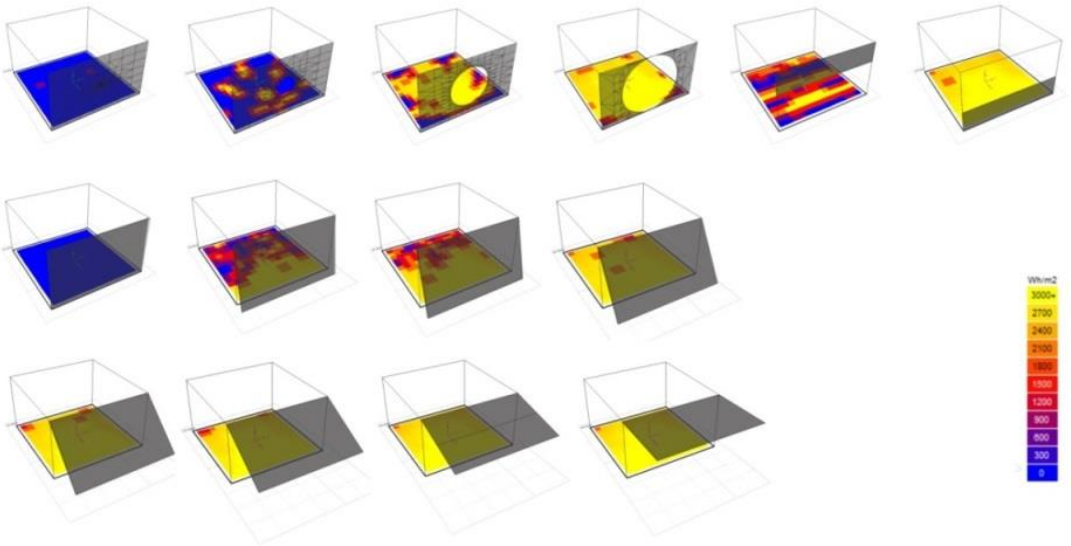


Fonte: elaboração própria.

Para o melhor entendimento da configuração e uso da ferramenta Geco, alguns testes foram realizados antes de iniciar os experimentos (Figura 4.26), o que tornou possível perceber que durante a execução das simulações existe uma variação automática na escala cromática indicadora do índice de iluminância no Ecotect. Essa variação ocorre devido aos diferentes valores de mínimo e máximo obtidos em cada simulação, dificultando uma avaliação visual comparativa entre os diferentes resultados. Para solucionar esse problema foi definida uma configuração no programa Ecotec, estabelecendo valores fixos para o mínimo e o máximo da escala cromática, que não mudariam de uma simulação para outra, sendo 0 lux para o mínimo e 5400 lux para o máximo. Outra questão observada foi o grau de resolução para as simulações (completa, muito alta, alta, média e baixa precisão), que também interfere no resultado cromático da escala e no tempo de execução das simulações, uma vez que, quanto maior for o grau de precisão, maior será a exigência de processamento do computador. Dessa forma, como esse

experimento está contextualizado em uma fase inicial do processo de projeto, a resolução escolhida foi a baixa precisão, para que fosse possível obter resultados de forma mais rápida, pois o algoritmo evolutivo irá gerar diversas possibilidades de configuração dos brises, que, posteriormente, conforme fosse avançando o nível de detalhamento do projeto poderiam ser realizadas novas simulações com um maior grau de resolução, refinando o projeto das possíveis soluções. A grade de análise, onde são definidos os índices de iluminância distribuídos pela área, possui vinte células e está no nível do piso, embora a norma sugira o seu posicionamento na altura da superfície de trabalho, neste caso, como não foi definido uma atividade específica, optou-se por manter a menor altura possível.

Figura 4.26 – Testes para verificação do funcionamento do código



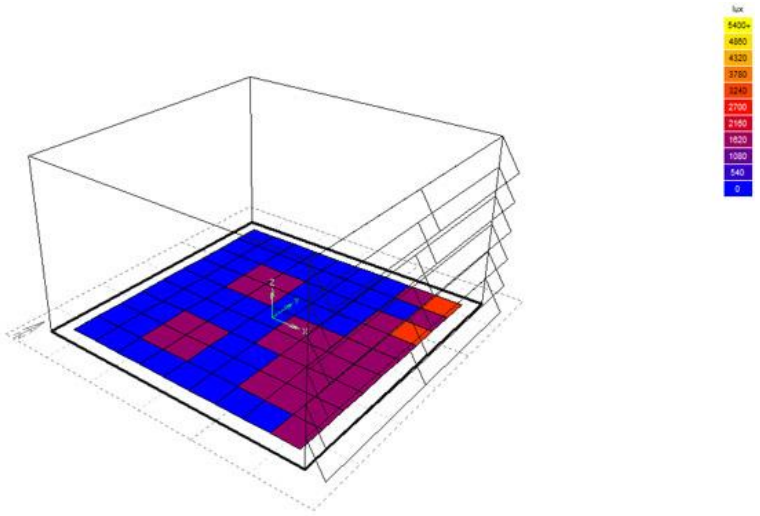
Fonte: elaboração própria.

A configuração adotada para os algoritmos evolutivos no componente *Galapagos* do Grasshopper® foi a maximização para o valor da função de avaliação (*fitness function*), vinte indivíduos para cada geração (a inicial possuindo o dobro de indivíduos – *initial boost* igual a duas vezes), e a finalização da execução do código ao atingir cinquenta gerações. A taxa de endogamia (*inbreeding*), ou seja, cruzamento entre indivíduos com características semelhantes, foi considerada de 70%, e a de permanência de indivíduos de uma geração para a outra de 5%. Após as verificação do funcionamento das ferramentas e da sua configuração foi possível dar início aos experimentos.

Resultados

No primeiro experimento (EX1), as variáveis a serem negociadas foram a quantidade de brises ao longo da abertura e a sua inclinação, sendo considerada todas as configurações para o Geco e os algoritmos evolutivos descritas anteriormente. A primeira geração foi composta por quarenta indivíduos e as outras quarenta e nove por vinte possíveis soluções em cada uma. Na última geração deste experimento foi encontrada apenas uma solução que atendesse todos os critérios estabelecidos, apresentando o valor de iluminância média de 565 lux, seis brises distribuídos ao longo da abertura e o ângulo de inclinação de 32° (o maior ângulo de abertura encontrado), sendo que a largura de 31cm foi constante para todos os indivíduos (Figura 4.27).

Figura 4.27 – O melhor resultado obtido no EX1.

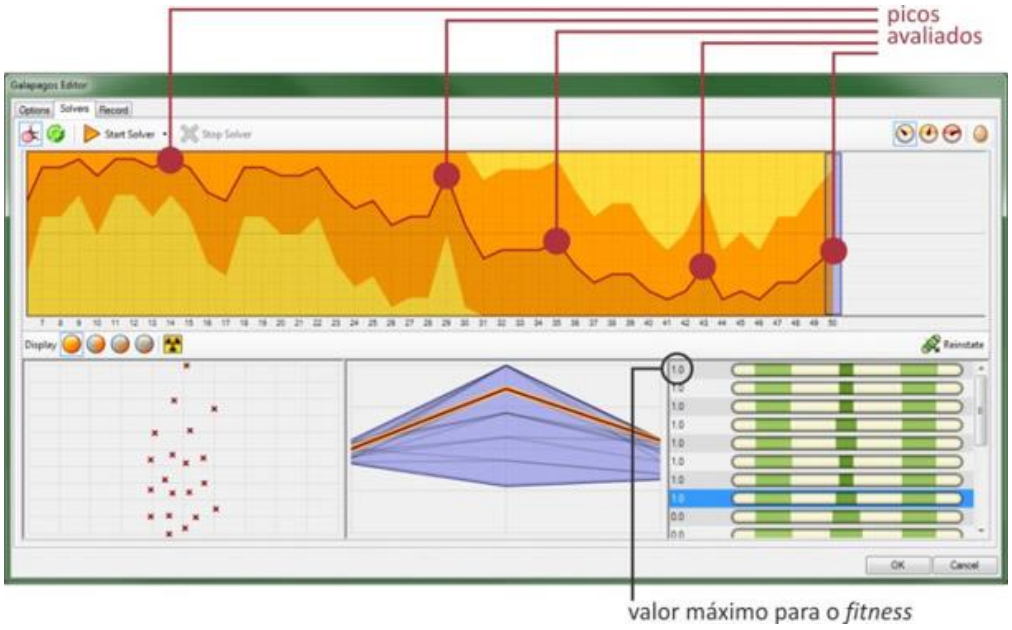


Fonte: elaboração própria.

Essa configuração para os birses foi praticamente constante em todo o EX1, variando sutilmente o ângulo da sua inclinação, sendo realizados pequenos ajustes pelos algoritmos evolutivos para a obtenção da iluminância desejada. Essa situação pode ter sido provocada pela falta de flexibilidade nas variáveis, restringindo o campo de soluções, dificultando os algoritmos evolutivos de explorarem outras possibilidades de configuração do modelo. Sendo assim, a partir dessa análise mais aprofundada sobre o problema e dos resultados obtidos neste experimento, verificou-se a possibilidade de aumentar o campo de soluções estabelecendo mais uma variável no problema, incluindo a variação na largura do brise, potencializando o processo e dando origem ao segundo experimento.

Dessa forma, o segundo experimento (EX2) considerou três variáveis, a quantidade de brises, a sua inclinação e a variação na sua largura, o que permitiu aumentar o campo de soluções. A quantidade de indivíduos gerada é a mesma do outro experimento, assim como as configurações para o Geco e o algoritmo evolutivo. Como este experimento apresentou uma diversidade maior de resultados favoráveis, foi realizada uma coleta de indivíduos em diferentes gerações, permitindo assim uma comparação entre os resultados deste experimento. Para isso, foram selecionados apenas os que possuem o maior valor para a função de avaliação e aqueles que se localizam nos picos da linha média do gráfico de produtividade do algoritmo evolutivo (Figura 4.28 e 2.29).

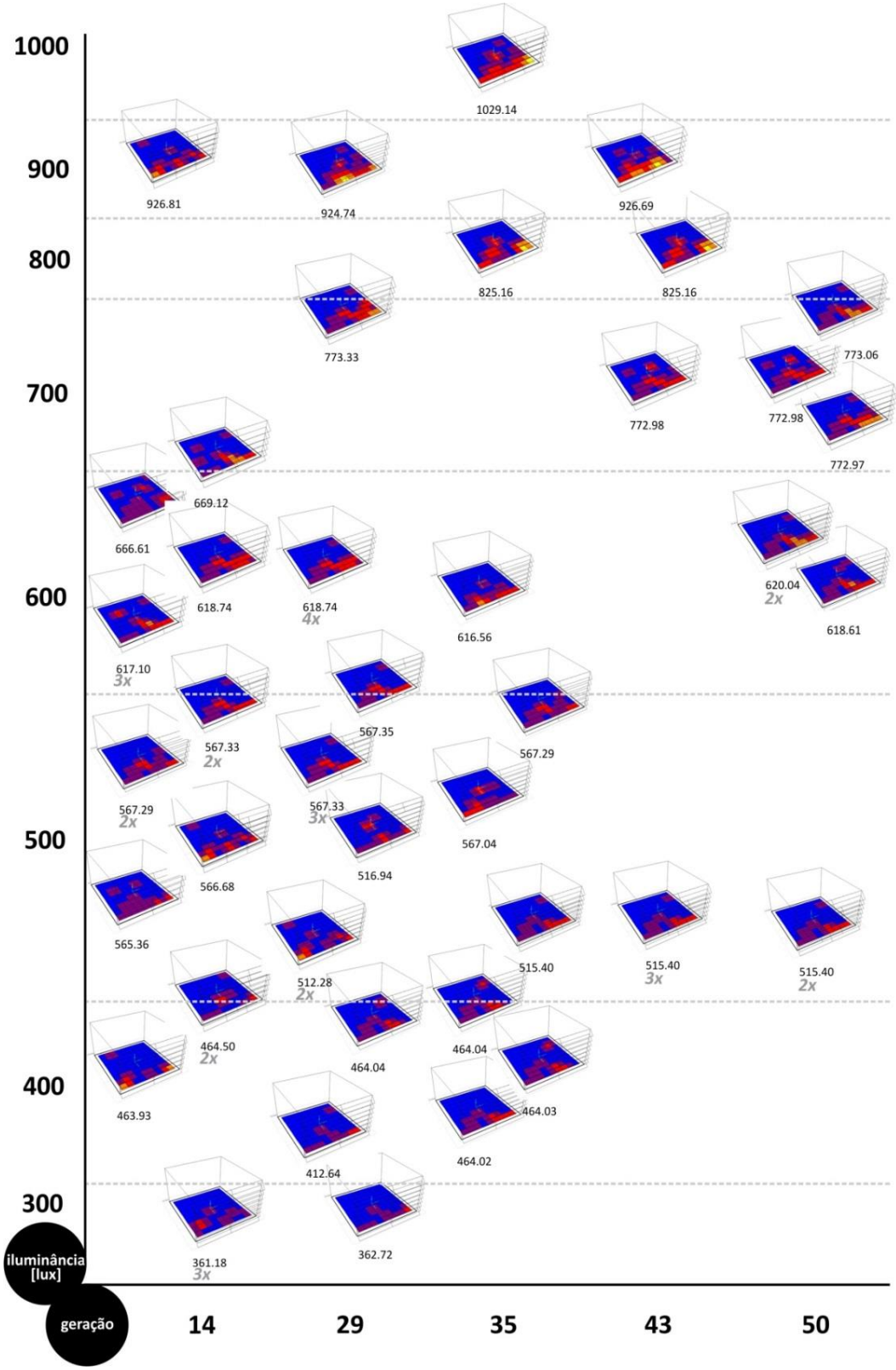
Figura 4.28 – tela de visualização da execução do algoritmo evolutivo.



Fonte: elaboração própria.

A partir dessa seleção foi organizado um gráfico apresentando as soluções com o maior *fitness* das gerações selecionadas, sendo indicado o valor da média de iluminância obtida para cada indivíduo, permitindo verificar como ao longo da execução do algoritmo evolutivo as soluções deslocaram em direção aos valores desejados como os ideais (Figura 4.29).

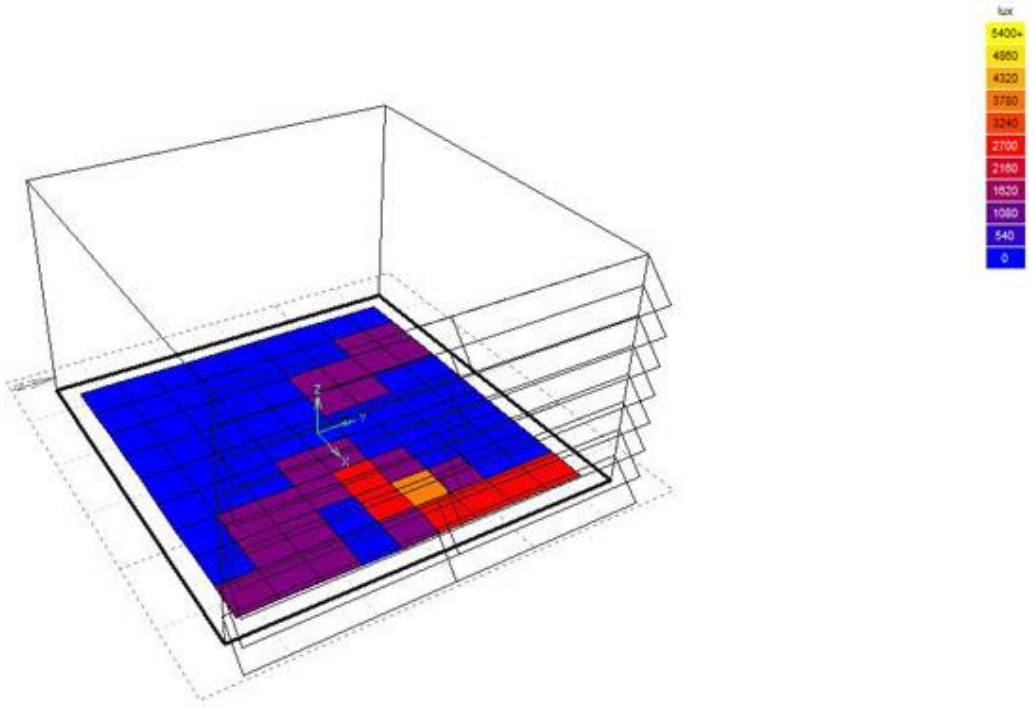
Figura 4.29 – Evolução das soluções.



Fonte: elaboração própria.

Na última geração foram encontradas cinco soluções que satisfazem o requisito desejado sobre o índice de iluminância entre 500 e 750 lux, sendo utilizados os outros critérios (largura do brise, quantidade e ângulo de abertura) para a definição da melhor solução. O individuo selecionado é o que apresenta o maior índice de iluminância dentro do intervalo definido, ou seja, 620,04 lux, possuindo como configuração oito brises com o ângulo de 45° e dimensão de 29 cm de largura (Figura 4.30).

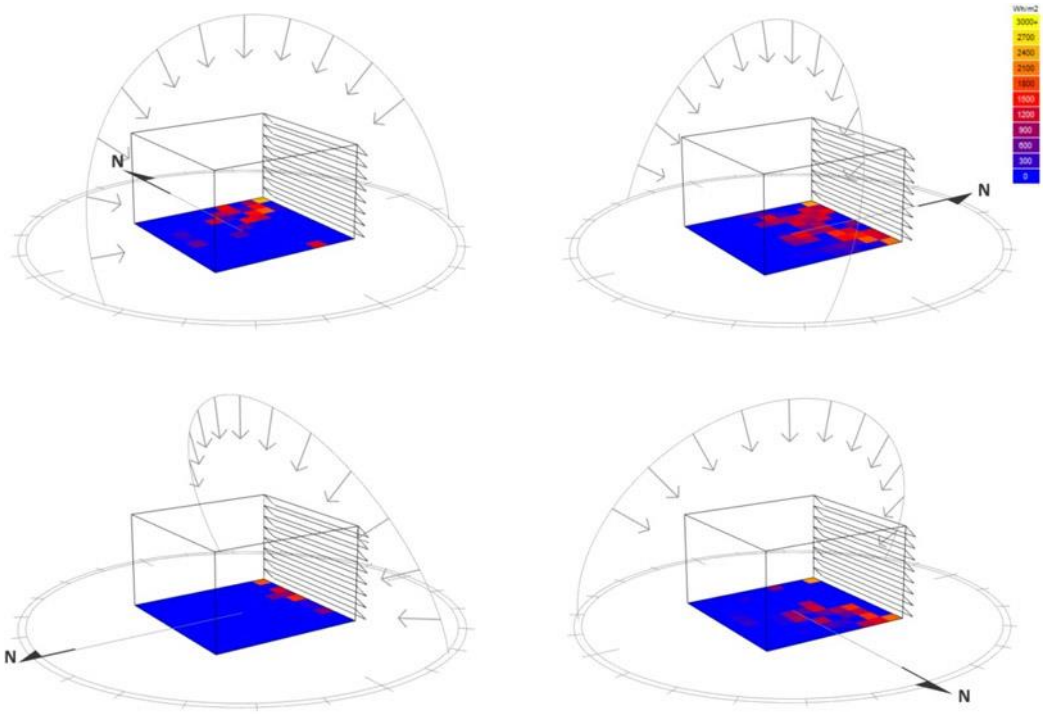
Figura 4.30 – Solução que melhor satisfaz os critérios previamente definidos.



Fonte: elaboração própria.

Essa solução com oito brises com o ângulo de 45° e dimensão de 29 cm de largura foi adotada para a realização do terceiro experimento, apresentando como objetivo a verificação do comportamento dos brises ao receber a insolação. Neste caso, o modelo foi simulado possuindo a orientação da abertura conforme os quatro principais pontos cardeais, pois diferentemente do nível de iluminância, a insolação é a ação direta dos raios luminosos do sol sobre o objeto em estudo. Dessa forma, o período de tempo adotado para o experimento compreendeu a insolação das 8h até às 18h, sendo posicionada a orientação da abertura para os quatro principais pontos cardeais - Leste, Norte, Oeste e Sul (Figura 4.31).

Figura 4. 31 – Verificação da solução sob o aspecto da insolação direta.



Fonte: elaboração própria.

É interessante perceber que a situação com a maior área de iluminação no interior da sala possui semelhança com as soluções ideais obtidas no experimento sobre a iluminância. Nos outros casos, as áreas de insolação são menores, e que por se tratar da luz direta do Sol, portanto, gerando um maior desconforto devido a sua alta intensidade, demonstra a eficiência da configuração do brise adotada a partir do primeiro experimento também para a insolação. A princípio foi questionada a realização do experimento sobre a iluminância, uma vez que o elemento em análise é a configuração dos brises, e, que, portanto, talvez só a análise da insolação fosse válida, já que este elemento arquitetônico está relacionado à incidência solar. Mas este elemento oferece uma qualidade para o desenho das aberturas que irá influenciar na iluminação natural interna, determinando um valor para a iluminância (luz proveniente da abóbada celeste e recebida durante todo o período do dia), e o valor para a insolação (luz proveniente do sol, dependendo da orientação da abertura, sofrendo ação direta apenas em um período do dia). Isso demonstra que uma análise conjunta torna o processo completo, permitindo assim o cruzamento dos dados obtidos diante de uma mesma solução, verificando se esta é a mais adequada.

Considerações

A realização desses experimentos permitiu verificar o quanto o processo de projeto que utiliza um sistema generativo evolutivo pode contribuir significativamente para a obtenção de soluções, mesmo em um caso que aparentemente poderia ser considerado simples, pode assumir um grau de complexidade quando analisadas as suas possibilidades de configuração. A flexibilidade desse sistema possibilita associar diferentes variáveis a serem negociadas, potencializando o processo e permitindo encontrar soluções que atendem e satisfazem simultaneamente diferentes objetivos. Isso é possível de ser exemplificado quando comparamos o resultado do EX1 com o do EX2, pois ao ser inserido mais uma variável ao sistema, permitiu a redução na largura do brise e aumento do ângulo de inclinação, embora tivesse aumentado a quantidade, ainda assim, satisfaz melhor do que o resultado do EX1.

Além disso, é válido destacar, o quanto o sistema torna possível a realização de diferentes experimentos, transformando o processo de projeto em uma situação com característica exploratória, gerando simulações, obtendo dados, permitindo a comparação entre grupos de dados, reconfigurando o sistema, revendo as variáveis, e assim por diante. O projetar assume um novo status, fazendo da informação praticamente a matéria prima a ser gerenciada, manipulada, avaliada e tratada, apresentando um peso considerável durante o processo de projeto. É possível perceber que o contexto e a realidade onde o projeto será implantado atuam e contribuem cada vez mais para o processo de concepção e definição do elemento a ser edificado, justamente por adotar processos que incorporam um maior número de dados informacionais com alto grau de precisão.

Portanto, a adoção de métodos projetuais que exploram esses recursos informacionais torna-se cada vez mais inerentes ao processo de projeto, não apenas para agilizar um processo de produção, mas efetivando benefícios às futuras edificações, permitindo otimizar recursos, sejam ambientais ou construtivos, sem perder a qualidade do ambiente construído.

4.3.4 Exploração criativa para o desenho de uma cobertura [16]

Contextualização

Esse exercício de projeto corresponde à criação de uma cobertura complementar a uma edificação existente, mantendo o sombreamento de uma área já coberta, mas que recebe insolação no período das 14h às 16h devido a uma abertura lateral. Por isso, os experimentos foram realizados considerando o solstício de verão na data de 23 de Dezembro de 2013, às 16h, horário em que ocorre a maior incidência solar na região especificada. O desenho da estrutura apresenta aberturas ao longo da superfície, contribuindo para a ventilação natural. Assim, a solução ideal deverá apresentar a maior área de sombreamento com o maior valor para a somatória dos comprimentos que definem as dimensões das aberturas, duas variáveis contraditórias que deverão ser negociadas, situação propícia para o uso dos algoritmos evolutivos.

Objetivo

Obter a maximização da área de sombreamento gerada pela cobertura e o vão máximo para as aberturas na sua superfície.

Metodologia

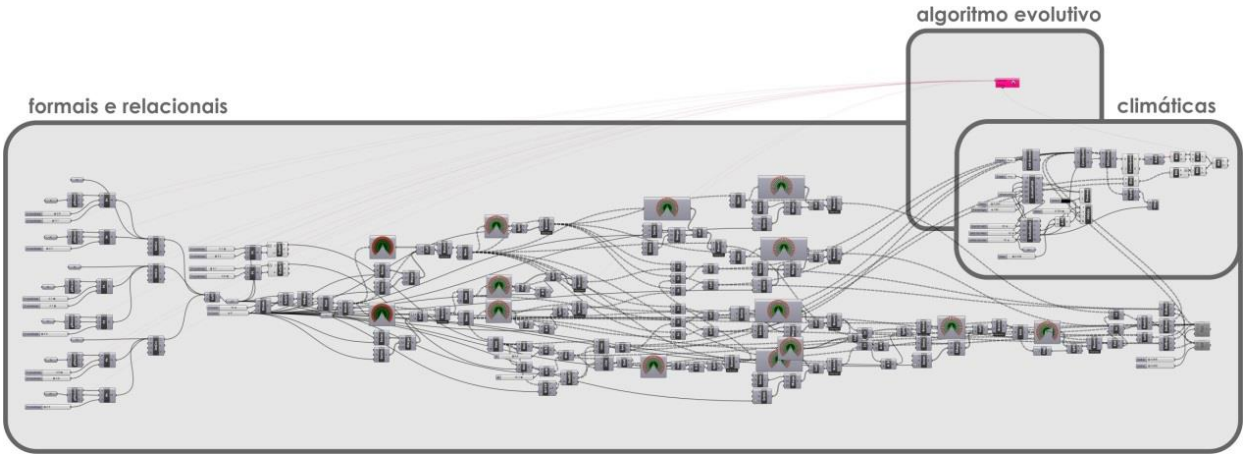
Para o desenvolvimento desse exercício projetual foram definidos cinco experimentos, sendo adotadas duas abordagens para a concepção da cobertura, uma parcialmente parametrizada (com variação apenas no dimensionamento das aberturas), e a outra totalmente parametrizada (permitindo variações na forma da superfície e o dimensionamento das aberturas). A primeira abordagem foi empregada nos quatro primeiros experimentos, sendo utilizadas duas formas como referência para a superfície da cobertura, uma curvilínea e outra linear. Cada uma delas foi testada considerando duas orientações diferentes para as aberturas (Norte e Oeste). Os resultados obtidos permitiu identificar qual das orientações foi a mais favorável para o local, sendo adotada para a realização do quinto experimento. Neste, foi empregada a segunda abordagem, tornando

[16] *Apresentado no formato de artigo no XVIII SIGraDi 2014(XVIII Congreso de la Sociedad Iberoamericana de Gráfica Digital).*

paramétricas as curvas definidoras da superfície da cobertura e a variação das dimensões das aberturas, ambas controladas automaticamente pelo algoritmo evolutivo, permitindo buscar e testar as diferentes soluções através da sua eficiência.

A implementação do projeto através do *plugin* Grasshopper® utilizou os recursos do Geco, fazendo a integração com o programa Ecotect da Autodesk para a realização das simulações. Para isso, o código deste estudo de projeto também foi estruturado em três blocos, o constituído pelos elementos construtores da forma e as suas relações paramétricas, o responsável pelos algoritmos evolutivos e os critérios para a avaliação das soluções, e o relacionado à simulação da insolação (Figura 4.32) (código ampliado ver APÊNDICE D).

Figura 4.32 – Estruturação do código conforme as definições.



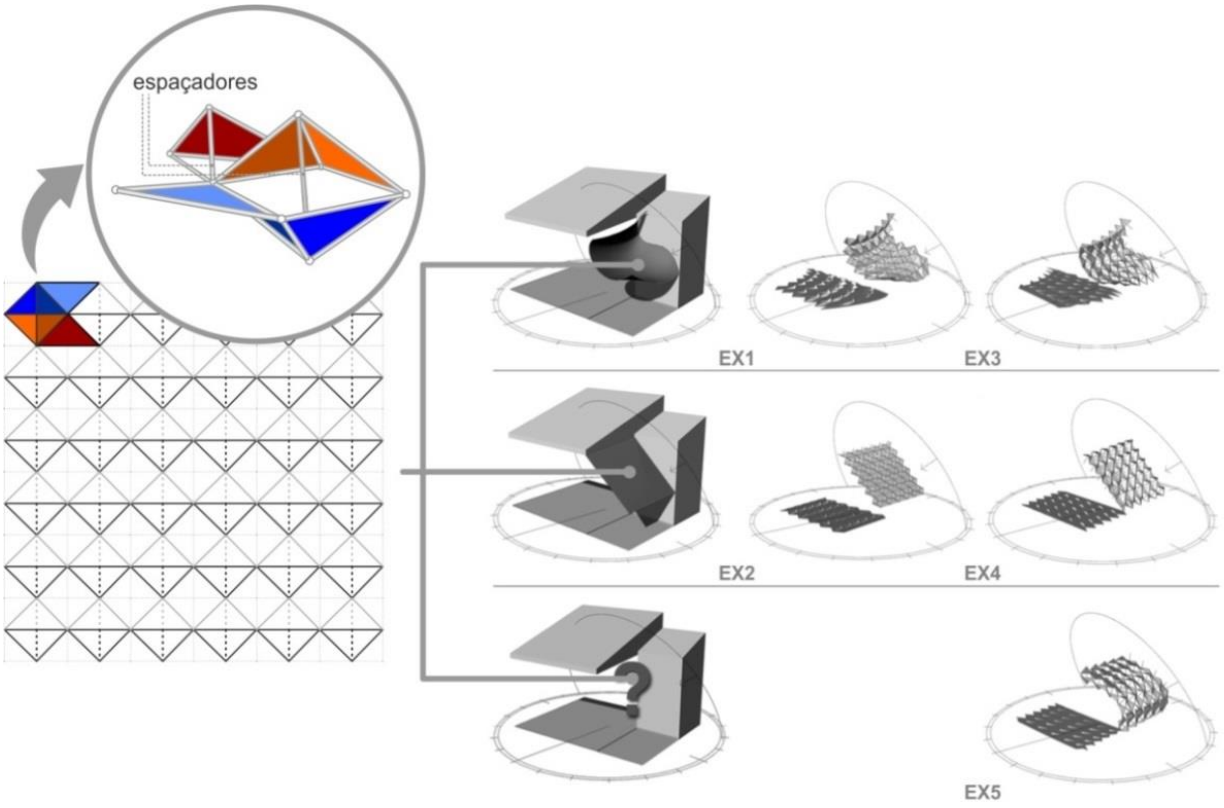
Fonte: elaboração própria.

A configuração padrão adotada para o algoritmo evolutivo dos cinco experimentos considerou: a maximização do valor de *fitness*, o fim da execução do algoritmo ao atingir cinquenta gerações estagnadas, populações compostas por cinquenta indivíduos em cada geração (a primeira configurada para possuir o dobro de indivíduos), taxa de permanência de 5% dos melhores indivíduos de uma geração para a outra, e o cruzamento entre os indivíduos que possuírem 75% de grau de parentesco (semelhança entre as suas características).

Nos cinco experimentos foram utilizadas três superfícies (uma linear, uma curvilínea e outra parametrizada) que serviram de referência para a definição formal da cobertura. Esta superfície foi transformada em uma malha contendo doze por seis módulos, sendo ela a base para a construção de uma estrutura tridimensional triangulada, utilizando os vértices e as mediatrizes

das laterais dos módulos como pontos de conexão dos elementos estruturais. Alguns desses elementos são os responsáveis pelo dimensionamento das aberturas (os espaçadores), e foram posicionados em todos os módulos da estrutura triangular (Figura 4.33).

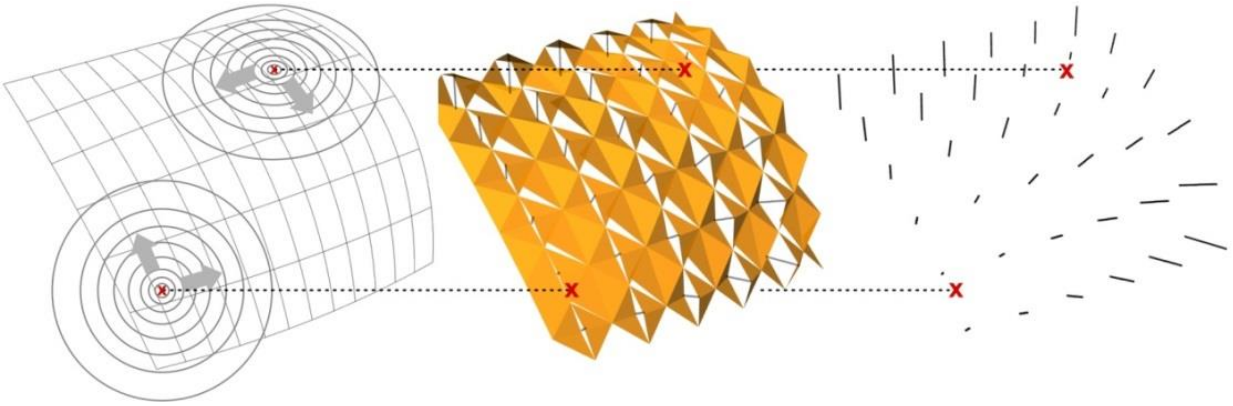
Figura 4.33 – Definição da malha da superfície, a estrutura triangulada e as diferentes aplicações.



Fonte: elaboração própria.

O tamanho dos espaçadores varia em função da distância entre a sua posição na malha e o ponto de atração mais próximo. Desta forma, dois pontos de atração, movidos independentemente e automaticamente pelo algoritmo evolutivo, foram distribuídos na superfície para explorar diferentes posições e gerar diversidade nas dimensões das aberturas. Isso garantiu maior flexibilidade ao sistema, auxiliando o algoritmo evolutivo a encontrar as melhores soluções para o problema, pois quanto maior for a distância entre os espaçadores e os pontos, maiores serão os espaçamentos gerados nos vãos, e vice-versa (Figura 4.34).

Figura 4.34 – Pontos de atração definindo o comprimento dos espaçadores.



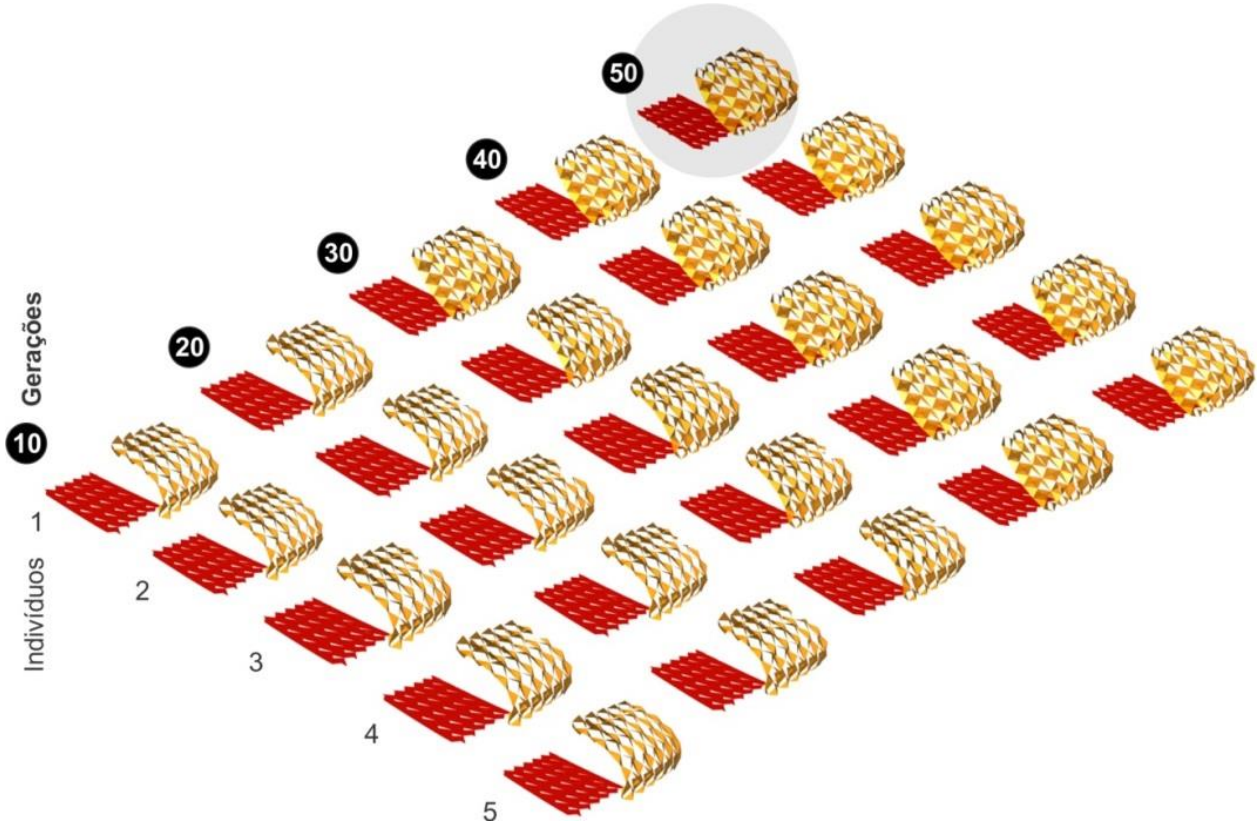
Fonte: elaboração própria.

Resultados

A associação entre as diferentes variáveis que constituem o sistema generativo evolutivo contribuíram para a definição de um sistema parametrizado que gerou um amplo espaço de soluções, auxiliando na geração de resultados formais inesperados e na obtenção de soluções otimizadas com relação ao sombreamento e as aberturas. Foram geradas, de maneira automatizada, em cada um dos experimentos aproximadamente duas mil duzentas e cinquenta possibilidades para a cobertura (cinquenta gerações com cinquenta indivíduos cada, mais os cinquenta indivíduos a mais na geração inicial).

A avaliação dos resultados obtidos nos três experimentos foi realizada a partir de dois critérios, a maior área de sombreamento projetada pela cobertura e o maior valor obtido pelo somatório do comprimento de todos os vãos das aberturas da superfície. Esses dois critérios correspondem a um valor numérico obtido pelo próprio código que ao serem somados dão origem ao valor de *fitness*, correspondendo ao índice utilizado para a classificação das alterativas de projeto. Para efeito de análise foram selecionados a cada dez gerações de cada experimento as cinco primeiras soluções com o maior valor de *fitness* (Figura 4.35), permitindo um estudo mais aprofundado, considerando independentemente a área de sombreamento e o somatório das distâncias dos comprimentos dos vãos. Dessa forma, a partir daqueles critérios e dos indivíduos selecionados para a análise foi possível realizar a comparação entre os experimentos.

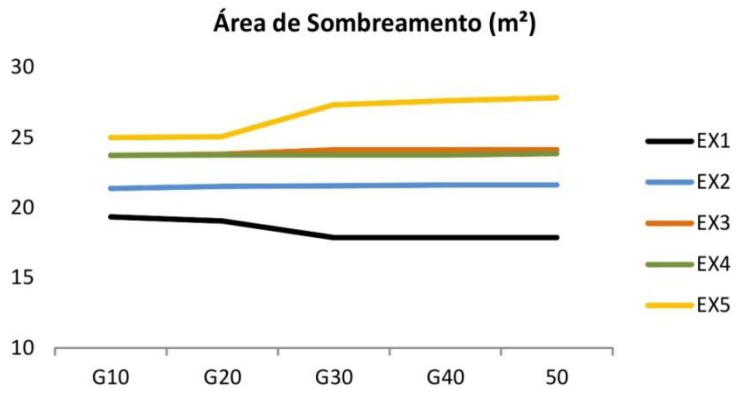
Figura 4.35 – As soluções selecionadas do EX5.



Fonte: elaboração própria.

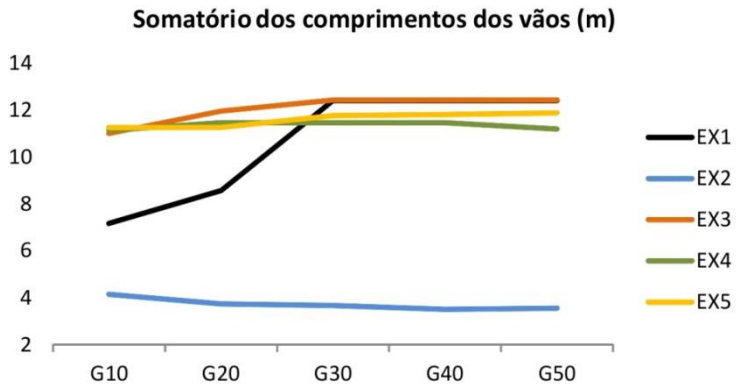
Os experimentos EX1 e EX 2 foram realizados com as aberturas direcionadas para o Oeste, o que talvez explique possuírem as soluções com a menor área de sombreamento. Ao analisar as suas curvas nos gráficos de área de sombreamento (Figura 4.36) e dimensão dos vãos (Figura 4.37) é possível verificar uma situação de inversão, ou seja, o maior sombreamento com o menor valor para a somatória dos vãos e vice-versa. Isso demonstra que nesses dois experimentos o algoritmo evolutivo encontraram dificuldades para obter uma relação de equilíbrio entre o sombreamento e as aberturas.

Figura 4.36 – Área de sombreamento produzida pela cobertura em metro quadrado.



Fonte: elaboração própria.

Figura 4.37 – Somatório do comprimento dos vãos em metros.

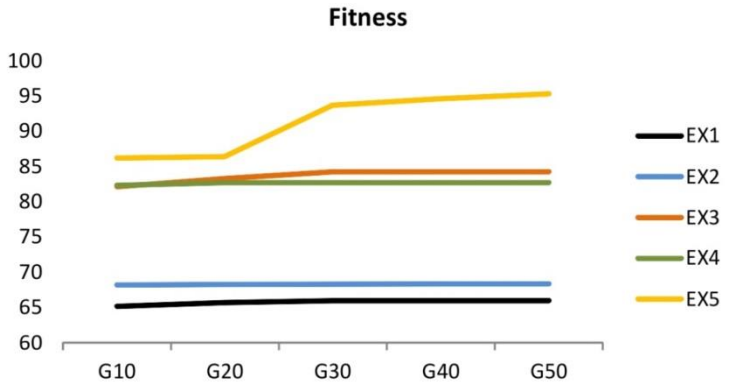


Fonte: elaboração própria.

A mudança da orientação das aberturas para o Norte favoreceu os resultados obtidos nos experimentos EX3 e EX4 em ambos os critérios, possibilitando ao algoritmo evolutivo obter resultados mais satisfatórios do que os experimentos anteriores. Com relação à área de sombreamento (Figura 4.36) o EX3 possui uma pequena vantagem sobre o EX4, embora possuam praticamente o mesmo valor. A maior diferença entre os dois está na somatória dos comprimentos dos vãos (Figura 4.37), sendo maior no EX3. Isso ocorre porque ele possui uma superfície curva como base para a cobertura, conseguindo gerar diferentes ângulos para as aberturas, devido a sua irregularidade, desviando da incidência solar direta, criando maiores áreas de sombreamento, como consequência, obtendo maiores comprimentos para as aberturas. Já a regularidade da superfície plana do EX4 dificultou ao algoritmo evolutivo de encontrar zonas de

sombreamento, uma vez que não existia curvatura, mantendo os pontos de atração isolados em uma região da superfície gerando vãos mínimos para as aberturas. Dessa forma, ao elaborar o experimento EX5, sob a abordagem totalmente paramétrica, foi possível pressupor a geração de uma superfície curva.

Figura 4.38 – Valores do fitness.

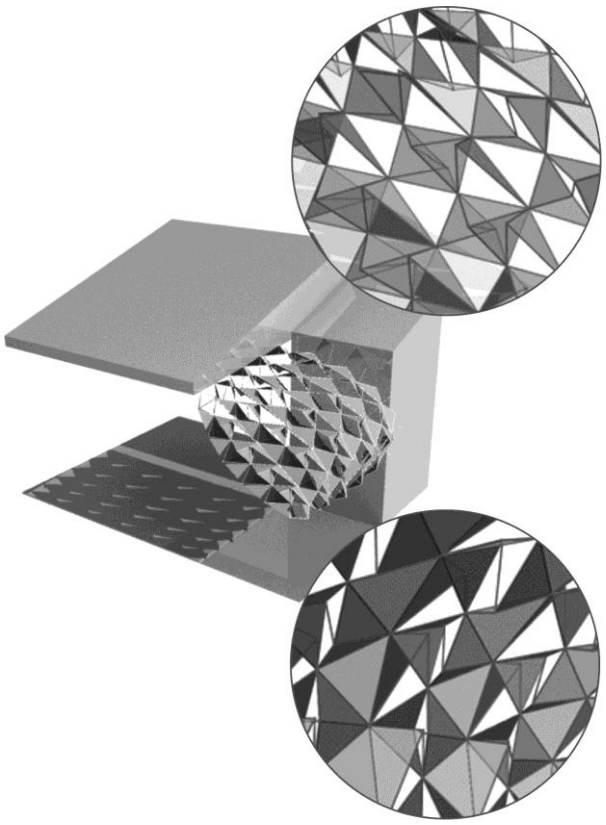


Fonte: elaboração própria.

Esse experimento, o EX5, demonstrou um grande nível de evolução durante a execução do algoritmo evolutivo, apresentando um aumento no valor do *fitness* de 9,6%, enquanto que os outros variaram entre 0,3% e 2,5% (Figura 4.38). Com relação à área de sombreamento, ele apresentou um acréscimo de 10,2% na área final, já os outros experimentos ficaram entre 0,46% e 1,66% (o EX1 possuiu um decréscimo de 8,29%). No somatório dos comprimentos dos vãos, o experimento EX5 apresentou um acréscimo de 5,2%, taxa inferior quando comparada aos valores de 42,3% do EX1 e 11,5% do EX3, mas que provavelmente justifica possuírem a menor área de sombreamento. As comparações realizadas entre as curvas dos gráficos possibilitam entender a evolução, mas o que define a melhor solução são os valores obtidos no final da execução dos algoritmos. Dessa forma, foram avaliados apenas os melhores indivíduos de cada experimento obtidos na última geração (G50), sendo considerada a maior área de sombreamento e a maior somatória para o comprimento dos vãos. Com relação à somatória dos vãos, os indivíduos dos experimentos EX1 e EX3 possuem o mesmo valor de 12,4m, não muito distante dos 11,9m do EX5. A área de sombreamento apresenta um distanciamento maior entre os dois primeiros indivíduos, correspondendo a 27,8m² para o EX5 e 24,1m² para o EX3, fazendo deste critério o determinante para a escolha da melhor solução. Isso permite verificar que o EX5, que possui a abordagem da parametrização total, mostrou-se mais eficiente, gerando a maior área de

sombreamento, índice de aberturas satisfatório e, inclusive, a geração de uma forma inesperada (Figura 4.39).

Figura 4.39 – Solução com o maior valor de fitness da última geração.



Fonte: elaboração própria.

Considerações

O experimento permitiu concluir que o uso de um sistema generativo evolutivo na fase inicial do desenvolvimento projetual pode tornar o processo de busca de soluções otimizadas mais eficiente, assumindo características exploratória e investigativa através de constantes reconfigurações das variáveis ou dos elementos que compõem o projeto. Ao observar as curvas dos gráficos e comparar o comportamento dos experimentos durante a execução do algoritmo evolutivo foi possível obter maior entendimento sobre o projeto, pois a visualização dos dados obtidos tornou mais evidente o comportamento das variáveis, das relações definidas e dos critérios adotados para a seleção dos melhores indivíduos. O entendimento sobre o projeto ganha outra dimensão; a informação passa a ser a matéria prima a ser gerenciada, manipulada, avaliada e tratada, apresentando um peso considerável durante todo o processo de projeto.

4.3.5 Definição volumétrica a partir da implantação, recuos e volume.

Contextualização

O quinto caso surgiu da necessidade de compreender melhor o comportamento dos algoritmos evolutivos ao realizar alterações nos seus componentes, permitindo identificar, com base na ferramenta adotada, quais fatores da configuração oferecem melhor desempenho ao processo. Essas alterações estavam restritas à característica dos algoritmos, maximização ou minimização, e à quantidade de indivíduos em cada geração, assumindo a configuração *default* para os outros fatores. O contexto abordado neste caso é semelhante aos dois primeiros casos já apresentados, onde foram exploradas as questões de implantação, modelagem da volumetria e insolação, para que, dessa forma, a experiência adquirida com eles pudesse servir de base para a manipulação do código, na sua configuração e análise dos resultados.

Objetivo

O objetivo deste caso foi avaliar a configuração dos elementos que compõem os algoritmos evolutivos, a fim de se obter melhor desempenho. Para isso, o estudo de projeto adotou como critérios: (1) a maior área de ocupação no lote, respeitando os recuos e o gabarito previamente definido (escalonamento), (2) o maior valor para o volume e (3) a menor dimensão para o perímetro. A maior taxa de insolação nas superfícies foi aplicada apenas nos dois últimos experimentos, considerando inclusive a interferência da vizinhança sob a incidência solar, o que permitiu verificar o quanto esse critério interfere no resultado final.

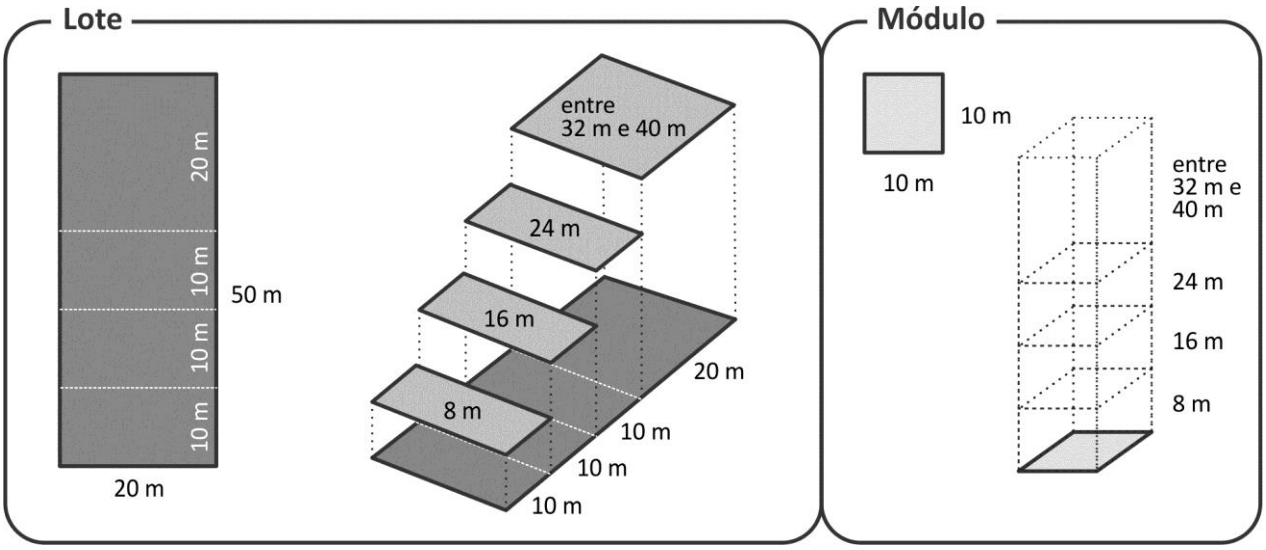
Metodologia

Os nove experimentos realizados foram organizados em dois grupos, um com seis e outro com três experimentos. O primeiro grupo de experimentos explora o comportamento dos componentes dos algoritmos evolutivos mediante as diferentes configurações, e o outro grupo avalia a variação no critério de avaliação considerando a insolação durante o processo. Isso também permitiu realizar uma comparação entre os dois grupos, sendo verificado o quanto a inserção da insolação como um dos critérios interfere no resultado final. Os seis primeiros experimentos (EX1, EX2, EX3, EX4, EX5 e EX6) sofreram variações na definição dos valores

para o *Initial Boots* e o *Inbreeding*, por serem os principais fatores da ferramenta Galapagos que influenciam nos resultados dos algoritmos evolutivos.

O modelo paramétrico foi composto por seis módulos independentes que se deslocam livremente pelo lote com dimensão de 20 m de largura por 50 m de comprimento (Figura 4.40). Cada módulo possui a forma de um quadrado com dimensão de 10m, com altura variando entre 8 m e 40 m, conforme a sua posição no lote. Assim, o lote foi zoneado de maneira a apresentar alturas específicas para os módulos de acordo com cada zona, definindo uma volumetria escalonada (Figura 4.40).

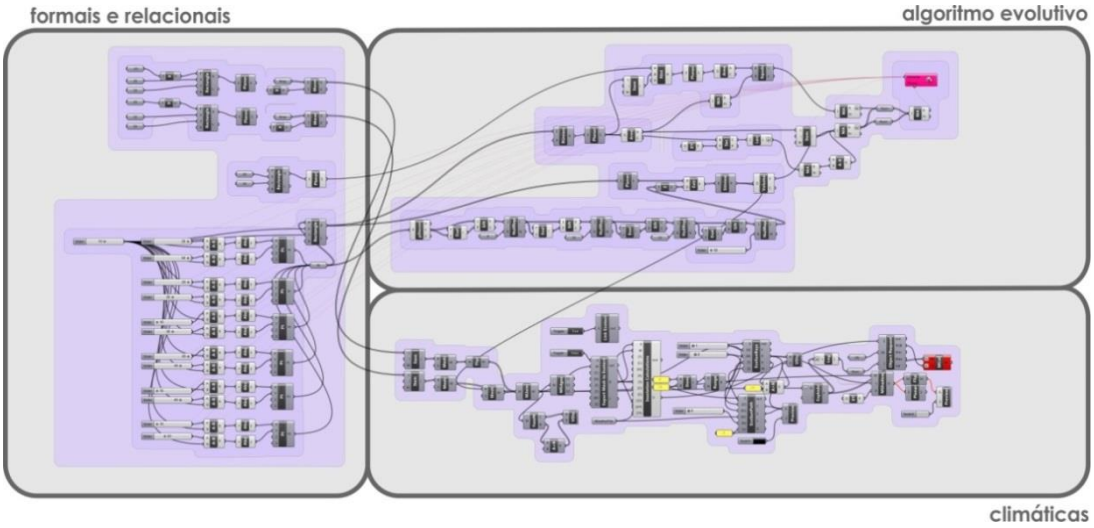
Figura 4.40 – Zoneamento do lote para a definição das alturas dos módulos.



Fonte: elaboração própria.

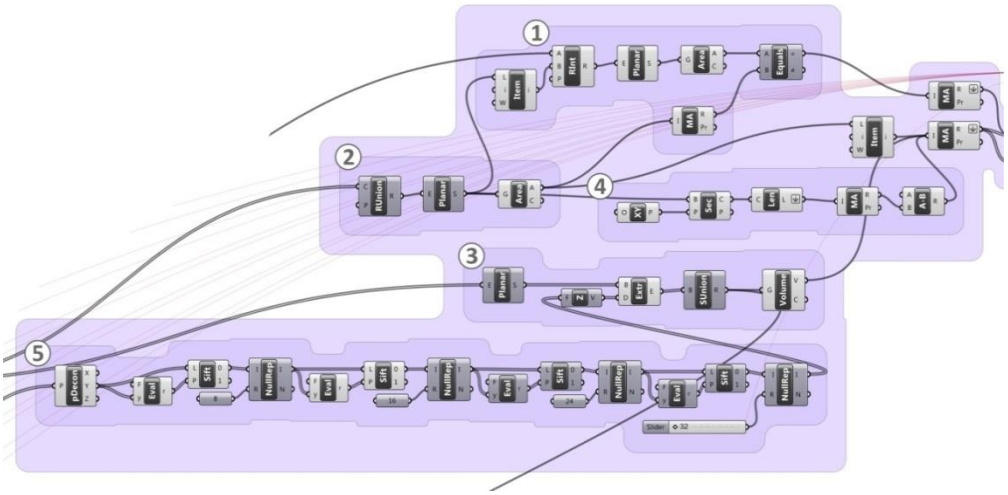
O projeto foi estruturado em três blocos (Figura 4.41) (código ampliado ver APÊNDICE E), o primeiro referente aos elementos construtores da forma e as suas relações paramétricas (definições formais e relacionais), o segundo responsável pelos critérios de avaliação das soluções e pelo algoritmo evolutivo, e o terceiro relacionado à simulação da insolação (definições climáticas com dados referentes à cidade de São Paulo), aplicado apenas nos três últimos experimentos (EX7, EX8 e EX9).

Figura 4.41 – Estruturação dos códigos em três blocos, conforme a metodologia definida inicialmente.



Fonte: elaboração própria.

Figura 4.42 – Códigos das restrições e avaliações contidos no bloco Algoritmo Evolutivo.



Fonte: elaboração própria.

Os critérios para restrição e avaliação das soluções foram definidos através de cinco grupos de códigos, cada um com objetivos específicos, como (1) a necessidade dos módulos interceptarem a área do lote, (2) maximização da área, (3) maximização do volume, (4) minimização do perímetro e (5) a definição das alturas dos módulos com relação ao zoneamento do lote (Figura 4.40). Como a característica aplicada aos algoritmos evolutivos foi a de maximização, a minimização desejada para o perímetro exigiu uma codificação especial. Para

isso foi adotado um valor fixo de referência para a subtração do valor do perímetro da solução avaliada. Dessa forma, quanto maior fosse o valor da diferença, menor seria o perímetro da solução.

Os seis primeiros experimentos (EX1, EX2, EX3, EX4, EX5 e EX6) apresentaram como configuração padrão do Galapagos a maximização do valor de *fitness*, a finalização da execução do algoritmo com a estagnação de cinquenta gerações sucessivas ou até completar cem gerações, a população com trinta indivíduos cada e a taxa de 5% de permanência dos melhores indivíduos entre as gerações. O valor padrão para o fator de *Initial Boost* é de duas vezes, mas segundo o desenvolvedor do *plugin*, quando se deseja explorar o campo de soluções de maneira mais diversificada o ideal é utilizar valores entre cinco e dez vezes. Além disso, a taxa de semelhança entre os indivíduos que define os pares para o cruzamento também foi alterada, sendo testados os valores de 50% e 75%. Dessa forma, o experimento EX1 considerou a configuração padrão para o fator de *Initial Boost* (igual a dois) e para a taxa de *Inbreeding* (75% de semelhança), o EX2 utilizou o fator dois e a taxa de 50%, o EX3 utilizou o fator de cinco vezes com a taxa de 75%, para o EX4 foi adotado o fator de dez vezes mantendo a taxa de *Inbreeding*, no EX5 foi empregado o fator de dez vezes com a taxa de 50% e no EX6 o fator de cinco vezes com taxa de 50%. Isso permitiu verificar quais desses fatores realmente contribuíram de forma mais efetiva para a obtenção das melhores soluções. Após essa verificação, foi adotada a melhor configuração e realizados os três últimos experimentos (EX7, EX8 e EX9), onde foi adicionada a restrição relacionada à insolação da superfície do edifício, sendo considerada a maximização da carga energética sobre a superfície.

Antes de iniciar os três últimos experimentos foram realizados três testes para verificar o tempo de execução de cada simulação da insolação, permitindo gerar uma estimativa do tempo total do experimento, uma vez que todo o processo evolutivo seria composto por aproximadamente três mil indivíduos. A definição da malha *mesh* (sua triangulação) do modelo tridimensional é um fator que influencia diretamente no tempo da simulação, pois quanto maior for a sua resolução, mais lento será o processo. Desta forma, a resolução da malha foi testada de acordo com três níveis de configuração para o índice de amplificação do grau de triangulação, sendo utilizados como índices os valores um, dois e três vezes. O tempo para gerar a simulação com a amplitude de uma vez foi de 5s, o de duas vezes levou 15s, e 45s para o índice de três vezes. Como o experimento considera a fase inicial de concepção projetual, não é necessária uma

precisão elevada, sendo adotado o grau de amplitude de uma vez. Assim, cada experimento durou aproximadamente cinco horas[17] para a realização de todas as simulações, considerando a configuração dos algoritmos evolutivos com trinta indivíduos em cada geração, o *Initial Boost* de dez vezes e cem gerações para a execução de todo o processo.

A variação entre esses três últimos experimentos ocorreu na redefinição da função de avaliação (*fitness function*), criando diferentes estratégias para a busca da maximização dos índices de insolação. No EX7 a maximização adotou como referência a media aritmética dos valores da lista dos índices, o EX8 utilizou como estratégia a seleção de um valor na posição central dessa lista, forçando os algoritmos evolutivos a encontrarem soluções com maiores valores nessa região que não é estável (devido à variação formal do projeto), e no EX9 foi escolhida aleatoriamente a sexta posição da lista de índices, evitando o primeiro valor que seria igual em ambos os experimentos, uma vez que sempre existirá algum ponto com zero de insolação. A adoção dessas três formas de avaliação surgiu do interesse de verificar quais delas é o processo mais eficiente para a obtenção da maior insolação na superfície do edifício, além daquela apresentada no Caso2 (definição volumétrica a partir da insolação).

A análise dos resultados ocorreu a partir dos três primeiros indivíduos obtidos em cada experimento, permitindo verificar se o comportamento se estendia para os outros indivíduos da geração, e possibilitando entender de maneira mais abrangente o comportamento do algoritmo evolutivo. Posteriormente foi realizada uma análise considerando apenas os melhores indivíduos de cada experimento, ou seja, aqueles que possuem o maior valor para o *fitness*.

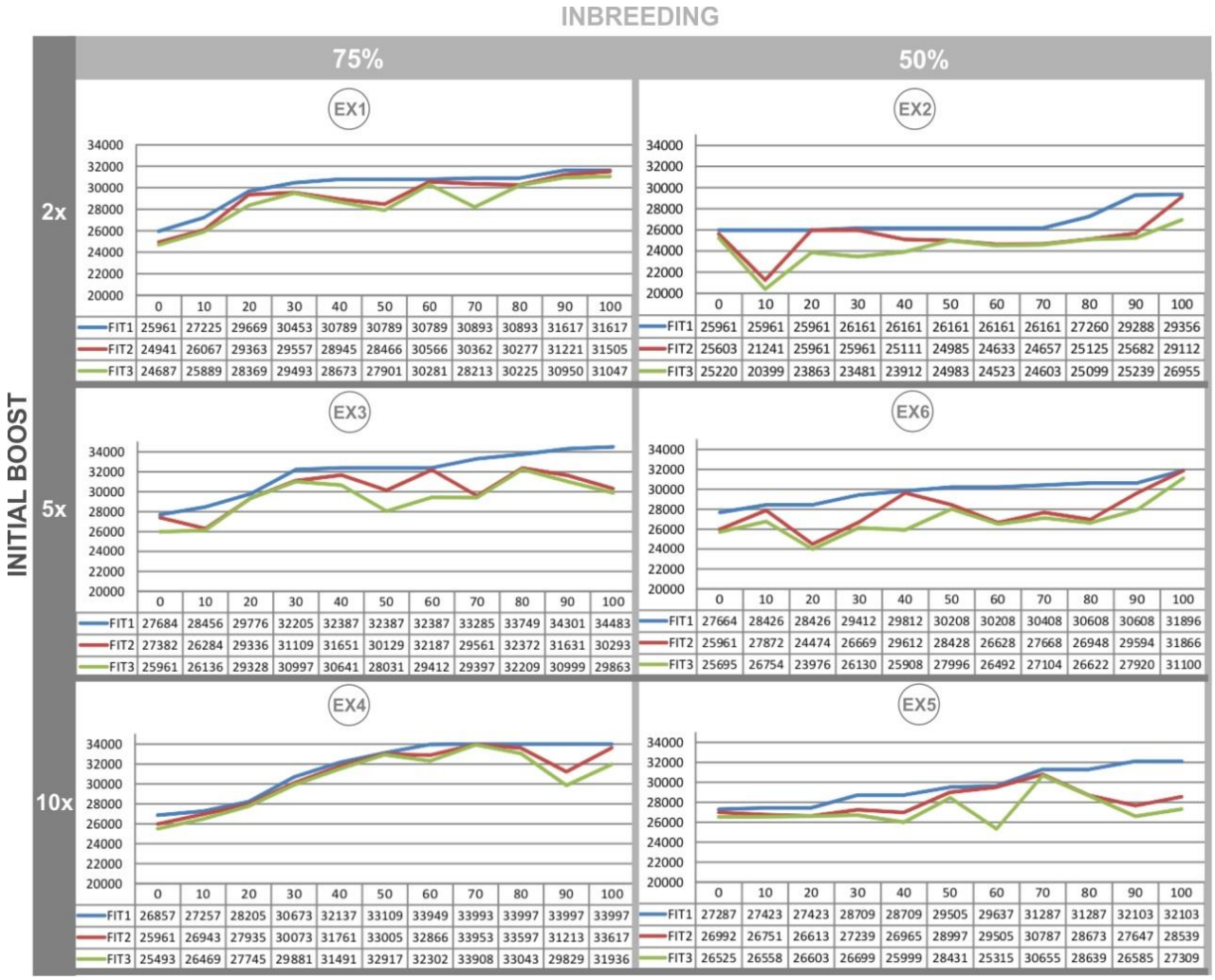
Resultados

Os resultados obtidos no primeiro grupo de experimentos (EX1, EX2, EX3, EX4, EX5 e EX6) demonstram uma constante evolução das possíveis soluções, embora durante a execução dos algoritmos evolutivos tivesse ocorrido algumas quedas no desempenho. Isso ocorre devido à possibilidade da geração de combinações genéticas menos favoráveis do que as anteriores, uma vez que o processo de cruzamento e mutação não garante a constante obtenção dos melhores indivíduos. Por isso, a função de avaliação precisa ser muito bem definida, garantindo aos

[17] Utilizando como equipamento um laptop do fabricante Dell™ modelo Inspiron 15R 5537A20, com processador Intel®Core™ i7, com 16GB de memória RAM do tipo DDR3, 1TB de disco rígido e placa de vídeo dedicada de 2GB.

algoritmos a possibilidade de retomada evolutiva através da avaliação e seleção. Como o objetivo nesse grupo foi o de verificar as diferentes configurações para os algoritmos evolutivos, a análise ocorreu a partir dos resultados obtidos nas gerações e entre os diferentes experimentos, adotando como referência os fatores que sofreram modificações, o *Initial Boost* e o *Inbreeding* (Figura 4.43).

Figura 4.43 – A evolução dos três primeiros indivíduos durante a execução dos algoritmos evolutivos em cada experimento e a cada dez gerações.



Fonte: elaboração própria.

A variação no fator de *Inbreeding* possibilitou constatar que o cruzamento entre indivíduos com menor grau de semelhança dificulta encontrar as soluções com o maior valor para o *fitness*. Isso ocorre porque os pares de indivíduos selecionados para serem cruzados possuem maior grau de diferenciação entre si, sendo gerada constantemente uma variedade genética,

dificultando a constância das estruturas genéticas favoráveis às soluções mais aptas. Embora a diversidade genética seja favorável, a permanência e a constância de certas estruturas são necessárias para que exista a hereditariedade e a evolução da espécie. Por isso, os experimentos EX2, EX6 e EX5, que utilizaram o valor de *Inbreeding* igual a 50% apresentaram resultados inferiores aos dos experimentos EX1, EX3 e EX4 respectivamente, onde foi empregada a taxa de 75% (Figura 4.43). O maior valor para a taxa de *Inbreeding* fez com que o algoritmo formasse pares para o cruzamento com indivíduos com maior grau de semelhança, fazendo com que as estruturas genéticas favoráveis às soluções mais aptas fossem transmitidas às gerações subsequentes, ou seja, aos seus herdeiros. Assim, ocorre a formação de uma espécie (especiação) que sofrerá cada vez mais o seu aprimoramento através de ajustes (recombinação e mutação) ao longo da execução do algoritmo evolutivo, sem a perda da estrutura genética principal. Isso é justificado pela Teoria Evolucionista, em que a evolução ocorre gradativamente e não em grandes saltos. Dessa forma, o *Inbreeding* pode estabelecer uma situação com características de endogamia ou de zoofilia, uma vez que está relacionado ao grau de semelhança entre os indivíduos que formarão os pares a serem cruzados, de maneira que os maiores valores conduzirão à primeira situação, enquanto que os mais baixos, pelo alto nível de diferenciação, conduzirão à segunda situação.

O *Initial Boost* cria uma situação favorável para a obtenção de bons resultados, pois ele corresponde a um fator que multiplica a quantidade de indivíduos da primeira geração do algoritmo evolutivo, gerando maior variedade genética no primeiro estágio do processo evolutivo. A princípio, essa diversidade genética na primeira geração contribui para a potencialização do algoritmo evolutivo, sendo gerados aleatoriamente indivíduos até atingir o número definido previamente para esta geração. A maior quantidade de indivíduos não significa que serão geradas soluções mais favoráveis, pois a quantidade não está diretamente relacionada à aptidão dessas soluções, apenas aumenta a probabilidade de serem geradas e encontradas.

Nos experimentos foram adotados os valores de duas vezes para o EX1 e EX2, cinco vezes para o EX3 e EX6, e dez vezes para o EX4 e EX5 (Quadro 4.1). Dessa forma, como todos os experimentos foram configurados para terem trinta indivíduos por geração, nos de *Initial boost* igual a dois a população inicial foi dobrada, passando a ter sessenta indivíduos. Os que foram configurados para cinco vezes apresentaram cento e cinquenta indivíduos, e os experimentos com fator de dez vezes tiveram trezentos indivíduos.

Quadro 4. 1– Valores adotados para o *Inbreeding* e *Initial Boost*.

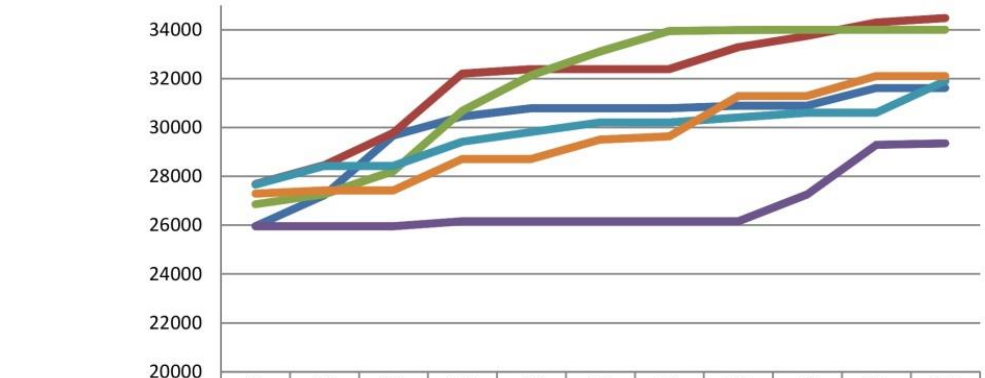
	EX1	EX2	EX3	EX4	EX5	EX6
Inbreeding	75%	50%	75%	75%	50%	50%
Initial Boost	2x	2x	5x	10x	10x	5x

Fonte: elaboração própria.

A comparação entre os resultados do EX1 e EX3 revela um aumento no valor do *fitness* de 9% no primeiro indivíduo, ocorrendo decréscimos nos outros, enquanto que no EX2 e EX6 chegou a ocorrer o aumento de 15% no terceiro indivíduo da última geração, sendo que os primeiros tiveram o acréscimo de aproximadamente 9%. Embora a análise em porcentagem dos resultados pareça favorável aos experimentos EX2 e EX6, que tiveram o *Inbreeding* de 50% e apresentam o valor de *fitness* de 29356 e 31896 respectivamente, é importante destacar que o EX1 e EX3 alcançaram os valores de 31617 e 34483, favorecendo os experimentos com 75% de *Inbreeding*.

Quando a comparação ocorre entre os experimentos EX6 e EX5, e entre os EX3 e EX4 os resultados também apresentam uma melhora, ou seja, aumenta o valor do *fitness*, ganho que poderia ser associado ao aumento do número de indivíduos da população inicial. Mas isto não é verdade, pois ao comparar os três valores de *fitness* da primeira geração (Figura 4.43) dos seis experimentos, verifica-se que os indivíduos obtidos nos EX3 e EX6 são os melhores, não determinando o melhor resultado final. Isto exemplifica a definição exposta anteriormente, de que a quantidade de indivíduos na primeira geração não possui relação direta com a melhor aptidão dos indivíduos, apenas aumenta probabilisticamente as chances de obtê-las. Se análise for restrita aos primeiros indivíduos com o melhor *fitness* de cada experimento, o aumento na população inicial contribuiu para a melhor evolução e obtenção de bons resultados, embora o EX3 tenha apresentado melhor rendimento que o EX4, como pode ser visto na figura abaixo.

Figura 4.44 – A evolução do primeiro melhor fitness dos experimentos a cada dez gerações.

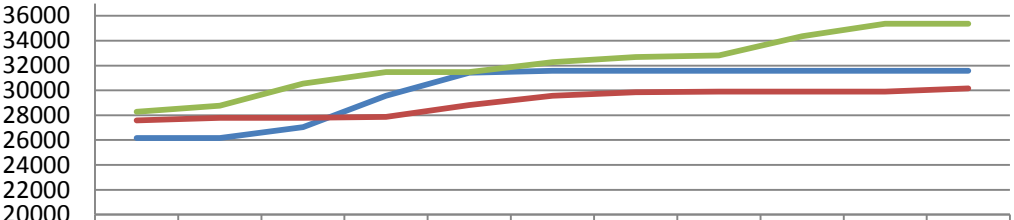


	0	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
EX1 IB=2x I=75%	25961	27225	29669	30453	30789	30789	30789	30893	30893	31617	31617
EX3a IB=5x =75%	27684	28456	29776	32205	32387	32387	32387	33285	33749	34301	34483
EX4a IB=10x I=75%	26857	27257	28205	30673	32137	33109	33949	33993	33997	33997	33997
EX2 IB=2x I=50%	25961	25961	25961	26161	26161	26161	26161	26161	27260	29288	29356
EX6 IB=5x I=50%	27664	28426	28426	29412	29812	30208	30208	30408	30608	30608	31896
EX5a IB=10x I=50%	27287	27423	27423	28709	28709	29505	29637	31287	31287	32103	32103

Fonte: elaboração própria.

O segundo grupo de experimentos não apresentou variações na configuração dos componentes dos algoritmos evolutivos, apenas a inserção de mais um critério na função de avaliação, sendo ele a maximização da insolação na superfície do edifício. O EX9 é o que apresentou o melhor valor de *fitness*, permitindo assumir que a sua estratégia foi a mais eficiente, sendo a menos eficiente a estratégia do EX8, que adotou a posição central da lista para a sua maximização (Figura 4.45).

Figura 4.45 – A evolução do primeiro melhor f itness dos experimentos a cada dez gerações..



	0	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
EX7	26178	26178	27032	29576	31422	31574	31574	31574	31574	31574	31574
EX8	27586	27802	27802	27872	28814	29564	29860	29892	29900	29900	30164
EX9	28280	28766	30556	31474	31474	32282	32694	32818	34370	35360	35360

Fonte: elaboração própria.

Ao analisar os experimentos a partir da média aritmética dos índices (Figura 4.46 [*a*]) o experimento EX9 também apresenta um resultado favorável, permitindo concluir que a maximização do valor na sexta posição da lista contribuiu para elevar todos os valores subsequentes. Embora o EX8 tivesse obtido o melhor desempenho com relação a sua estratégia (Figura 4.46 [*b*]), esta se reafirma como a menos eficiente, pois ao comparar a sua média e o índice inicial com os dos outros, percebe-se o baixo desempenho do EX8 (Figura 4.46 [a] e [*c*]).

Figura 4.46 – Comparação utilizando as três estratégias adotadas.

[*a*] Média dos Índices

	EX7	EX8	EX9
somatória	68121,96	65804,11	77230,03
células	287	299	321
média	237	220	241

[*b*] Valores na Posição Central

EX7	EX8	EX9
176,37	160,72	151,71
176,64	168,23	151,71
177,05	168,23	152,23
179,33	168,23	152,95
180,46	170,46	153,9
181,74	171,44	154,66
183,16	175,7	163,78
183,82	179,13	167,73
184,5	181,65	169,48
184,92	186,63	169,48
186,29	187,82	171,06
188,02	191,95	173,4
189,85	192,15	173,75
192,77	192,77	174,02
192,91	192,77	174,06
193,27	193,41	176,03
193,43	193,41	177,07
195,18	194,12	180,16

[*c*] Valores na Sexta Posição

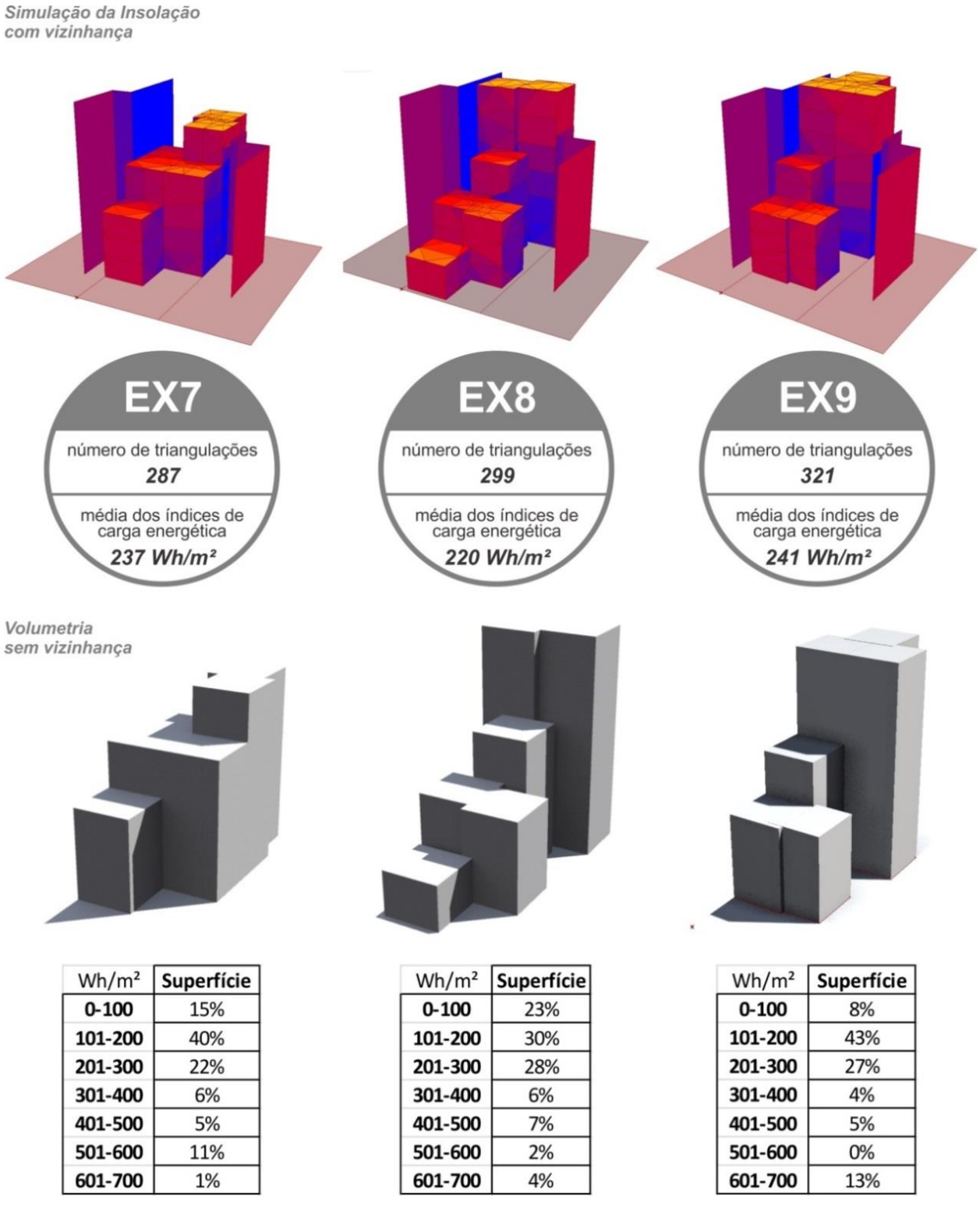
EX7	EX8	EX9
0	0	0
60,8	60,8	60,8
60,8	60,8	60,8
61,28	60,8	63,21
63,21	60,8	63,21
63,21	60,88	63,24
63,21	61,2	63,29
63,24	61,42	65,05
67,11	61,68	67,1
69,75	61,68	67,72
74,76	61,71	68,46

Fonte: elaboração própria.

Assim, a estratégia que adotou a obtenção de um maior valor na posição central da lista (Figura 4.46 [*b*]) não garantiu os melhores índices, uma vez que os iniciais são muito inferiores, gerando uma compensação entre os valores, situação que pode ser verificada na média dos índices (Figura 4.46 [*a*]).

A comparação entre as porcentagens das cargas energéticas sobre a superfície do edifício também favorece o EX9, apresentando 13% da sua superfície recebendo o maior índice de insolação. Mesmo que fosse adotada a somatória dos três últimos intervalos da carga energética (401-500, 501-600 e 601-700), ainda assim o EX9 seria superior aos outros, possuindo 18% contra os 13% do EX8 e 17% do EX7 (Figura 4.47). Dessa forma, ao avaliar os resultados obtidos nos três experimentos a partir das três estratégias, e a comparação entre os melhores *fitness*, o EX9 demonstra o melhor desempenho, permitindo assumir a sua estratégia como a mais adequada.

Figura 4.47 – Volumetria e os dados obtidos nos experimentos com a simulação da insolação.



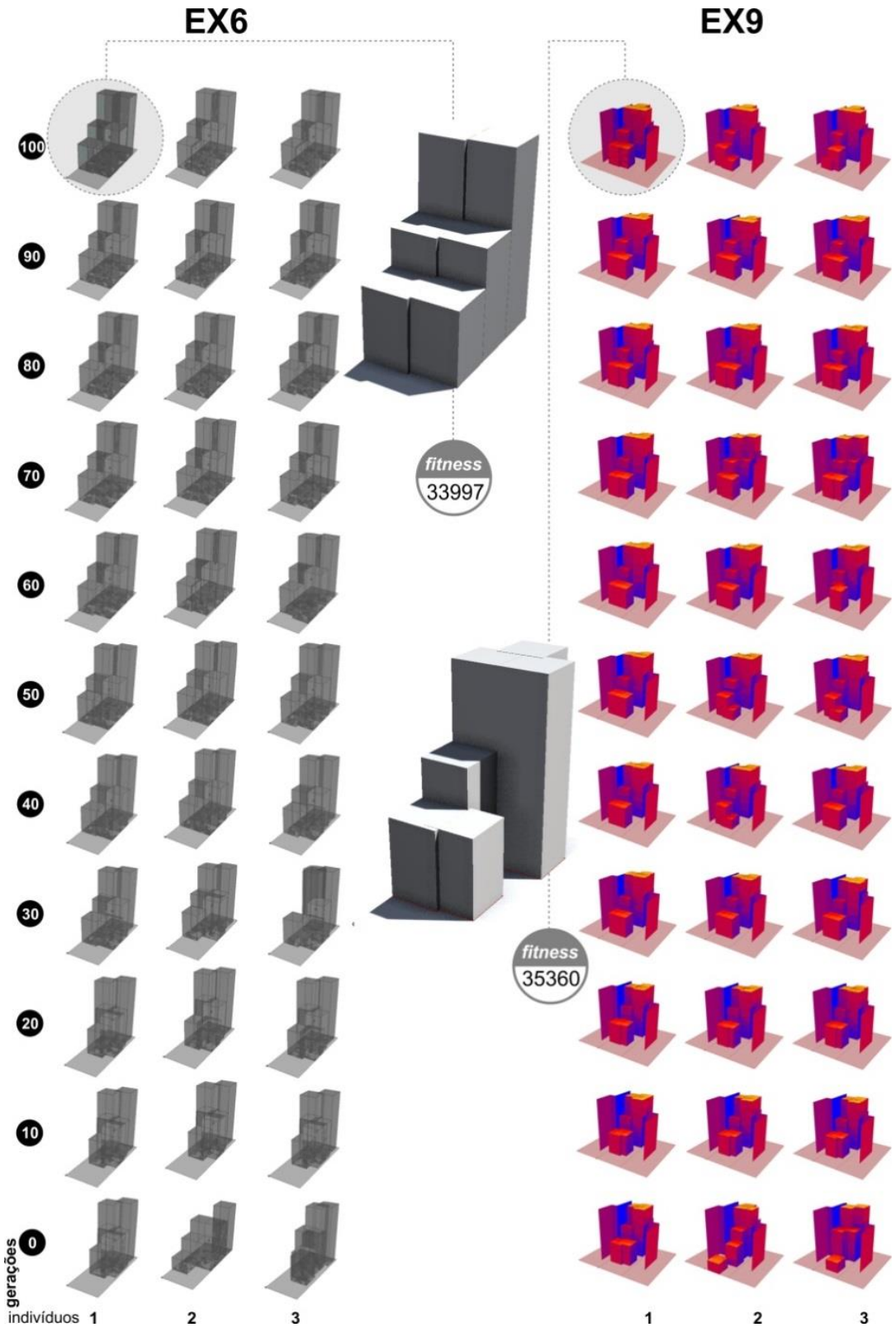
Wh/m²	Superfície
0-100	15%
101-200	40%
201-300	22%
301-400	6%
401-500	5%
501-600	11%
601-700	1%

Wh/m²	Superfície
0-100	23%
101-200	30%
201-300	28%
301-400	6%
401-500	7%
501-600	2%
601-700	4%

Wh/m²	Superfície
0-100	8%
101-200	43%
201-300	27%
301-400	4%
401-500	5%
501-600	0%
601-700	13%

Fonte: elaboração própria.

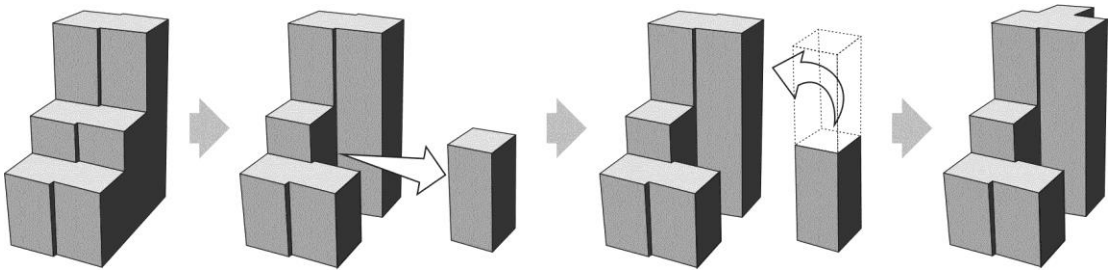
Figura 4.48 – Comparação entre os melhores resultados dos dois grupos de experimentos.



Fonte: elaboração própria.

A comparação entre os melhores experimentos de cada grupo, EX6 e EX9 (Figura 4.48), possibilita verificar como a modelagem maciça do primeiro foi redefinida a partir da influência solar sobre o volume. A criação de uma reentrância na sua lateral aumenta a área de incidência solar, sendo este vazio compensado por um volume maior na região posterior do edifício, onde a altura pode ser maior devido ao escalonamento, contribuindo para aumentar o volume total e a criação de mais superfície para o recebimento da insolação (Figura 4.49).

Figura 4.49 – Mudanças entre o EX6 e o EX9.



Fonte: elaboração própria.

Considerações

Durante o desenvolvimento dos experimentos deste caso foi possível identificar dois possíveis aspectos de implementação dos algoritmos evolutivos, o criativo e o de otimização. Embora esses algoritmos possuam como meta a otimização, a maneira como são definidas as restrições e a prioridade dada a cada uma os tornam mais flexíveis ou não. Em um aspecto criativo as exigências são mais flexíveis, relevando os valores obtidos e possibilitando escolher indivíduos de gerações anteriores, pois todas e qualquer solução obtida estará dentro de um intervalo que já satisfaça as exigências. Situação que ao envolver um processo de insolação já não é possível, pois é adotado um índice como referência, assumindo um caráter rigoroso quanto a eficiência e desempenho, aproximando da característica de otimização.

A comparação entre as melhores soluções obtidas em cada grupo permite verificar que a transformação ocorrida não favoreceu apenas a insolação, mas também contribuiu para a maximização do volume, reforçando ainda mais a característica dos algoritmos evolutivos de negociação entre os diferentes objetivos. Outra questão observada, e importante de ser

considerada, é a proximidade entre os valores de *fitness* obtidos entre os diferentes experimentos, dificultando algumas vezes a avaliação do desempenho do algoritmo evolutivo, como por exemplo, o EX3 e EX4. Isso pode ser atribuído à simplicidade do componente Galapagos, que não possibilita o controle refinado dos elementos que compõem os algoritmos evolutivos, tais como a taxa de mutação, a escolha de técnicas probabilísticas para a seleção dos indivíduos e a definição de uma estratégia evolutiva. Para tal, seria necessário por parte do projetista o conhecimento mais aprofundado sobre os algoritmos evolutivos e linguagem de programação, possibilitando a exploração mais efetiva do processo através de outros recursos que não o componente Galapagos. Mesmo com a utilização de uma ferramenta simplificada, os resultados obtidos foram positivos, pois a comparação entre os valores de *fitness* das gerações iniciais com os das finais sempre apresentaram um ganho (devido ao processo de maximização).

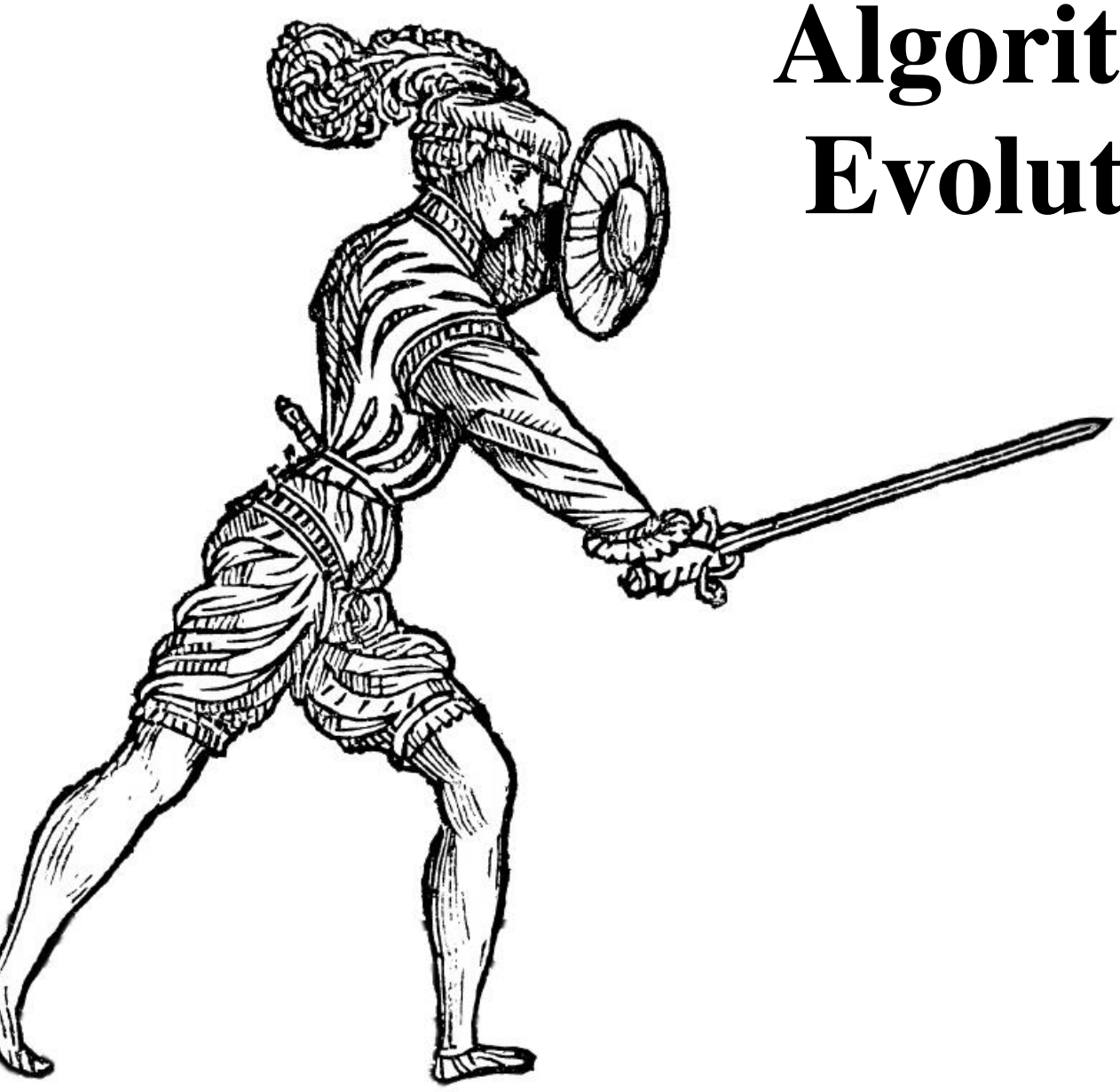
4.4 Considerações Gerais

A organização dos exemplos de casos conforme uma ordem progressiva de complexidade possibilitou verificar um reposicionamento na forma de manipulação dos algoritmos evolutivos, assim como na maneira de lidar e analisar os resultados. É nítida a transição do método de avaliação visual qualitativo para o numérico quantitativo, assumindo a evolução como um processo gradativo que necessita de um método preciso para a análise dos resultados. A implementação nos diferentes casos e experimentos possibilitou desenvolver uma postura generativa sobre o conhecimento, permitindo o aprimoramento na implementação e instigando a manipulação da sua potencialidade, revelando uma demanda que a ferramenta não foi capaz de suprir. Essa situação ficou evidente no último caso, pois ao manipular os experimentos, a fim de melhor compreender os componentes evolutivos, evidenciou a simplicidade e limitação da ferramenta. É importante ressaltar que essa característica apenas limita a manipulação e o controle dos algoritmos evolutivos, mas não os impossibilita de cumprir a sua função, obtendo resultados favoráveis por parte de um leigo. A evolução esteve presente em todos os experimentos, ora com resultados mais significativos, ora expressando uma variação mais sutil, mas sempre contribuindo para o aumento no valor do *fitness*. Sendo assim, como o propósito foi o de verificar a possibilidade de implementação desses algoritmos de maneira simplificada e

facilitada mediante os atuais recursos digitais, mesmo diante de algumas limitações, os ganhos obtidos já contribuem para o processo de projeto.

O processo de elaboração dos casos e a realização dos seus experimentos evidenciou uma nova postura por parte do projetista, que ao utilizar um sistema generativo cria possibilidades de executar diferentes experimentos. O processo de projeto pode assumir uma metodologia embasada em um método investigativo e exploratório, contribuindo para a geração de resultados mais eficientes e inusitados, desmistificando regras de boa conduta adotadas como padrão na solução de determinados problemas. A informação nesse processo sistematizado computacional assume um papel fundamental, de maneira que todas as operações lidam com valores numéricos, sendo imprescindível entender que esta é a matéria prima a ser manipulada. Agora, a análise comparativa entre dados e a manipulação de gráficos não estão restritas às fases intermediária ou final do processo de projeto, sendo transformadas em instrumentos no processo de concepção. O projetista não apenas modela formalmente, mas incorpora principalmente a gestão dos dados gerados a partir do modelo, manipulando e modelando essas informações. Diante disso, é necessário a incorporação de conhecimentos mais específicos a esse ambiente informacional, a exemplo da probabilidade e estatística, capacitando o projetista a realizar análises mais eficientes e sistematizadas. O projetista, ao utilizar o método heurístico de projeto, não gera a quantidade de soluções que um sistema gerativo é capaz de produzir, simplificando o seu processo muitas vezes a uma análise comparativa. Enquanto isso, o campo de soluções ao utilizar o sistema generativo pode assumir grandes dimensões, gerando grande quantidade de soluções que levarão a uma infinidade de dados, situação atípica para aquele arquiteto e urbanista que utiliza o método heurístico.

5.0 Avaliação Qualitativa da Aceitação dos Algoritmos Evolutivos



5.1 Workshops

Os workshops foram adotados como uma ferramenta para a verificação e validação do conteúdo teórico organizado a partir da pesquisa sobre o algoritmo evolutivo. O recorte realizado no conteúdo de áreas como biologia e ciência da computação abordou as terminologias, os conceitos e a estruturação dos mecanismos de buscas dos algoritmos evolutivos, sendo organizados de maneira simplificada para favorecer o seu entendimento pelos arquitetos e urbanistas. Esse conteúdo deveria oferecer o fácil entendimento do processo evolutivo, a capacidade de identificar os problemas de projeto que possibilitam a sua solução através deste método, a identificação dos elementos que irão compô-lo e a estruturação de um método de projeto evolutivo.

Os workshops também foram utilizados para a identificação de implementações que fossem diferentes daquelas apontadas nos exemplos de casos, enriquecendo assim a abordagem do uso dos algoritmos evolutivos como método de projeto. Além disso, as implementações realizadas pelos alunos possibilitou verificar a experiência obtida por cada equipe no processo de implementação dos algoritmos evolutivos, não sendo registrado todo o processo desenvolvido por cada uma delas, já que os algoritmos evolutivos possuem uma estrutura geral descrita em diferentes situações no capítulo “exemplos de casos”. Sendo assim, a relevância dos workshops está no entendimento da estrutura do mecanismo evolutivo, a sua possível implementação e a identificação de novos casos em que poderiam ser empregados.

5.1.1 Público-alvo

A definição do público-alvo ocorreu em função dos objetivos de verificar e avaliar a dificuldade de implementação dos algoritmos evolutivos por um público leigo no assunto. Por isso, foi fundamental que os alunos não apresentassem conhecimento sobre o método de projeto evolucionista e o domínio sobre uma ferramenta paramétrica, permitindo uma análise efetiva do conteúdo e da sua estruturação em diferentes fases de desenvolvimento do workshop.

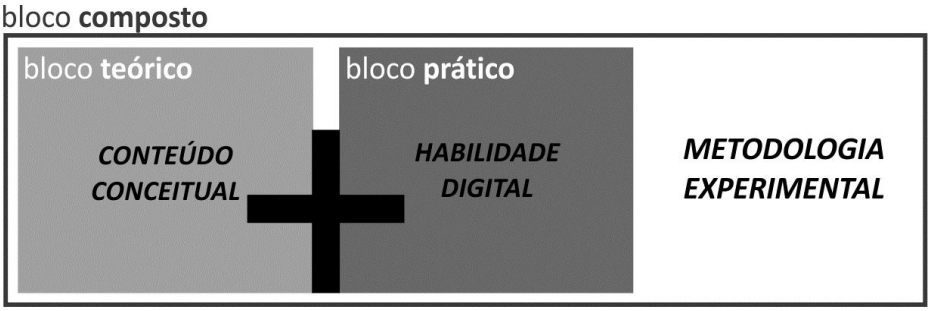
Para o maior controle e garantia da execução dos workshops e do perfil dos seus integrantes, foi escolhido o meio acadêmico como contexto para a sua aplicação, possuindo como público-alvo alunos universitários com diferentes níveis de formação (graduação e pós-

graduação), de áreas afins à arquitetura e urbanismo. Duas instituições demonstraram espontaneamente o interesse em realizar os workshops, uma vez que conheciam a pesquisa e tinham como objetivo introduzir o tema em suas linhas de pesquisa, sendo elas a UFSC (Universidade Federal de Santa Catarina) e a UFRGS (Universidade Federal do Rio Grande do Sul). O interesse surgiu em decorrência da instalação dos laboratórios de prototipagem rápida e de fabricação digital nessas instituições, cujos pesquisadores sentiram a necessidade de discutir os métodos de projeto sob a influência dos recursos digitais.

5.1.2 Método de ensino

O workshop foi organizado em três blocos (Figura 5.1) caracterizados conforme a natureza do conteúdo e da atividade, ou seja, o bloco teórico, o prático e o composto. O "bloco teórico" está relacionado com o conteúdo conceitual sobre o processo de projeto sistematizado, permitindo a sua contextualização histórica e a compreensão do desenvolvimento de um paradigma a partir do movimento *Design Methods* ocorrido na década de 1960. O conteúdo referente ao algoritmo evolutivo também fez parte desse bloco, sendo abordado o vocabulário, os conceitos, os elementos que o compõem e a sua estruturação. O "bloco prático" procurou desenvolver a habilidade digital, sendo constituído por exercícios práticos implementados em uma ferramenta paramétrica, permitindo aos alunos o reconhecimento da sua interface, dos comandos e da estruturação lógica necessária para a representação de uma ideia nesse meio digital. O "bloco composto" é o momento em que os alunos definiram uma metodologia experimental embasada no conteúdo apreendido no "bloco teórico" e no "bloco prático", desenvolvendo um projeto parametrizado.

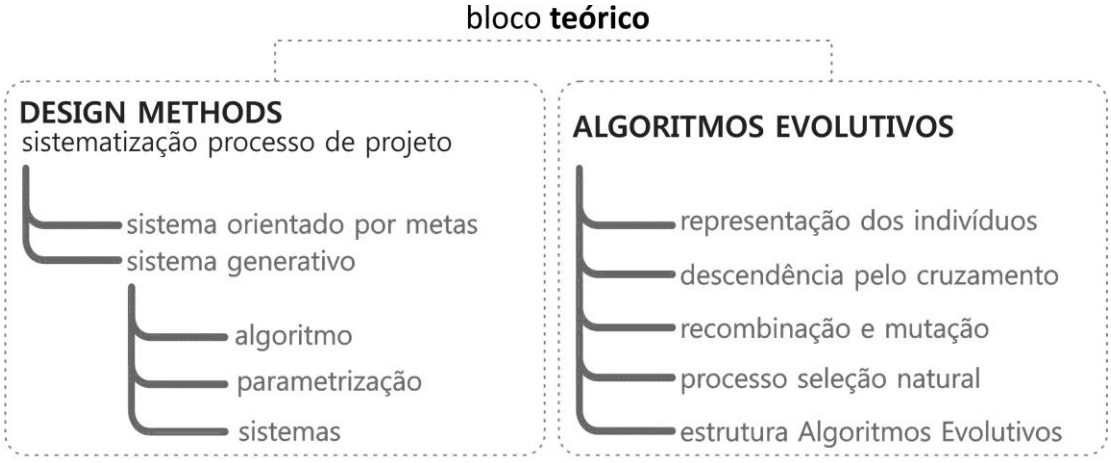
Figura 5.1 – Estrutura da metodologia em blocos



Fonte: elaboração própria.

A teoria apresentada no “bloco teórico” foi organizada em dois sub-blocos (Figura 5.2), um abordando a sistematização do processo de projeto e os sistemas generativos, e o outro possuindo o conteúdo específico sobre os algoritmos evolutivos. Dessa forma, os dois sub-blocos puderam oferecer maior flexibilidade à estruturação do método a ser aplicado em cada um dos workshops, permitindo verificar como o conteúdo sobre algoritmos evolutivos se articula com relação aos outros, e o que isso poderia influenciar no processo de apreensão do conteúdo.

Figura 5.2 - Estrutura em sub-blocos oferecendo flexibilidade à estruturação dos conteúdos



Fonte: elaboração própria.

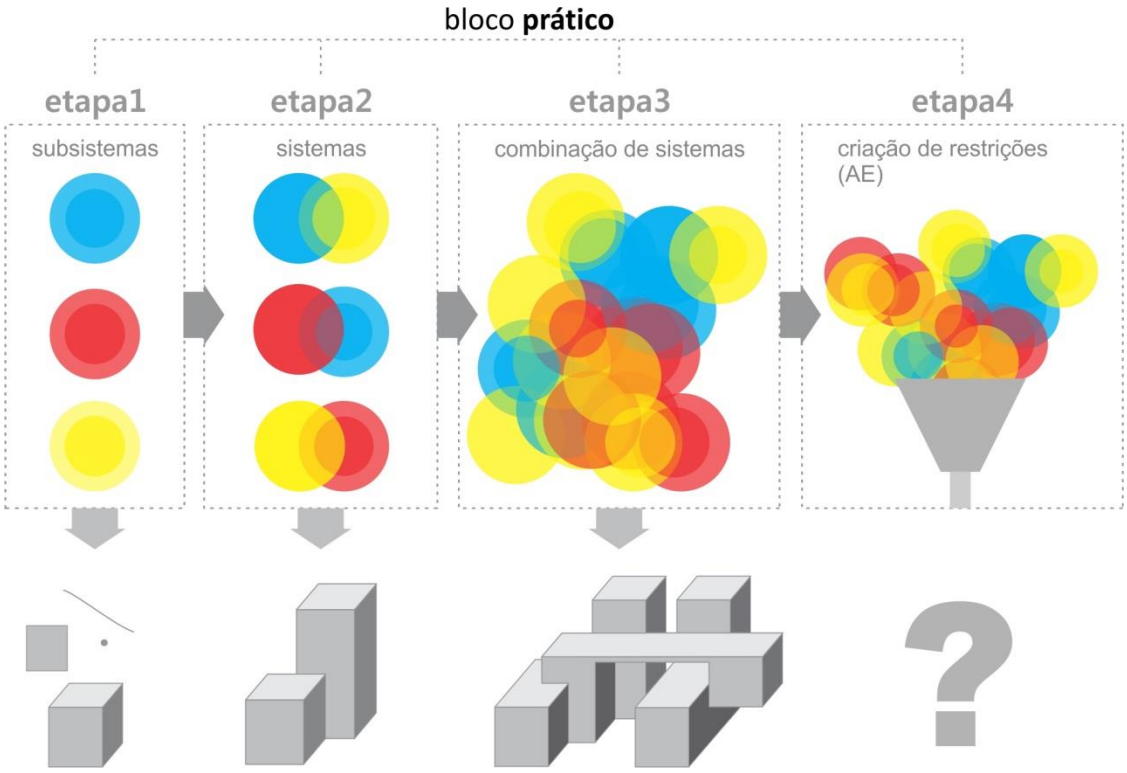
O sub-bloco sobre a sistematização do processo de projeto foi fundamental para posicionar os participantes frente a uma metodologia de projeto não baseada no processo heurístico, ou seja, na tentativa e erro. Dessa forma, os tópicos abordados pelo movimento *Design Methods,* como a ordenação, a clareza e o registro do processo de projeto foram enfatizados, permitindo iniciar a discussão sobre a estruturação lógica presente em um sistema orientado por metas (MITCHELL, 1975) e a definição dos sistemas generativos (FISCHER; HERR, 2006). A partir da formulação desse quadro teórico, os conceitos de algoritmo, parametrização e geração de sistemas, foram definidos como operações necessárias para a estruturação lógica do processo projetual, permitindo estabelecer uma relação direta com o uso da ferramenta paramétrica. O conceito de algoritmo foi baseado nas definições segundo Dietrich (1999), Linden (2008) e Terzidis (2009), autores de diferentes áreas, mas que abordam esse conceito, o do algoritmo como conjunto finito de regras ou operações. Para a parametrização

foram utilizados os autores Tierney (2007), Woodbury (2010) e os Oxman (2010), definindo-a como um sistema constituído por partes inter-relacionadas. Já o conceito de sistema foi fundamentado em Mitchel (2008), Johnson (2003) e Alexander (2013), sendo definido como um mecanismo constituído por múltiplos agentes com regras locais e que interagem de forma bem definida, resultando em um estado global.

O sub-bloco sobre os algoritmos evolutivos apresenta os principais conceitos envolvidos no processo evolutivo, como a representação das características do indivíduo através de um código genético semelhante ao DNA (BENTLEY, 1999; MITCHELL, 2008), a descendência obtida através do processo de cruzamento entre os indivíduos, a diversidade gerada a partir da recombinação e mutação genética (MICHALEWICZ, 1996; LINDEN, 2008; EIBEN; SMITH, 2010), os operadores de seleção que simula o processo de seleção natural na obtenção dos melhores indivíduos (KALLEL et al., 2001; FLOREANO; MATTIUSSI, 2008), a definição de espaço de soluções e os ótimos locais e globais, a estrutura geral de um algoritmo evolutivo e a sua implementação comparada ao processo de projeto de arquitetura (BENTLEY, 1999; GERO, 1999).

A ferramenta utilizada para a instrumentalização no "bloco prático" foi o *plugin* Grasshopper® para o software Rhinoceros®, pois a sua característica de editor gráfico de algoritmos facilita a programação através de componentes visuais. Além da sua popularidade, que possibilita aos alunos buscarem o aprimoramento através da investigação na internet, como o acesso aos tutoriais, arquivos de referências e blogs de discussão. O reconhecimento da interface do *plugin*, os seus comandos e o funcionamento foram realizados a partir do desenvolvimento de exercícios práticos. A cada exercício proposto foi aumentado o grau de dificuldade, sendo incorporadas diferentes situações que geraram complexidade ao sistema, permitindo a retomada do conteúdo teórico abordado inicialmente sobre a geração de sistemas. O processo de instrumentalização foi organizado em etapas, oferecendo flexibilidade à estruturação do método a ser aplicado em cada workshop, desde que respeitada a sequencia evolutiva quanto ao aumento da complexidade. Desse modo, o seu conteúdo foi distribuído em (1) reconhecimento dos componentes e operadores (subsistemas), (2) a criação de sistemas a partir da integração entre os componentes (sistemas), (3) a combinação entre os sistemas e (4) a criação de restrições para a avaliação e seleção dos melhores resultados (Figura 5.3).

Figura 5.3 – Instrumentalização com a ferramenta paramétrica organizado em sub-blocos



Fonte: elaboração própria.

A principal preocupação ao realizar os exercícios foi a de evidenciar a necessidade da estruturação clara e lógica do raciocínio, definindo um procedimento algorítmico capaz de descrever toda e qualquer ação necessária para a sua execução, definindo assim, o código no *plugin* Grasshopper®. Embora cada exercício explorasse a utilização de componentes específicos, após a sua execução, os alunos foram instigados a modificá-lo, adotando um procedimento exploratório diante da interface do *plugin*, permitindo o reconhecimento da lógica adotada para a distribuição das ferramentas (organizadas conforme as afinidades conceituais e de procedimentos).

A "etapa 1" do processo de instrumentalização ocorreu através da execução de exercícios que exploraram a criação e a edição de elementos básicos da geometria (pontos, linhas, planos e sólidos), facilitando o reconhecimento dos procedimentos a serem adotados por já fazerem parte do repertório dos participantes. Isso facilitou o entendimento de como o procedimento algorítmico é estruturado e codificado, possibilitando aos integrantes do workshop a realização de uma comparação entre o procedimento convencional e o sistematizado parametrizado. Na "etapa

2” foram iniciados exercícios que exigiram relações entre formas, integrando subsistemas e gerando uma composição parametrizada com ajuste automático do resultado, permitindo verificar a potencialidade do sistema, gerando novos resultados com a troca de apenas alguns valores sem a necessidade do redesenho. Na “etapa 3”, novos subsistemas foram adicionados aos exercícios das outras etapas, gerando complexidade e maior proximidade com as situações de projeto encontradas pelo arquiteto. Isso facilitou a abordagem na “etapa 4” sobre os algoritmos evolutivos, pois a partir de um sistema já estruturado, foram definidos quais elementos do código seriam os genes, ou características, que estariam compondo o cromossomo, e como seriam estruturadas as regras para o *fitness function*, permitindo a avaliação e seleção das soluções mais aptas.

Essa organização dos conteúdos em sub-blocos e os procedimentos operacionais em etapas facilitou o processo de avaliação dos workshops através da análise da produção dos alunos e as discussões durante as aulas, sendo possível identificar de maneira pontual as possíveis falhas, permitindo a avaliação do método e a sua reestruturação. Dessa forma, após a realização do primeiro workshop foi possível inverter a ordem e a aplicação de alguns conteúdos, alterando-os e gerando resultados completamente diferentes. Por isso, a estruturação do método para cada workshop será apresentada nos seus respectivos tópicos, apresentando as justificativas e as consequências do método empregado.

A didática utilizada nos workshops foi inspirada e estruturada a partir do conceito de pesquisa-ação proposto por Lewin (*apud* FRANCO, 2005), de maneira que os participantes atuem ativamente no processo de aprendizagem, contribuindo para a transformação do próprio método e do conhecimento em desenvolvimento. Assim, foi possível desenvolver um processo de reflexão-ação coletiva, sendo considerada a imprevisibilidade nas estratégias utilizadas, o que tornou necessário o constante remanejamento por parte do ministrante, assumindo constantemente os dois papéis, o do pesquisador professor e do participante, sempre mantendo o ritmo dos participantes (FRANCO, 2005).

Essa postura também foi adotada no desenvolvimento dos exercícios práticos, contribuindo para um processo de projeto caracterizado pela “reflexão em ação”. Segundo Schon (apud OXMAN, 2008), é um modelo que está embasado na interação do projetista com a representação do problema, e o projeto passa a ser caracterizado como um processo de recepção

(percepção), reflexão (interpretação) e reação (transformação). Dessa forma, não apenas o processo de projeto foi reavaliado, diante das questões sobre a sua sistematização, mas a relação do projetista com o problema também passou a ser repensada. Isso possibilitou aos alunos a definição de processos e estruturações do conhecimento, que a partir da necessidade de representação do problema de forma clara e sistematizada, contribuiu para o raciocínio visual e a interação com o processo de conceituação (OXAMAN, 1999).

As aulas foram expositivas dialógicas, estabelecendo uma relação de troca de conhecimento e experiências que direcionaram as atividades práticas que cada grupo desenvolveu como exercício prático, considerando, portanto, suas pesquisas em andamento ou situações já experimentadas e testadas com outros métodos, e que agora poderiam ser verificadas através do método evolucionista. Isso manteve o interesse dos participantes, a curiosidade diante da problematização (LOPES, 1991) e a constante participação, não apenas executando os exercícios, mas gerando discussões sobre diferentes possibilidades de implementação do método de projeto parametrizado evolutivo.

5.1.3 Desenvolvimento

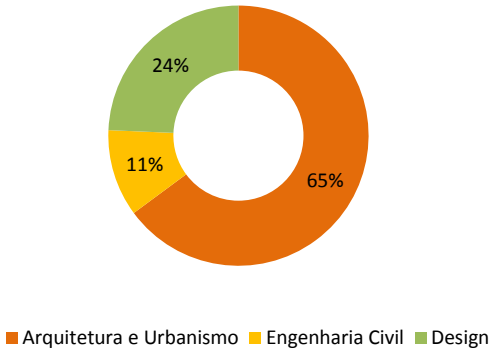
O workshop 1 e 2 apresentaram o mesmo conteúdo, mas foram aplicados com diferenças na estrutura da metodologia, sendo variada a ordem de apresentação e desenvolvimento dos sub-blocos, o que possibilitou a obtenção de diferentes resultados. Dessa forma, a seguir serão apresentadas as particularidades de cada um deles, como público-alvo, carga horária e a estruturação metodológica do conteúdo.

5.1.3.1 Workshop 1 – UFSC

O workshop 1 foi realizado na UFSC (Universidade Federal de Santa Catarina), na cidade de Florianópolis, pelo Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo, sendo ministrado no período de 13 a 15 de agosto de 2013, com carga horária de dezoito horas (Plano de ensino APÊNDICE F). O grupo foi constituído por alunos dos cursos de graduação em design, arquitetura e urbanismo, e engenharia civil (Figura 5.4), sendo os do programa de pós-graduação apenas do curso de arquitetura (Figura 5.5).

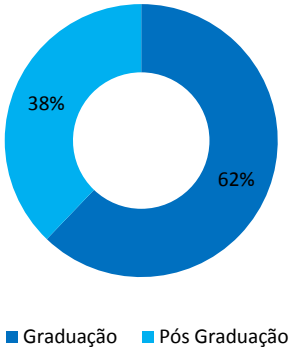
A heterogeneidade, embora composta por áreas afins, tornou o processo diversificado devido aos diferentes pontos de vistas que cada grupo assumiu diante do processo e da ferramenta paramétrica.

Figura 5. 4 - Número de participantes no workshop conforme o curso.



Fonte: elaboração própria.

Figura 5.5 - Número de participantes conforme o nível.



Fonte: elaboração própria.

A metodologia para este workshop foi estruturada de maneira a oferecer primeiramente o conteúdo teórico sobre a sistematização do processo de projeto e a instrumentalização com a ferramenta paramétrica, sendo realizados exercícios práticos para a introdução de comandos e reconhecimento da interface. Após o desenvolvimento desse conteúdo foi lançado o exercício final, sendo definido um problema, as variáveis, os procedimentos algorítmicos para a sua representação e o inicio da codificação no *plugin* Grasshopper®. A partir dessa fase foi introduzido o conteúdo sobre os algoritmos evolutivos, e realizados alguns exercícios práticos e de como ocorre a sua implementação no *plugin* através do componente Galapagos. Esses exercícios tiveram como objetivo apenas o de exemplificar a implementação, por isso apresentavam um nível de dificuldade simplificado, demonstrando como eram definidos o genótipo e as restrições, além da interpretação de cada item a ser configurado no componente Galapagos, conforme a teoria abordada sobre algoritmos evolutivos. Durante a execução desses exercícios, os alunos apresentaram um ótimo rendimento, participando ativamente na construção dos códigos e nas configurações do sistema. Ao utilizar o componente Galapagos os alunos puderam experimentar e constatar a simplicidade de implementação dos algoritmos evolutivos, ficando admirados, ao executar o código, com a sua velocidade e potencialidade na geração e busca pelo melhor resultado. Após essa experiência, foi retomado o projeto final, acreditando que

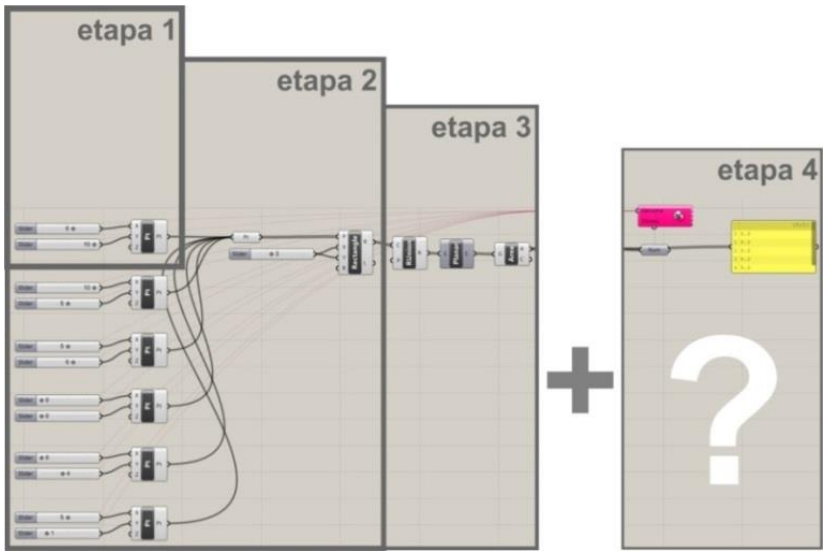
os alunos conseguiriam rapidamente identificar, ajustar e modelar os códigos que já estavam em desenvolvimento, inserindo a programação necessária para a implementação dos algoritmos evolutivos (Figura 5.6).

Figura 5.6 – A apresentação do sub-bloco Algoritmos Evolutivos como conteúdo a parte.

Fonte: elaboração própria.

Essa estrutura foi adotada por acreditar que a complexidade do processo (apreensão do conteúdo teórico e a criação dos códigos) seria diluída em duas etapas, pois a partir de um estudo de projeto já sistematizado e parametrizado computacionalmente no Grasshopper®, imaginou-se que a implementação dos algoritmos evolutivos ocorreria de forma simplificada. Embora esse raciocínio possa parecer prático e funcional, na verdade transformou-se em um problema, pois foram desenvolvidos projetos que não criavam uma situação propícia para a implementação dos algoritmos evolutivos, exigindo grandes modificações nos códigos, aumentando ainda mais a complexidade do processo. Isso de certa forma possibilitou verificar que os alunos entenderam o conceito e o objetivo dos algoritmos evolutivos, pois foram capazes de ao avaliarem os seus projetos verificarem que eles não apresentavam características para a sua implementação, ou que até mesmo eles não tinham sido formulados algoritmicamente de maneira a favorecer a sua implementação. Dessa forma, a maioria dos códigos desenvolvidos durante esse workshop apresentavam até a etapa 3 do processo de instrumentalização (Figura 5.7).

Figura 5.7 - Definição do código conforme as diferentes etapas.



Fonte: elaboração própria.

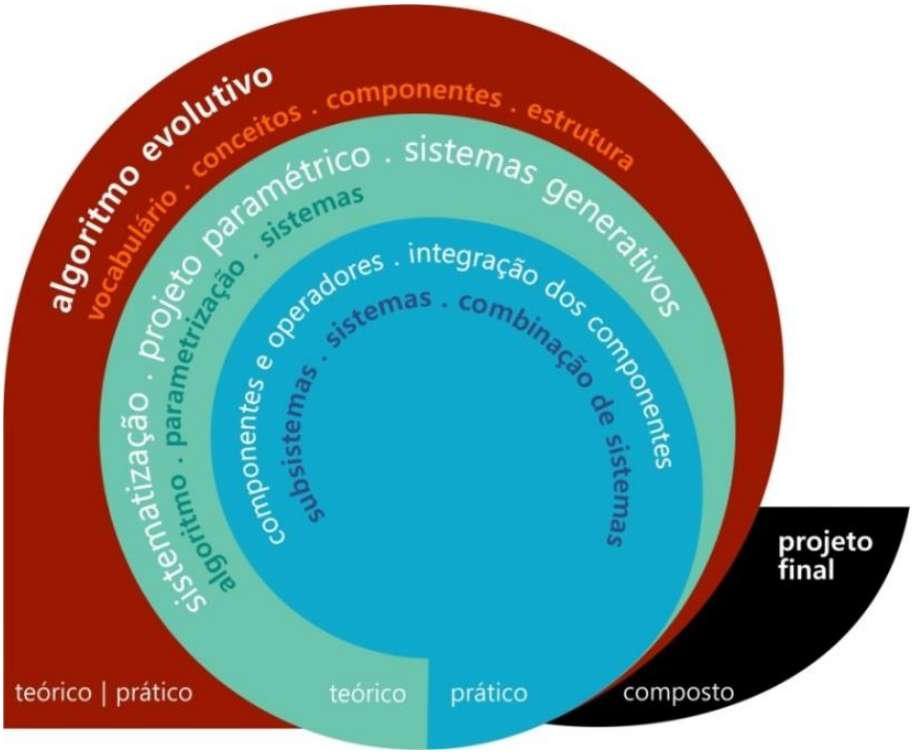
Assim, o que pode ser verificado foi que o entusiasmo em lidar com uma nova proposta de metodologia de projeto e uma ferramenta paramétrica dominou os ânimos dos alunos, de maneira que priorizaram a implementação parametrizada do projeto, mesmo após a abordagem sobre os algoritmos evolutivos, que ficaram em segundo plano.

5.1.3.2 Workshop 2 – UFRGS

O workshop 2 foi aplicado na UFRGS (Universidade Federal do Rio Grande do Sul), no Programa de Pós-Graduação em Design, como parte do conteúdo da disciplina "Fabricação como processo de projeto" com o objetivo de introduzir o processo parametrizado e a utilização do algoritmo evolutivo como método de otimização. O workshop foi ministrado no período de 7 a 11 de abril de 2014, com carga horária de trinta horas, contando com a presença de alunos da graduação, pós-graduação e professores (Plano de ensino APÊNDICE G). Dois alunos estavam matriculados oficialmente na disciplina, sendo exigido como forma de avaliação dos mesmos a sistematização e aplicação do conteúdo do workshop em um experimento prático que resultasse em um artigo para o congresso SIGRADI 2014. Devido à presença menos constante dos outros participantes, já que não existia uma obrigatoriedade por não estarem matriculados na disciplina, permitiu-se a realização de experimentações através de alguns exercícios e de reflexões sobre o processo paramétrico e a implementação dos algoritmos evolutivos.

Embora a estruturação do conteúdo teórico e os tópicos abordados tenham sido os mesmos do workshop 1 UFSC, a contextualização e os exemplos utilizados na fase de introdução ao projeto sistematizado e parametrizado foram embasados no algoritmo evolutivo. Isso refletiu nas discussões e no desenvolvimento das atividades práticas, sendo pensado o algoritmo evolutivo como um método associado ao sistema paramétrico, tornando-se uma possibilidade de extensão capaz de auxiliar na busca e seleção das soluções mais aptas deste sistema. Dessa forma, o sub-bloco dos algoritmos evolutivos foi desenvolvido juntamente com o sub-bloco sobre sistematização do processo de projeto, permitindo a integração do conteúdo, tornando-o um exemplo prático de método de projeto sistematizado e parametrizado (Figura 5.8).

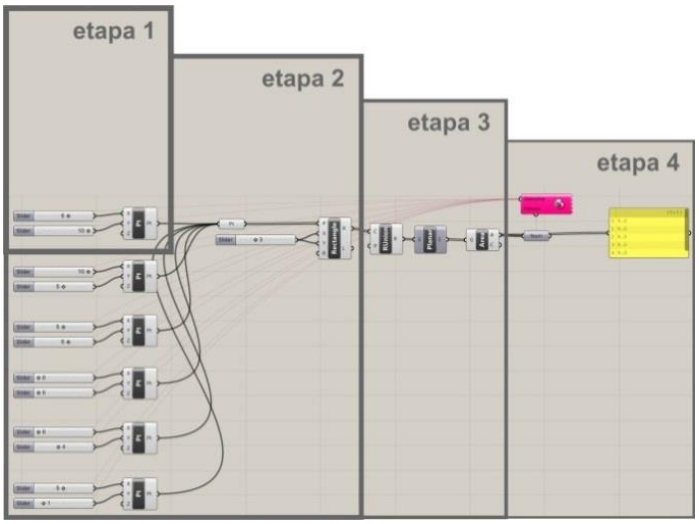
Figura 5.8 – Algoritmos Evolutivos como referência para a sistematização do processo de projeto



Fonte: elaboração própria.

A instrumentalização também acompanhou a lógica adotada para a fundamentação teórica, sendo os exemplos de códigos e os exercícios práticos embasados nos algoritmos evolutivos. Dessa forma, a definição do pensamento algorítmico e a estruturação de um código que permitiria a implementação dos algoritmos evolutivos foi construído gradativamente, partindo de uma estrutura simples até chegar à outra com maior complexidade, passando pelas quatro etapas (Figura 5.9) da instrumentalização.

Figura 5.9 - Definição do código conforme as diferentes etapas.



Fonte: elaboração própria.

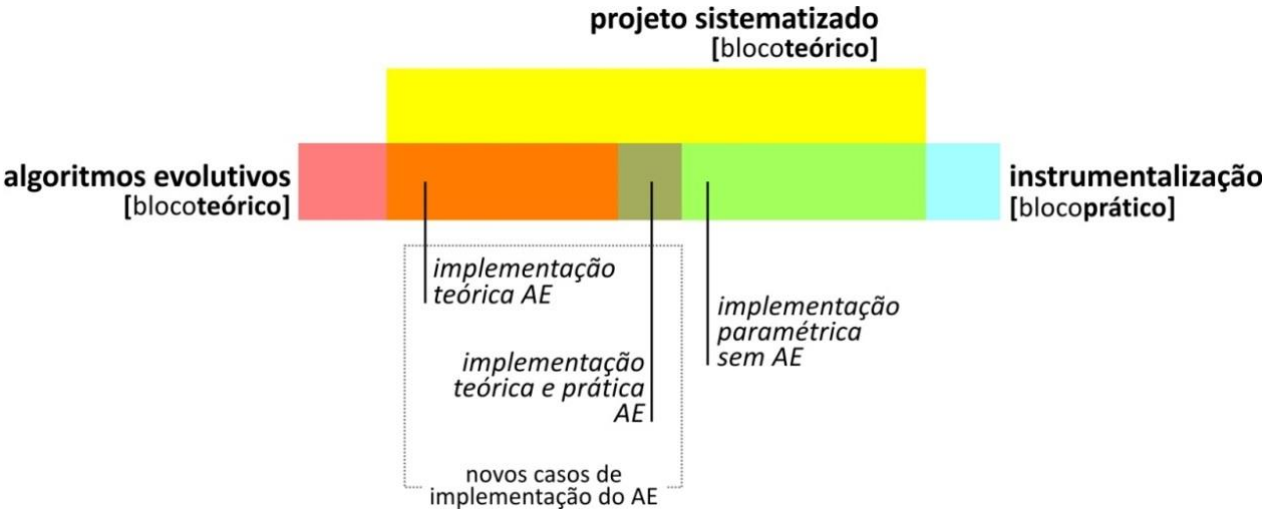
Durante a execução dos exercícios práticos os alunos não apresentaram dificuldades, e ao abordar a implementação dos algoritmos evolutivos com o componente *Galapagos*, os alunos também puderam experimentar e constatar a simplicidade de implementação dos algoritmos evolutivos, também ficaram admirados, assim como os alunos do workshop 1 – UFSC, com a potencialidade do método e da ferramenta. Somente após esses exercícios foi dado início ao desenvolvimento do projeto final, ou seja, da metodologia experimental.

5.1.4 Resultados

A princípio, os workshops tinham sido planejados para atingir dois objetivos, a obtenção de novos casos de uso dos algoritmos evolutivos e a sua implementação, mas em decorrência do desmembramento deste último foi possível identificar três tipos de resultados. Além da implementação prática dos algoritmos evolutivos através da ferramenta paramétrica, o que já era esperado, foram encontradas situações em que ocorreu apenas a sua implementação conceitual diante de um determinado problema de projeto. Sendo assim, essas duas abordagens foram adotadas no processo de avaliação dos resultados do workshop, pois conforme foi verificado, isso ocorreu devido à dificuldade de modelar parametricamente o problema, faltando habilidade no uso da ferramenta paramétrica. Além desses objetivos, também foi possível verificar a capacidade de manipulação da ferramenta paramétrica e da estruturação de um projeto

paramétrico (Figura 5.10), embora esses não fossem o enfoque da pesquisa, possibilitaram levantar uma hipótese sobre o processo de introdução aos algoritmos evolutivos.

Figura 5.10 – Resultados obtidos com o workshop

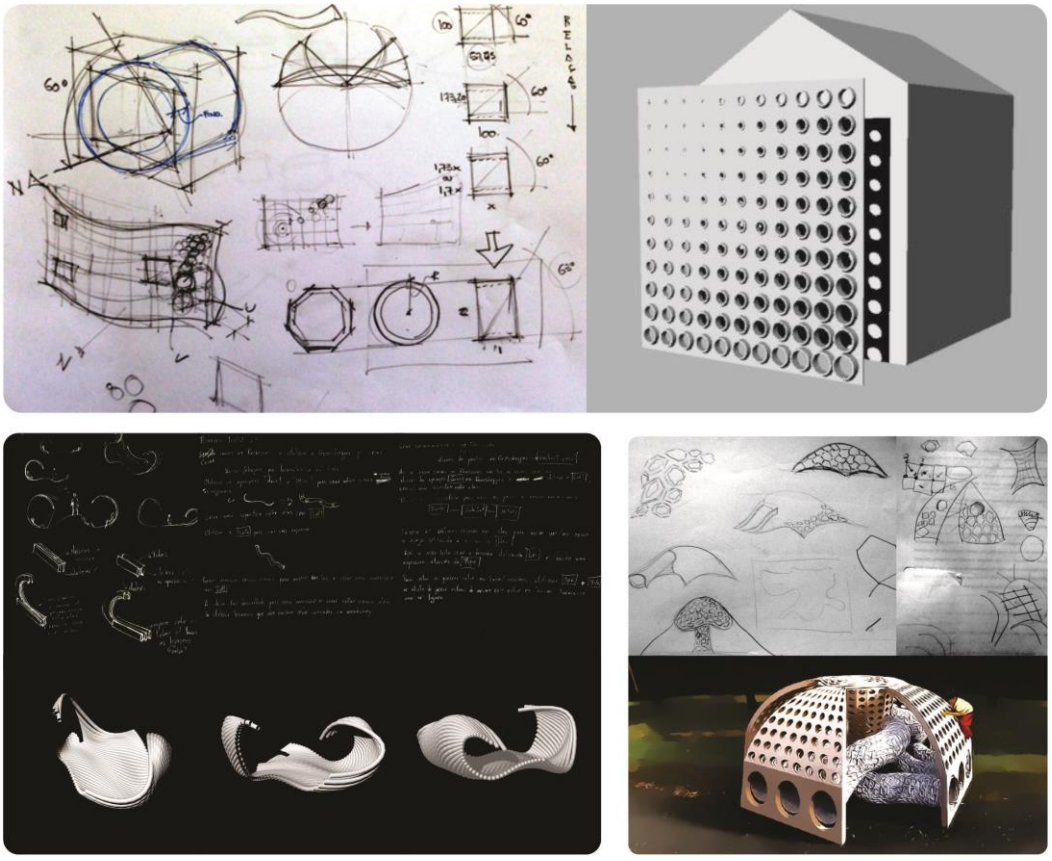


Fonte: elaboração própria.

5.1.4.1 Workshop 1 – UFSC

No decorrer do processo de desenvolvimento do workshop 1 - UFSC ficou nítida a influência da introdução teórica sobre sistematização do processo de projeto, pois os grupos adotaram uma postura diferenciada do processo convencional heurístico, definindo inicialmente um problema a ser solucionado, fazendo sua decomposição em sistemas e subsistemas, para assim começar a resolvê-lo. Foram criados croquis que auxiliaram na estruturação algorítmica do pensamento e na sua parametrização, possibilitando encontrar os possíveis procedimentos que poderiam ser adotados para a obtenção do resultado desejado, o que contribuiu significativamente para a posterior criação dos códigos (Figura 5.11). Isso demonstrou a assimilação do conceito de um projeto parametrizado, dos seus componentes e da sua estruturação.

Figura 5.11 - Exemplo de projetos parametrizados de três grupos do workshop 1, croquis dos procedimentos algorítmicos e o objeto final.



Fonte: Alunos do workshop 1 UFSC.

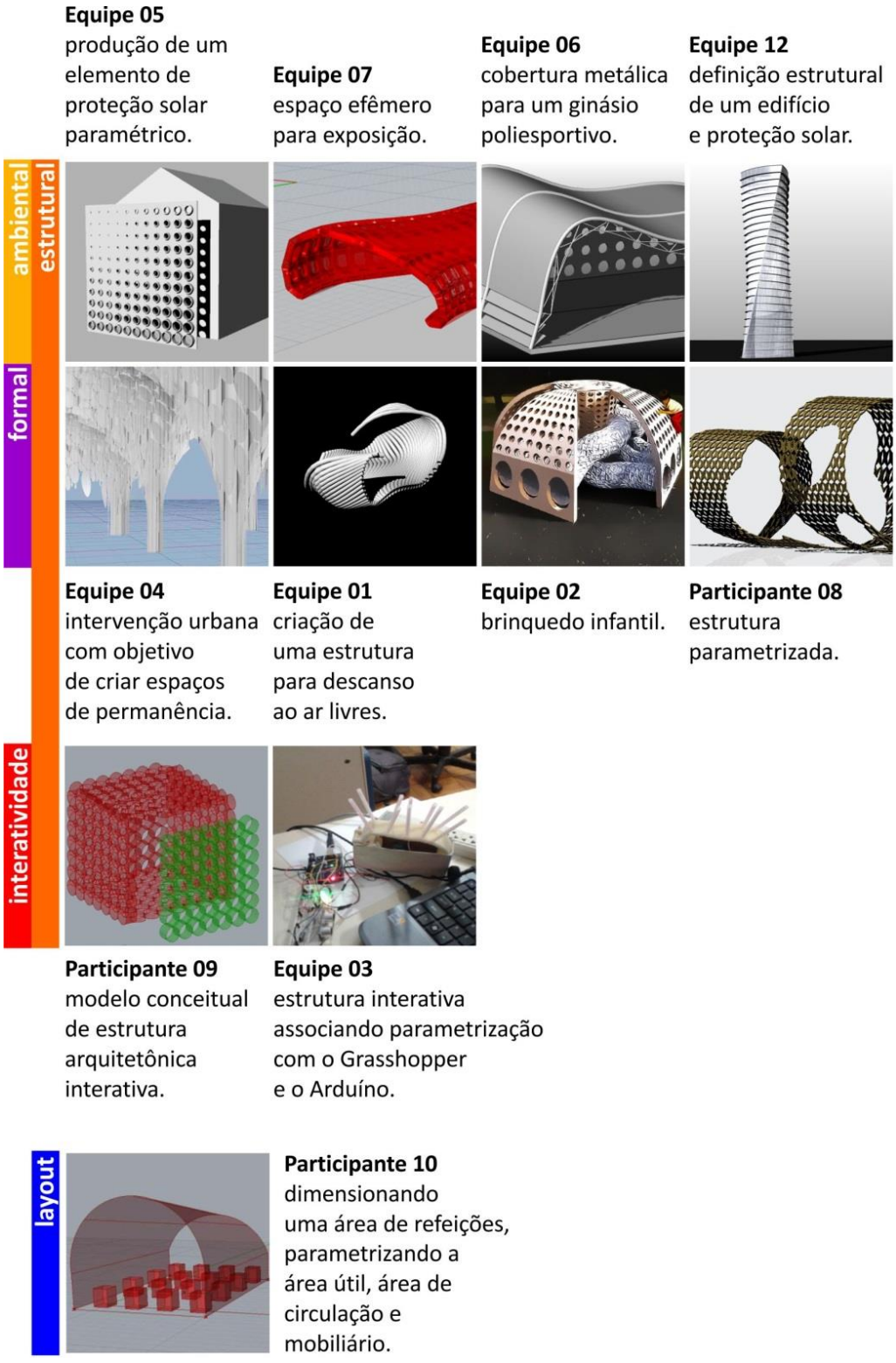
Os alunos conseguiram desenvolver seus projetos com certo grau de autonomia, realizando pesquisas na internet, consultando tutoriais e vídeos que os auxiliaram a resolver problemas pontuais e específicos à instrumentalização. A integração foi evidente entre o método de projeto utilizado e a ferramenta adotada, sendo estabelecida uma relação mútua que instigou os alunos constantemente a explorarem a potencialidade do processo, aumentando gradativamente a complexidade dos seus sistemas.

Embora os alunos apresentassem facilidade durante a execução dos exercícios práticos sobre a implementação dos algoritmos evolutivos utilizando o componente Galapagos, eles não sentiram segurança suficiente para utilizá-los no projeto final, preferindo apenas focar no processo parametrizado e no manuseio da ferramenta paramétrica. Isso ocorreu devido a dificuldade na modelagem do problema e das restrições devido a falta de domínio da ferramenta paramétrica, além da dificuldade de ajustar o código para a inserção dos componentes do sistema

evolutivo, uma vez que o projeto final já tinha sido iniciado. Dessa forma, foi possível verificar que mesmo diante da instrumentalização básica, a ferramenta ainda impunha certas limitações ao processo de expressão e representação das intenções durante o processo de projeto.

Mesmo não ocorrendo a implementação prática dos algoritmos evolutivos no projeto final, foi possível identificar juntamente com os alunos, através de uma discussão, a possibilidade de sua implementação em cada projeto (Figura 5.12). Isso demonstrou a existência de um entendimento sobre os conceitos e o mecanismo dos algoritmos evolutivos e como poderiam ser explorados em cada projeto, principalmente pelos alunos vinculados ao laboratório de conforto ambiental.

Figura 5.12 – Propostas projetuais dos alunos do workshop 1 e as possibilidades de implementação dos algoritmos evolutivos

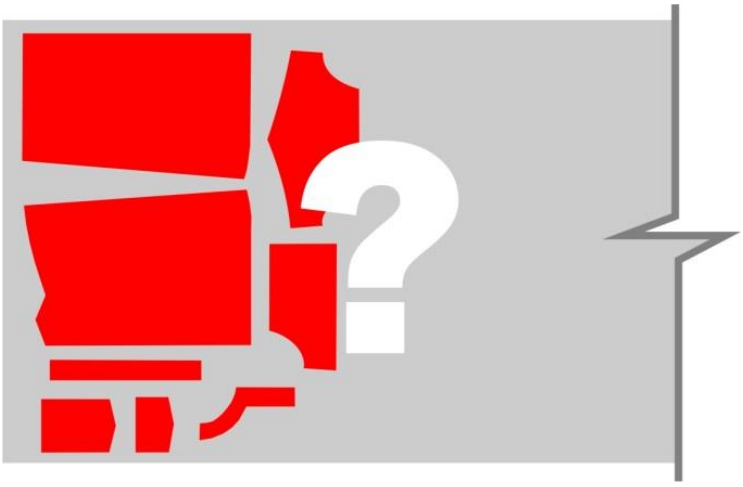


Fonte: elaboração própria.

5.1.4.2 Workshop 2 – UFRGS

Os resultados de implementação dos algoritmos evolutivos obtidos no workshop 2 - UFRGS podem ser enquadrados em duas categorias, a teórica e a prática. Na primeira, foram desenvolvidas discussões de possibilidades de implementação e a descrição algorítmica de como ocorreria a implementação, sendo definidas as variáveis, os componentes, as relações entre os subsistemas e os critérios para a seleção. A segunda categoria, a prática, resultou na implementação projetual efetiva através da ferramenta paramétrica. Diante das diferentes formações e áreas de pesquisa dos participantes foram apontadas várias possibilidades para a implementação do processo paramétrico e do método evolutivo. Algumas dessas situações foram colocadas pelo professor do Departamento de Expressão Gráfica e aluno do workshp, ao apresentar a pesquisa da sua orientanda de mestrado como um possível caso a ser solucionado com algoritmo evolutivo, abordando a distribuição otimizada (*nesting*) de moldes em tecido para a obtenção do seu melhor aproveitamento (Figura 5.13).

Figura 5.13 - Distribuição das peças no tecido.

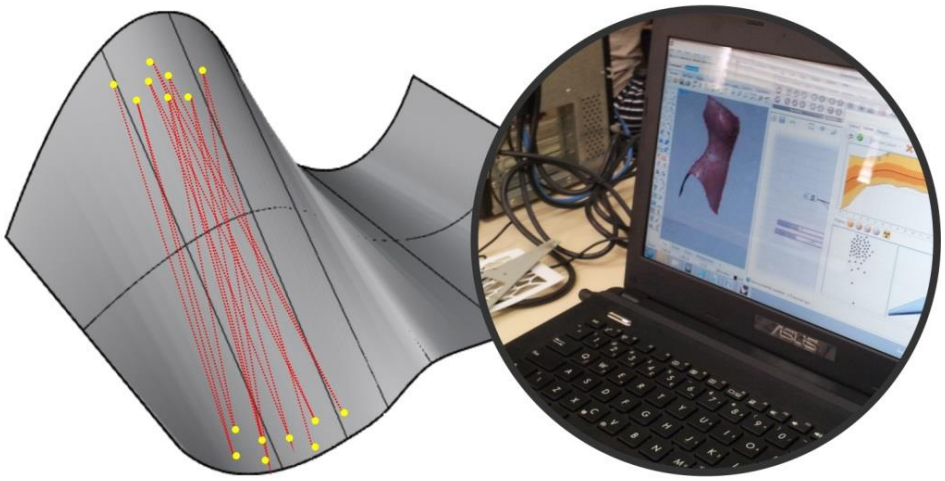


Fonte: elaboração própria.

Embora não seja um caso de arquitetura, é possível estabelecer uma analogia ao processo de implantação de edifícios em uma quadra. O importante é entender o problema em si e criar certo nível de abstração para que possa ser estabelecido um modelo conceitual para a solução de problemas com características semelhantes a essa, possibilitando a implementação em diferentes áreas e casos.

Outra situação foi apontada pelo professor do Departamento de Artes Visuais e também aluno do workshop, que identificou na sua pesquisa sobre escultura de torsos e o seu processo de planificação dos volumes um possível problema a ser solucionado com os algoritmos evolutivos. Neste caso, o objetivo era o de buscar a posição para determinados pontos em diferentes grupos distribuídos em uma superfície, apresentando a menor distância possível, sendo necessário um processo de busca através de constantes verificações e permutações até que fosse encontrada a solução ideal (Figura 5.14). Essa situação poderia ser comparada ao do "caixeiro viajante", exemplo muito utilizado na área da computação, e que explora os diferentes caminhos em busca do menor a ser percorrido entre as diferentes cidades. Na arquitetura poderíamos associar a uma situação de organização de layout, ou no urbanismo ao definir pontos para a distribuição dos equipamentos públicos em um loteamento, como parques, unidades básicas de saúde, escolas, postos policiais, etc.

Figura 5.14 - Distribuição dos pontos em regiões específicas com a menor distância entre os grupos.

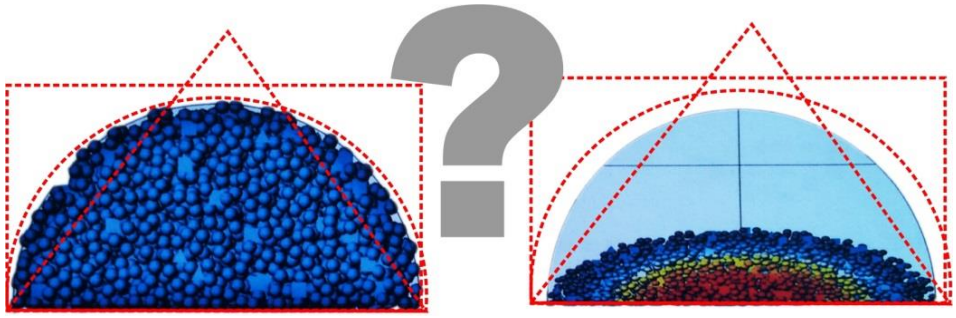


Fonte: elaboração própria.

Um mestrando do programa de pós-graduação da UFRGS também identificou uma possível aplicação na sua pesquisa sobre simulação do processo de compostagem utilizando o desenho paramétrico. A partir de uma simulação da compostagem, já modelada parametricamente por outro aluno que não fazia parte do workshop, seria possível associar os principais fatores como temperatura, pressão, oxigênio e umidade no processo de geração da forma da composteira. A interação entre esses fatores gera um ganho térmico e energético que pode ser potencializado de acordo com a forma da composteira. Dessa forma, os algoritmos evolutivos seriam utilizados

no processo de negociação entre aqueles fatores, a fim de se obter o maior ganho térmico sem prejudicar o resíduo gerado, e consequentemente, vincular a geração da forma a este processo. Assim, a forma seria apenas uma consequência de um processo de negociação entre os fatores e a potencialização térmica para a obtenção do maior grau de energia possível (Figura 5.15).

Figura 5.15 - Definição da forma da composteira conforme a relação entre fatores para a otimização da temperatura.



Fonte: elaboração própria.

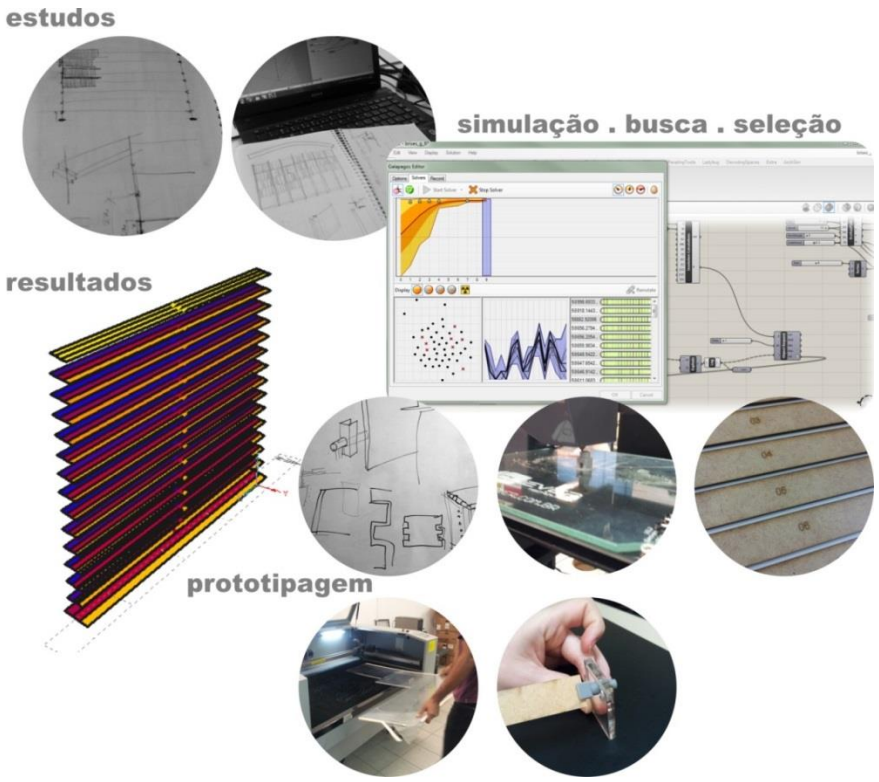
Esse caso permite fazer uma associação aos projetos de espaços performativos ou responsivos, que são definidos e reestruturados a partir de elementos arquitetônicos que se adequam ao desempenho ambiental ou as informações externas, buscando assim, a maior eficiência e o conforto para os usuários.

Embora esses três casos não tenham sido implementados completamente no *plugin* Grasshopper®, devido ao grau de complexidade de cada um deles, as tentativas obtidas foram válidas, pois esses participantes nunca haviam usado a ferramenta até o primeiro dia do workshop, quando ocorreu a introdução aos comandos do software. Ainda assim, a implementação conceitual demostrou o pleno entendimento por parte dos alunos sobre o método evolutivo, pois deixaram claro esse domínio ao descreverem algoritmicamente o processo, sendo definidos os componentes, o mecanismo de busca e os critérios para a seleção.

A implementação prática em uma situação de projeto foi desenvolvida apenas pelo grupo constituído pelos alunos regularmente matriculados na disciplina em que o workshop foi oferecido, sendo eles uma doutoranda da área de Arquitetura, a única do grupo que teve contato prévio com a ferramenta no período em que desenvolveu o seu mestrado, um doutorando da área de design, com experiência prática e pesquisa na área de softwares de modelagem para jogos, e aluna visitante também da área do design, do curso de graduação em design da London South Bank University, com experiência em Arduino. Os três alunos propuseram como exercício o

desenvolvimento de brises para a fachada do edifício da Faculdade de Engenharia da UFRGS, considerando o seu desempenho quanto à proteção solar, o conforto térmico natural e o controle de temperatura com baixo custo energético. O processo[18] desenvolvido pelos alunos ocorreu em três etapas: a primeira foi o processo de desenvolvimento do projeto e do código, sendo elaborados croquis a mão livre com o objetivo de resolver formalmente e identificar relações geométricas, definições matemáticas, enfim, a definição de diretrizes capazes de auxiliarem na construção do código; a segunda etapa foi a execução do algoritmo evolutivo para a busca das soluções ideais; e a terceira, o processo de prototipagem da melhor solução encontrada (Figura 5.16). O resultado encontrado foi satisfatório, pois ele apresentou uma solução formal diferenciada e não imaginada pelos participantes, o que permitiu verificar que o método não apenas contribuiu para encontrar um resultado eficiente quanto à otimização, mas também para a obtenção de resultados inesperados.

Figura 5.16 - Implementação completa pelos alunos matriculados.



Fonte: elaboração própria.

[18] Todo esse processo foi registrado no formato de um artigo e encaminhado para a aprovação pelo comitê do congresso do SIGRADI (Sociedade Ibero-americana de Gráfica Digital) 2014.

5.1.5 Considerações sobre os workshops

A utilização do algoritmo evolutivo não como um tópico isolado, mas como uma forma de contextualização para a discussão sobre o projeto sistematizado e parametrizado, mostrou ter um maior impacto sobre os participantes dos workshops. Esse método possibilitou que os participantes do workshop 2 - UFRGS incorporassem a lógica do processo de projeto sistematizado através de um método evolutivo, fazendo com que eles estruturassem o seu processo de projeto inspirados nos componentes e mecanismos evolutivos desde a fase inicial. Isso facilitou o processo de implementação dos algoritmos evolutivos, pois a compreensão e decomposição do problema a ser solucionado, a sua estruturação algorítmica e a definição do sistema generativo puderam ser definidos considerando a estrutura evolutiva. Dessa forma, como o enfoque nesse workshop foi o processo evolutivo, todos os participantes apresentaram ao menos uma implementação conceitual, sendo realizada a descrição detalhada dos componentes e dos procedimentos algorítmicos de todo o processo. A implementação prática ficou prejudicada devido à complexidade dos problemas abordados, que exigiam um maior domínio sobre a ferramenta paramétrica.

O workshop 1 – UFSC apresentou uma produção mais restrita à utilização da ferramenta paramétrica sem a implementação prática dos algoritmos evolutivos, pois a maneira como foi realizada a modelagem e a representação do problema não favoreceram a sua implementação. Isso ocorreu pela falta de conhecimento prévio de como funcionam os algoritmos evolutivos por parte dos alunos, não favorecendo a definição de possíveis relações entre as variáveis do sistema desde a fase inicial do processo de projeto. Outro ponto importante que prejudicou a implementação foi o desenvolvimento de sistemas abrangentes, em vez da criação de subsistemas capazes de auxiliarem no controle do campo de soluções, que poderia ser realizado através das diferentes restrições que compõem o processo de seleção do sistema evolutivo. Desta forma, os algoritmos evolutivos foram abordados de maneira conceitual, sendo verificadas as possibilidades de implementação conforme a particularidade de cada projeto, mas sem uma descrição detalhada de todo o processo.

Assim, foi verificado através dos participantes dos dois workshops que não existe dificuldade no entendimento sobre o processo evolutivo como método de projeto, mas sim no domínio de uma ferramenta e de uma linguagem de programação que possibilita a modelagem e a

representação do processo de projeto. Quando ocorreram as implementações dos algoritmos evolutivos de maneira simplificada nos exercícios práticos, os resultados obtidos foram muito positivos, sendo encontrada a dificuldade na implementação no projeto final, onde a complexidade da programação era maior. Isso ficou evidente ao verificar que a única implementação completa tinha sido realizada por um grupo do workshop 2 – UFRGS, no qual uma integrante já conhecia a ferramenta. É preciso destacar que todos os integrantes tinham interesse em implementar o método em suas pesquisas, mas que diante da complexidade que elas apresentavam, a falta de domínio da ferramenta tornou-se um fator limitador no processo de implementação, uma vez que as dificuldades estavam na modelagem e representação através da programação de um código, e não na estruturação e implementação do método evolutivo. Este foi realizado positivamente, sendo detalhado algoritmicamente todo o processo como se fosse um esboço para a implementação prática.

Portanto, a partir dessa experiência, foi definida a hipótese de que a abordagem de métodos baseados em um sistema paramétrico generativo necessita de um conteúdo de base para que ocorra a sua implementação. Segundo Fischer e Herr (2001), o ensino do projeto generativo deveria conter no seu currículo a introdução às ferramentas generativas, sistemas emergentes, gramáticas generativas, além de algoritmos de crescimento e de reprodução (evolutivos). Além disso, nesse processo, os alunos precisam assumir a postura do aprendizado generativo, de maneira que a informação é transformada de acordo com as suas expectativas e necessidades pessoais, buscando e adequando as informações relevantes ao seu ponto de vista para suprir suas necessidades e intenções. Segundo DeLanda (2002), a fusão e a exploração de diferentes áreas do conhecimento pelos arquitetos eram de se esperar, fazendo com que os mesmos fugissem da postura de meros exploradores informáticos, para exploradores de outros conhecimentos capazes de instrumentalizá-los. A metodologia embasada na computação evolutiva é um exemplo, que utiliza os algoritmos evolutivos como meio de geração de alternativas, potencializando as principais características da ferramenta computacional. Dessa forma, ficou claro através dos workshops que o domínio sobre o conteúdo teórico, a sua implementação conceitual e até mesmo a prática, de maneira simplificada, não apresenta dificuldades, mas necessita que os usuários possuam uma maior vivência e experiência com a ferramenta paramétrica, ampliando a sua capacidade de expressar o seu raciocínio através de códigos, oferecendo-lhes maior liberdade de expressão, controle e manipulação das ferramentas. Para isso, é necessário que os projetistas

utilizem os scripts como forma de expressão e representação, modelando o seu processo de projeto.

5.2 Entrevistas

Através dos workshops foi possível perceber que o sistema generativo e o método evolutivo foram capazes de instigar os projetistas, oferecendo uma alternativa ao processo tradicional heurístico amplamente utilizado no meio acadêmico e profissional. Essa reação já era esperada, pois um dos critérios para a participação nos workshops era o não conhecimento prévio dos conceitos e do método abordado. Dessa forma, com o objetivo de diversificar a coleta de opiniões, foram realizadas entrevistas com alguns estudantes pesquisadores brasileiros que utilizaram o método evolutivo em algum dos seus experimentos. Isso permitiu registrar a vivência que cada estudante pesquisador desenvolveu com o processo, variando conforme o contexto de cada pesquisa, o tempo dedicado e o conteúdo téorico explorado.

O objetivo deste levantamento não foi definir um quadro estatístico, mas sim, o de verificar as informações e identificar as opiniões que os entrevistados possuem sobre o método. O tipo de entrevista adotado foi a padronizada, sendo orientada por um roteiro previamente estabelecido e composto por perguntas predeterminadas (APÊNDICE H). Assim, foi possível realizar uma avaliação comparativa entre as opiniões dos entrevistados, levando em consideração os diferentes estágios de formação e objetivos das pesquisas. A entrevista foi composta por dez questões que abordaram o objetivo do projeto, a utilização do sistema paramétrico, a utilização do algoritmo genético (em que momento do processo foi inserido, o conhecimento sobre a sua fundamentação, quais as características e restrições foram adotadas e qual foi o principal aspecto explorado – otimização ou criativo) e o uso do componente *Galapagos* do Grasshopper®.

Foram entrevistados dois alunos da graduação - um da Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP) e outro da Universidade Federal do Ceará (UFC), dois mestrandos da UNICAMP e dois da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), e uma doutoranda da Universidade de São Paulo (USP). A seguir é apresentado um quadro (Quadro 5.1) com as respostas simplificadas de todos os entrevistados, auxiliando na interpretação das suas respostas sobre a utilização do sistema generativo evolutivo.

Quadro 5. 1 – Respostas simplificadas dos entrevistados.

Graduação		Mestrado				Doutorado
UNICAMP	UFC	UNICAMP	UNICAMP	UFRGS	UFRGS	USP
objetivo do projeto						
cobertura	definição formal de sacadas	elemento para proteção solar de fachada	estudo de implantação sobre adensamento populacional	controle geométrico da forma deacordo com a incidência solar	controle geométrico da forma deacordo com a incidência solar	desempenho ambiental e geração da forma
desenvolvido parametricamente?						
sim	sim	sim	sim	sim	sim	sim
por que optou pelo paramétrico?						
atualização automática das peças conforme são variados os parâmetros	Adaptação do modelo computacional e o gerenciamento da sua complexidade	estabelecer relações entre grandezas (temperatura, iluminação e geometria)	devido ao grande número de variáveis envolvidas e relacionadas entre si	devido à relação interdependente entre as variáveis do problema	devido à relação entre as variáveis	por acreditar que os critérios de desempenho ambiental poderiam nortear o projeto
qual o momento inserção do algoritmo genético?						
inicial e finalização	inicial	inicial	inicial	inicial	inicial	não foi inserido, apenas proposto
apresentava conhecimento prévio sobre algoritmo genético?						
não	sim	sim	não	sim	não	sim
o conhecimento prévio sobre algoritmo genético poderia ter ajudado?						
sim	-	-	sim	-	-	-
a configuração padrão do componente Galapagos foi alterada?						
sim	não	sim	sim	sim	não	-
quais as variáveis (V) e as restrições (R)?						
V = rotação, escala e aberturas R = minimizar ganho térmico	V = vetores definidores das curvas R = área da sacada	V = posição, diâmetro e conexões R = maximizar sombra	V = relação entre cheios e vazios, funcionalidade e espaços públicos R = densidade populacional	V = ângulo de rotação e o valor para translação R = valores de radiação incidene nas superfícies	V = ângulo de rotação e o valor para translação R = valores de radiação incidene nas superfícies	-
foi adotado o caráter de otimização ou exploração criativa?						
otimização	otimização	otimização	otimização	otimização	otimização e criação	seria otimização e criação
existiria solução sem o uso do algoritmo genético?						
sim, mas a quantidade de opções e variáveis exigiriam alta demanda de tempo	sim, pois era apenas uma questão formal, mas sem o seu uso não seria “tão divertido”	sim, mas com soluções muito menos diversas e com alta demanda de tempo	sim, utilizando a experiência profissional, mas o ponto positivo foi a geração de famílias de soluções (variedade)	sim, mas o processo seria muito laborioso e demorado, tornando-o ineficiente	não, porque esse método é fundamental para a busca de um conjunto de soluções	sim, mas não exploraríamos o seu potencial de gerações de opções

Fonte: elaboração própria.

De uma maneira geral, a comparação entre as respostas revela a influência do algoritmo genético direta ou indiretamente no resultado formal, sendo sempre adotado um dos critérios do projeto como referência para a otimização, a exemplo do desempenho ambiental, adensamento populacional ou área. Este posicionamento foi assumido quando os entrevistados responderam que o principal caráter adotado para os algoritmos foi o da otimização, e não o da exploração criativa, permitindo uma reflexão sobre essas respostas a partir de duas questões:

1. Se o algoritmo genético não apresentou o aspecto de exploração criativa, porque justificaram a sua utilização como uma possibilidade de gerar soluções variadas ou um conjunto de soluções?
2. A obtenção de resultados a partir de um método de otimização não pode ser reconhecido como um processo de exploração criativa?

O conflito apresentado na primeira questão pode estar relacionado com os conceitos que cada pesquisador possui sobre os métodos exploratórios e o de criatividade, pois diante de um método sistematizado implementado computacionalmente é necessário revisar tais conceitos. Por isso, esses conceitos foram definidos na fundamentação teórica sob o contexto de um método computacional. Como exemplo é possível retomar o conceito de criatividade definido por Gero (1996), que o relaciona com o processo de geração dos resultados, onde a utilização de um método de exploração intensiva das possibilidades de solução do problema auxilia na obtenção de resultados não esperados pelo projetista, fugindo dos seus pradrões pré-definidos. Essa ideia assemelha-se à reflexão realizada por Terzidis (2003), que discorre sobre a criação de algoritmos com estratégias indutivas, permitindo simular fenômenos complexos e expandindo o pensamento humano para áreas imprevisíveis, inimagináveis e potencialmente inconcebíveis. Além de Mitchel (1975), Fischer e Herr (2001), ao abordarem os sistemas generativos de projeto, também irão discorrer sobre a obtenção de resultados inesperados a partir da exploração exaustiva, indo de encontro com o posicionamento dos dois outros autores.

Com relação à segunda questão, a definição do aspecto adotado para o algoritmo evolutivo é realmente algo difícil de ser realizado, pois além da revisão dos conceitos é necessário identificar se os critérios adotados no projeto dependem exclusivamente da utilização dos algoritmos evolutivos, reforçando o aspecto de otimização. Caso fossem adotados apenas como referências para a condução do processo projetual, poderiam ser identificados apenas como

uma justificativa para a implementação do método evolutivo (FASOULAKI, 2007). Dessa forma, se os critérios adotados dependem exclusivamente dos algoritmos evolutivos para a sua solução, não importando a diversidade, mas a solução melhor adaptada, é possível afirmar que o aspecto de otimização é o principal. Caso contrário, se a ênfase for a obtenção de diversidade, o caráter exploratório é assumido, pois o projetista irá escolher no campo de soluções aquela que melhor satisfaz aos seus critérios, que podem ser subjetivos. Assim, a utilização de um método de otimização não necessariamente se restringe ou limita o processo de projeto, mas cria uma oportunidade de exploração e identificação de possíveis soluções através da relação de parceria com a ferramenta digital (TERZIDIS, 2009). Neste contexto, ficou evidente a falta de clareza sobre esses dois posicionamentos ao comparar as respostas sobre o caráter do algoritmo e a possibilidade de obter soluções sem o uso do método evolutivo. A justificativa para esta situação pode ser justamente a falta de reflexão sobre a utilização do método, de maneira que os entrevistados entendem o método evolutivo apenas pela sua essência, ou seja, a otimização, e não pela possibilidade de manipulá-lo a partir da definição dos critérios de projeto e das escolhas das soluções, enfatizando o caráter exploratório e interpretativo por parte do projetista. A adoção do método na fase inicial do processo de projeto também pode revelar esse caráter exploratório, pois é uma fase marcada pela indeterminação e pelas possibilidades.

Outra questão que pode ser observada nas repostas da última questão foi o reconhecimento do algoritmo genético como um método de busca, pois ao ser associado a um modelo paramétrico (como foi adotado por todos) contribuiu para a definição de um sistema generativo para a obtenção de diferentes soluções. Isso fez com que os entrevistados reconhecessem o sistema evolutivo como um método para a obtenção rápida de soluções mais eficientes em um campo de soluções.

O contato com os entrevistados e suas opiniões possibilitou reforçar algumas conclusões obtidas durante o desenvolvimento da pesquisa, permitindo realizar uma reflexão sobre a implementação do algoritmo evolutivo. Outros aspectos interessantes observados foram, a postura e o procedimento que cada entrevistado adotou sobre o caráter de otimização ou exploração criativa do algoritmo.

6.0 Conclusão

O desenvolvimento desta pesquisa sobre a utilização dos algoritmos evolutivos como método de projeto de arquitetura possibilitou verificar que a conciliação entre o método de projeto e a ferramenta computacional pode potencializar o processo de desenvolvimento projetual. Atualmente, vivemos uma era em que a tecnologia é manipulada e moldada às necessidades de cada usuário, sendo criadas novas situações que anteriormente não existiam ou não tinham demanda. O distanciamento entre o usuário e os meios digitais está cada vez mais diluído, dando origem a um espaço único, integrado e potencializado, possibilitando ao projetista navegar fluidamente entre os diferentes territórios disciplinares.

Esta pesquisa é um exemplo disso, ficando evidente o quanto o arquiteto pode explorar e se apropriar de conhecimentos de outras áreas, a fim de ampliar e potencializar a sua experiência projetual. Os mecanismos intrínsecos presentes na natureza que proporcionam o seu desenvolvimento e sobrevivência ganharam simulações no mundo artificial, revelando possíveis estratégias para a solução de problemas criados pelo ser humano, a exemplo do mecanismo evolutivo. A incorporação de vocabulário, conceitos e mecanismos de outras áreas, tornou fundamental buscar a definição na sua essência, para o entendimento dentro do contexto em que foram desenvolvidos. Por isso, a fundamentação teórica nas áreas da biologia e da ciência da computação foi essencial para entender os conceitos e os mecanismos envolvidos no processo evolutivo, permitindo transpô-los de maneira eficaz para um método de projeto e a manipulação consciente da ferramenta digital de forma coerente com o processo.

Isso não apenas proporcionou clareza nas definições, mas também possibilitou a criação de uma estrutura básica para o método de projeto e ofereceu condições para identificar os possíveis casos de implementação dos algoritmos evolutivos na arquitetura. Estes casos são caracterizados por situações onde há conflitos para a solução de um problema, sendo necessária a negociação entre diferentes variáveis sob a avaliação de multicretérios. Assim, o problema passou a ser assumido como um partido diante do desenvolvimento projetual, não bastando o seu entendimento como um todo, mas sendo necessário a sua decomposição em partes, a definição

das suas variáveis, identificação de possíveis relações para a criação de um sistema e a formulação dos critérios de avaliação dos resultados. O processo de sistematização passou a ser uma referência para a estruturação do método de projeto evolutivo, buscando fundamentação teórica na área da arquitetura sobre processo de projeto sistematizado e generativo. Isso passou a exigir do projetista uma ação mais consciente sobre os procedimentos e decisões adotadas, promovendo um exercício de reflexão sobre o processo de projeto capaz de lhe conferir maior conhecimento e domínio sobre o problema e as possibilidades de solução. Além disso, a adoção da sistematização, do pensamento algorítmico, da parametrização e do mecanismo evolutivo permitiu descobrir e gerar um método de projeto que incorpora conceitos da engenharia como a otimização, utilizando-a não apenas como estratégia orçamental, mas também nas estratégias formais e organizacionais.

O componente Galapagos do *plugin* Grasshopper® para o *software* Rhinoceros® apresentou ser uma ferramenta digital eficaz para a implementação simplificada dos algoritmos evolutivos, apresentando comandos facilmente de serem configurados por estarem diretamente relacionados com as denominações e conceitos utilizados na teoria sobre algoritmos evolutivos. Isso permitiu maior domínio e controle sobre a ferramenta e o processo, incorporando o processo evolutivo de forma mais consciente nos estudos de projeto realizados em cada caso.

A vivência obtida ao realizar a implemetação dos exemplos de casos permitiu constatar o caráter exploratório que o processo de projeto assumiu com o método evolutivo, possibilitando a reconfiguração do sistema generativo e gerando diferentes resultados. Isso evidenciou a informação como a matéria prima, uma vez que no processo sistematizado computacional todas as operações lidam com valores numéricos. Os dados obtidos com os modelos geométricos digitais possibilitam uma análise comparativa entre os diferentes resultados, permitindo a geração de gráficos capazes de fornecerem informações adicionais. A modelagem não ocorre apenas por meio da manipulação formal, mas também pela gestão de dados, sendo adotada a manipulação e modelagem das informações na fase inicial de concepção. Esses procedimentos deixaram de ser restritos às fases intermediária ou final do processo de projeto. O aumento na complexidade dos exemplos de casos exigiu uma mudança no método de avaliação dos resultados, substituindo a análise visual qualitativa pela análise numérica quantitativa. Isso, porque o processo evolutivo ocorre de maneira gradativa e em pequenos passos, necessitando de uma avaliação mais precisa.

Dessa forma, acredita-se que diante desse processo de descrição da sistemática de implementação do método evolutivo, apresentados nos exemplos de casos, e do uso do Galapagos como ferramenta para implementação dos algoritmos evolutivos será possível promover a difusão do método evolutivo de projeto.

Os workshops demonstraram que não existe dificuldade no entendimento sobre sistemas generativos e o processo evolutivo como método de projeto, mas sim, a necessidade de maior vivência e experiência por parte dos participantes com relação à ferramenta paramétrica. Isso ampliaria a capacidade de expressar o raciocínio através de códigos, oferecendo maior liberdade de expressão, controle e manipulação das ferramentas. Mesmo diante de uma ferramenta digital que permite a implementação simplificada dos algoritmos evolutivos sem a perda da eficiência, a vivência no processo de representação dos procedimentos através de um pensamento e linguagem computacional se faz necessária. Dessa forma, o currículo dos cursos de arquitetura e urbanismo deveria considerar a inserção de conteúdos programáticos relacionados à lógica, ferramentas paramétricas generativas, sistemas emergentes, gramáticas generativas e algoritmos evolutivos. Os sistemas generativos não apenas possibilitam a geração de sistemas, mas proporcionam uma melhor utilização das ferramentas computacionais, exercendo inclusive uma reflexão crítica sobre o processo de projeto auxiliado por computador. Assim, a abordagem de métodos baseados em um processo sistematizado, paramétrico e generativo não apenas contribuem para a melhor exploração da ferramenta computacional, mas também proporcionam o maior entendimento sobre a intenção projetual.

As transformações do nosso tempo precisam ser assumidas, entendendo que os recursos computacionais não são apenas ferramentas, mas oferecem aptidões específicas que devem ser exploradas, potencializando e redefinindo os métodos projetuais e a postura dos projetistas. Nesta pesquisa não coube questionar o uso da ferramenta digital, que foi assumida como um componente no processo de projeto, mas sim entender um método capaz de integrar o usuário, a ferramenta, o método e o processo. Por isso, o método evolutivo foi adotado como objeto de estudo, uma vez que a sua viabilização só poderia ocorrer através do meio computacional, permitindo revelar as reais necessidades e dificuldades sobre a implementação de um método de projeto que fosse capaz de explorar os recursos computacionais.

7.0 Futuras pesquisas

Algumas questões pertinentes surgiram durante o desenvolvimento da pesquisa, mas não foram abordadas ou aprofundadas durante o desenvolvimento desta tese devido a sua particularidade, necessitando de um quadro teórico direcionado e um levantamento de dados específicos para a sua fundamentação e argumentação. Essas questões abrangem a área do ensino e da fabricação digital:

1. Qual o perfil do projetista para trabalhar com o paradigma proposto?
2. Como os sistemas generativos de projeto podem ser inseridos no atual currículo dos cursos de arquitetura e urbanismo?
3. Quais habilidades e competências deveriam ser desenvolvidas como prérequisito para a exploração dos sistemas generativos?
4. Quais disciplinas estariam envolvidas no processo e de que maneira poderia ser estabelecida uma integração horizontal e vertical da grade?
5. Como um método de projeto embasado em uma metodologia evolutiva pode incorporar critérios relacionados ao processo de fabricação digital?

Os tópicos acima serão abordados em futuras pesquisas que se pretende desenvolver como desdobramento desta tese.

Referências bibliográficas

ALEXANDER, C.; ISHIKAWA, S.; SILVERSTEIN, M. **Uma linguagem de padrões**. Tradução Alexandre Salvaterra. Porto Alegre: Bookman, 2013.

ANDRADE, M.; RUSCHEL, R.; MOREIRA, D. O processo e os métodos. In: KOWALTOWSKI, D.; MOREIRA, D.; PETRECHE, J.; FABRÍCIO, M. (Orgs.). **O processo de projeto em arquitetura.** São Paulo: Oficina de textos, 2011, p.80-100.

ARVIN, S. A.; HOUSE, D. H. Modeling architectural design objectives in physically based space planning. **Automation in Construction**, v. 11, n. 2, 2002, p.213-225. Disponível em: < http://dx.doi.org/10.1016/S0926-5805(00)00099-6 >. Acesso em: 21 abr. 2011.

BENTLEY, P. J. **Evolutionary Design by Computers**. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1999.

BERNSTEIN, A.; ROBERTS, M. V. **Computer v. chess-palyer**. Scientific American, jun. 1958. Disponível em: < http://www.computerhistory.org/ >. Acesso em: 10 abr. 2013.

BITTENCOURT, G. **Inteligência Artificial**: ferramentas e teorias. Campinas: Instituto da Computação, UNICAMP, 1996.

BRETON, P.; PROULX, S. **Sociologia da Comunicação**. 2.ed. São Paulo: Edições Loyola, 2002.

BUCHANAN, R. **Wicked problems in design thinking**. Desing Issues, Cambridge, v.8, n.2, p. 5-21, 1992. Disponível em: < http://www.jstor.org/stable/1511637>. Acesso em: 29 mar. 2012.

CELANI, G. **Beyond analysis and representation in CAD**: a new computational approach to design education. 2002. Tese (Doutorado em Architecture: Design & computation) - Department of Architecture. Massachusetts Institute of Technology, 2002.

_____ . **Cad criativo**. Rio de Janeiro: Campus, 2003.

_____ . Além da avaliação energética e ambiental nas etapas iniciais do proceso de projeto. **Revista PARC**, Campinas, v.3, n.2, 2012. Disponível em: < http:// http://revistaparc.fec.unicamp.br/concrete5/>. Acesso em: 07 nov. 2012.

_____ ; VAZ, C. E. V. Scripts em CAD e ambientes de programação visual para modelagem paramétrica: uma comparação do ponto de vista pedagógico. **Cadernos Proarq. Revista do Programa de Pós-graduação em Arquitetura da UFRJ**, Rio de Janeiro, v.1, n.18, p.177-194, 2012.

COATES, P. **Código em linguagem VBA para AutoCAD® para criação de modelos volumétricos para um edifício hipotético.** CECA – Centre for evolutionary Computing in Architecture / University of East London, 2008. Disponível em: < http://www.uel.ac.uk/ceca/>. Acesso em: 10 dez. 2010.

_____; HAZARIKA, L. The use of genetic programming for aplications in the field of spatial composition. **Proceedings of the 2nd Generative Art Conference (GA1999)**, n. 1-3, 1999, Milan: Generative Design Lab Milan Polytechnic University, Italy. Disponível em: < http://roar.uel.ac.uk/950/>. Acesso em: 20 jun. 2013.

CROSS, N. **Designerly ways of knowing**. London: Springer, 2006.

DARWIN, C. **A origem das espécies e a seleção natural**. Tradução Soraya Freitas. São Paulo: Madras, 2011.

DAWKINS, R. **O relojoeiro cego**: a teoria da evolução contra o designo divino. Tradução Laura Teixeira Motta. São Paulo: Companhia das Letras, 2001.

DIANATI, M.; SONG, I.; TREIBER, M. **An introduction to genetic algorithms and evolution strategies**. Ontário: University of Waterloo, 2002. Disponível em: < http://www.liacs.nl/~emmerich/dinati00ga-es.pdf>. Acesso em: 27 mar. 2013.

DIETRICH, E. Algorithm. In: WILSON, R. A; KEIL, F.C. (editors). **The MIT encyclopedia of the cognitive sciences**. Cambridge: The MIT Press, 1999. p.11-12.

DUARTE, N. Conhecimento tácito e conhecimento escolar na formação do professor. **Educ. Soc**. Campinas, v.24, n.83, p.601-625, ago.2003. Disponível em: < http://www.scielo.br/pdf/es/v24n83/a15v2483.pdf>. Acesso em: 20 abr. 2013

EASTMAN, C. M. Preliminary Report on a System for general Space Planning. **Communications of the ACM**, New York, v. 15, n. 2, 1972, p.76-87. Disponível em: < http://dl.acm.org/citation.cfm?id=361254.361258>. Acesso em: 26 abr. 2012.

EIBEN, A. E.; SMITH, J. E. **Introduction to evolutionary computing**. Berlin: Springer-Verlag, 2010.

FASOULAKI, E. **Genetic algorithms in architecture**: a necessity or a trend? Generative Art. Conference, Milan, Italy, 2007. Disponível em: < http://www.generativeart.com/on/cic/papersGA2007/09.pdf >. Acesso em: 19 mar. 2012.

FISCHER, T.; HERR, C. M. Teaching Generative Design. In: SODDU, C. (ed.). **Proceedings of the 4th International Generative Art Conference**. Generative Design Lab DIAP, Politecnico di Milano, dez. 2001. Disponível em: <http://www.generativeart.com>. Acesso em: 10 abr. 2004.

FLOREANO, D.; MATTIUSSI, C. **Bio-inspired artificial intelligence:** theories, methods, and technologies. Cambridge: The MIT Press, 2008.

FLEMMING, U. et al. **Hierarchical generate-and-test vs. constraint-directed search**: a comparison in the context of layout synthesis. Artificial Intelligence in Design ´92 (1992), p. 817-838. Disponível em: < http://www.citeulike.org >. Acesso em: 4 set. 2011.

FOGED, I. W.; PASOLD, A.; JENSEN, M. B.; POULSEN, S. E. acoust Environments: applying evolutionary algorithms for sound based morphogenesis. In: **eCAADe 30th 2012**. Praga: eCAADe, 2012, p.347-353.

FONSECA FILHO, C. F. **História da Computação [recurso eletrônico]: o caminho do pensamento e da tecnologia**. Porto alegre: EDIPUCRS, 2007.

FRAMPTON, K. **História crítica da arquitetura moderna**. ed.2. São Paulo: Martins Fontes, 2008.

FRANCO, M. A. Pedagogia da pesquisa-ação. **Educ. Pesqui**. São Paulo, v. 31, n. 3, dez. 2005. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1517-97022005000300011&lng=en&nrm=iso>. Acesso em: 20 jan. 2013.

FRAZER, J. **An evolutionary architecture**. London: Architectural Association, 1995.

GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. **Métodos de pesquisa**. Porto Alegre: editora da UFRGS, 2009. Disponível em: < http://www.ufrgs.br/cursopgdr/downloadsSerie/ derad005.pdf >. Acesso em: 14 jan. 2014.

GHABRAIE, K.; XIE, Y. M.; HUANG, X. Using BESO method to optimize the shape and reinforcement of underground openings. In: **The fifth international structrual engineering and construction conference (ISEC-5).** Taylor and Francis, 2010, p.1001-1006.

GERO, J. S. Creativity, emergence and Evolution in design. In: **Knowledge-Based Systems**, v.9, n.7, p.435-448, Elsevier, 1996. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com>. Acesso em: 10 mar. 2011.

_____ . Novel models in Evolutionary designing. In: **Simulated Evolution and Learning, Lecture Notes in Computer Science**, v.1585, 1999, p.381-388. Disponível em: < http://link.springer.com >. Acesso em: 13 jun. 2011.

GRASON, J. An approach to computerized space planning using graph theory. In: **DAC ´71 Proceedings of the 8th Design Automation Workshop, ACM**, New York, 1971. Disponível em: < http://dl.acm.org/citation.cfm?id=805070 >. Acesso em: 26 ago. 2011.

GROAT, L.; WANG, D. **Architectural research methods**. New York: Wiley, 2002.

_____ . **Architectural research methods**. 2.ed. New York: Wiley, 2013.

GÜRGON, Ö.; ÇAGDAS, G.; BALABN, Ö. A Mass Customization Oriented Housing Design Model Based on Genetic Algorithm. In: **eCAADe 29th 2011**. Ljubljana: eCAADe, 2011, p.325-331.

HEMBERG, M. **GenR8**: a surface design tool. 2009. Disponível em: < http://projects.csail.mit.edu/emergentDesign/genr8/ >. Acesso em: 18 de set. 2011.

HENRY, J. **A revolução Científica e as origens da ciência moderna**. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Editor Ltda, 1998.

HENSEL, M.; MENGES, A.; WEINSTOCK, M. **Emergent Technologies and design**: towards a biological paradigm for architecture. Oxon: Routledge, 2010.

HOFMANN, A.; SCHEURER, F.; BOLLINGER, K.; Structure generation using evolutionary algorithms. In: **Innovation in structural engineering and construction**, XIE, PATNAIKUNI (eds.). London: Taylor & Francis, 2007.

HOLLAND, J. H.; **Emergence:** from chaos to order. New York: Basic Books, 1998.

_____ ; **Hidden order**: how adaptation builds complexity. New York: Basic Books, 1995.

JOHNSON, S. **Emergência**: a vida integrada de formigas, cérebros, cidades e softwares. Tradução Maria Carmelita Pádua Dias. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Ed., 2003.

JONES, J. C. **Design methods / John Chris Jones; with prefaces by C. Thomas Mitchell and Timothy Emlyn Jones.** 2.ed. New York: Wiley, 1992.

KALLEL, L. et al (Ed). **Theoretical aspects of evolutionary computing**. New York: Springer, 2001.

KCAP. **KCAP Architects & Planners**. Disponível em: < http://www.kcap.eu/en/projects/v/stadsbalkon/>. Acesso em 18 de jul. 2014.

KOWALTOWSKI, D. C.C. K.; BIANCHI, G.; PETRECHE, J. R. D. A criatividade no processo de projeto. In: KOWALTOWSKI, D.; MOREIRA, D.; PETRECHE, J.; FABRÍCIO, M. (Orgs.). **O processo de projeto em arquitetura**. São Paulo: Oficina de textos, 2011, p. 21-56.

LAKATOS, E. M. **Fundamentos de metodologia científica / Marina de Andrade Marconi, Eva Maria Lakatos**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

LAWSON, B. **Como os arquitetos e designers pensam**. Tradução Maria Beatriz Medina. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

LAWSON, B; DORST, K. **Design Expertise.** Oxford: Architectural Press , 2009.

LIGGETT, R. Automated facilities layout: past, present and future. **Automation in Construction**, v. 9, 2000, p. 197–215.

LINDEN, R. **Algoritmos genéticos**. 2.ed. Rio de Janeiro: Brasport, 2008.

LÖBACH, B. **Design industrial**: bases para a configuração dos produtos industriais. São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda, 2001.

LOPES, A. O. Aula expositiva: superando o tradicional. In: VEIGA, Ilma Passos Alencastro (org.). **Técnicas de ensino: Por que não?** Campinas: Papirus, 1991. p.35- 47.

LUKKA, K. (2003) The constructive research approach. In: Ojala, L. & Hilmola, O-P. (eds.) **Case study research in logistics**. Publications of the Turku School of Economics and Business Administration, Series B1: 2003, p.83-101.

MARCOLIN, N. O homem que computava. **Pesquisa FAPESP**, São Paulo, n. 197, jul. 2012. Disponível em: < http://revistapesquisa.fapesp.br/>. Acesso em: 10 mai. 2013.

MARIN, L. C. P. **Gênios da ciência: Darwin**. São Paulo: Duetto Editorial, 2012.

MARIN, P.; MARSAULT, X.; SALERI, R.; DUCHANOIS, G. Creativity with the help of evolutionary design tool. In: **eCAADe 30th 2012**. Praga: eCAADe, 2012, p. 319-326.

MARTINS, L. A. P. **A Teoria da progressão dos animais de Lamarck**. 1993. 200 f. Dissertação (Mestrado em Genética e biologia Molecular) – Instituto de Biologia, Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 1993.

MATTELART, A. **História da sociedade da informação**. São Paulo: Edições Loyola, 2002.

MAYR, E. **O que é evolução**. Tradução Ronaldo Sergio de Biasi e Sergio Coutinho de Biasi. Rio de Janeiro: Rocco, 2009.

MENGES, A.; AHLQUIST, S. (editors). **Computational design thinking**. London: John Wiley & Sons Ltda, 2011.

MEREDITH, M. **From control to design**. Barcelona: Actar, 2008.

MICHALEK, J. **Interactive Layout Design Optimization**: an interactive optimization tool or architectural floorplan layout design. 2001. 121f. Dissertação (Master of Science in Mechanical Engineering) - Mechanical Engineering, University of Michigan, Michigan.

MICHALEWICZ, Z. **Genetic Algorithms + data structures = Evolution programs.** 3.ed. New York: Springer, 1996.

MITCHELL, M. **An introduction to genetic algorithms**. Cambridge: The MIT Press, 1999.

_____ . Evolutionary computation. In: WILSON, R. A; KEIL, F.C. (Ed). **The MIT encyclopedia of the cognitive sciences**. Cambridge: The MIT Press, 1999. p. 293-295.

MITCHELL, W. J. **A lógica da arquitetura**: projeto, computação e cognição. Tradução Gabriela Celani. Campinas: Editora da UNICAMP, 2008.

_____ . The theoretical foundation of computer-aided architectural design. In: **Environment and Planning B**. v.2, 1975, p.127-150.

MONEO, R. **Inquietação teórica estratégica projetual**. Tradução Flávio Coddou. São Paulo: Cosac Naif, 2008.

NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH. National Human Genome Research Institute. "**Talking Glossary of Genetic Terms**." Disponível em: <http://www.genome.gov/ glossary > Acesso em: 4 mai. 2013.

OLIVEIRA, J. C. C. B; PINTO, G. A. **O movimento dos métodos de projeto**. Arquitextos, São Paulo, 09.105, Vitruvius, fev. 2009. Disponível em: < http://www.vitruvius.com.br/revistas/read/arquitextos/09.105/77 > Acesso em: 10 abr. 2011

OXMAN, R. Educating the designerly thinker. In: **Design Studies**, v.20, n.2, p105-122, mar. 1999.

OXMAN, R.; OXMAN, R. New structuralism: design, engineering and architectural technologies. **Architectural Design**, v. 80, n. 4, p14-23, jul./ago. 2010.

PASSARO, A. Linguística e Estruturalismo dos anos 70. In: OLIVEIRA, B.; LASSANCE, G.; ROCHA-PEIXOTO, G.; BRONSTEIN, L. (Orgs.). **Leituras em Teoria da Arquitetura v. 1**: conceitos. Rio de Janeiro: Viana & Mosley Editora, 2009. (Coleção ProArq, 1)

PFEFFERKORN, C. The design problem solver: a system for designing equipment or furniture layouts. In: EASTMAN, C. (Ed.). **Spatial Synthesis in Computer-Aided Building Design**. New York: Wiley, 1975, p.98-146.

QUIVY, R.; CAMPENHOUDT, L. V. **Manuel de recherce em sciences sociales**. Paris: Dunod, 1995.

RIDLEY, M. **Evolução**. 3.ed. Porto Alegre: Artmed, 2004.

ROSENMAN, M. A.; GERO, J. S.; MAHER, M. L. Knowledge-based design research at the Key Centre of Design Computing. **Automation in Construction**, v.3, n.2-3, p.229-237, 1994. Disponível em: < http://dx.doi.org/10.1016/0926-5805(94)90022-1>. Acesso em: 20 jun. 2013.

RUTTEN, D. **Evolutionary Principles applied to problem solving**. 2010. Disponível em: <http://www.Grasshopper3d.com/profiles/blogs/evolutionary-principles>. Acesso em 10 de fev. 2014.

SANTOS, J. C. S.; OLIVEIRA, J. R. F.; DUTRA, L. V. **Uso de algoritmos genéticos na seleção de atributos para classificação de regiões**. 2005. Disponível em: <http://www.geoinfo.info/geoinfo2005/papers/P45.pdf>. Acesso em: 13 jun. 2013.

SAVAGE, J. M. Evolution. 2.ed. New York: Holt, Rinehart and Winston, 1969. *apud* PUN, Pattle P. T. **Evolution: nature and scripture in conflict?** Grand Rapids: The Zondervan Corporation, 1982. Disponível em: <http://www.ibri.org > Acesso em: 1 mai. 2013.

SCHEURER, F. The Groningen twister – an experiment in applied generative design. In: **GA 2003 – 4th International Conference on generative Art, ed. Celestino soddu.** Milan, 2003. Disponível em: <http://wiki.arch.ethz.ch/twiki/pub/D2p/ ConferencesPublications/2003_Scheurer_TheGroningenTwister.pdf>. Acesso em: 13 jun. 2014.

SEVCENKO, N**. A corrida para o século XXI**: no loop da montanha russa. São Paulo: Companhia das Letras, 2001.

SEVERINO, A. J. **Metodologia do trabalho científico**. 23.ed. São Paulo: Cortez, 2007.

SHANNON, C. E. XXII. Programming a computer for playing chess. **Philosophical Magazine**, New York: Ser.7, v.41, n.314, mar. 1950.

SHARAIDIN, K.; BURRY, J.; SALIM, F. Integration of digital simulation tools with parametric desins to evaluate kinetic façades for daylight performance. In: **eCAADe 30th 2012**. Praga: eCAADe, 2012, p.701-709.

SHARPER, R.; MARKSJÖ, B. S.; MITCHELL, J. R.; CRAWFORD, J. R. An interactive model for the layout of buildings. In: **Applied Mathematical Modelling**. Melbourne: Elsevier, v.9, n.3, p.207-214, jun. 1985. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com>. Acesso em: 20 jun. 2013.

SILVA, J. A. B. **Investigação de um método evolucionário de otimização estrutural**. 2001. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia Mecânica. Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2001.

SILVA, C. C.; PAULA, E. A. **Lógica de programação**: aprendendo a programar. Santa Cruz do Rio Pardo: Editora Viena, 2007.

SIMON, G. L. **Introducing artificial intelligence**. Oxford: NCC Publications, 1984.

SIMON, H. A.; CHASE, W. G. Skill in chess: experiments with chess-playing tasks and computer simulation of skilled performance throw light on some human perceptual and memory process. In: **American Scientist**. v.61, n.4, 1973, p.394-403. Disponível em: < http://www.jstor.org/stable/27843878>. Acesso em: 10 abr. 2013.

SOUZA, S. **A goleada de Darwin:** sobre o debate criacionismo / darwinismo. Rio de Janeiro: Record, 2009.

STRATHERN, P. **Crick, Watson e o DNA em 90 minutos.** Tradução, Maria Luiza X. de A. Borges. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Ed., 2001.

TERZIDIS, K. **Algorithmic architecture**. Oxford: Elsevier, 2009.

_____ . **Expressive form:** a conceptual approach to computational design. London: Spon Press, 2003.

TAYLOR, I. The nature of the creative process. In: P. Smith (ed.) **Creativity: An examination of the creative process**. New York: Hastings House, 1960.

TESTA, P.; O´REILLY, Uma-May; WEISER, Devyn; ROSS, Ian. Emergent design: a crosscutting research program and design curriculum integrating architecture and artificial intelligence. **Environment and Planning B**. v.28, n.4, p.481-498, 2001. Disponível em: < http://www.envplan.com/abstract.cgi?id=b2702>. Acesso em: 20 jun. 2013.

TIERNEY, T. **Abstract space: beneath the media surface**. Oxon: Taylor & Francis, 2007.

TRIPP, D. Pesquisa-ação: uma introdução metodológica. In: **Educação e pesquisa**. São Paulo, v.31, n.3, p.443-466, set./dez. 2005.

VILLANUEVA, J. M. M. Otimização de alternativas de desenvolvimento de campos de petróleo por algoritmos genéticos. In: **Revista de inteligência computacional aplicada**. 2008. Disponível em: <http://rica.ele.puc-rio.br/media/Revista_rica_n8_a9.pdf>. Acesso em: 10 abr. 2013.

WOODBURY, R. **Elements of parametric design.** New York: Routledge, 2010.

WYHE, J. V. **The Complete work of Charles Darwin Online**. ed.2002. Disponível em: < http://darwin-online.org.uk > Acesso em: 5 mai. 2013.

YEANG, Y. Bioclimatic skyscrapers. 2.ed. London: Ellipsis, 1994.

ZUBEN, F. J. V. **Representação, operadores evolutivos e busca local**. [2011]. 78p. Material didático da disciplina Tópicos 4 (Graduação)- Faculdade Engenharia Elétrica e de Computação, UNICAMP, Campinas, [2011].

Glossário

Algoritmo: corresponde a uma receita, método ou técnica para fazer algo, e possui como característica essencial ser composto por um conjunto finito de regras ou operações precisas, inequívocas e simples, que ao serem seguidas conseguem conduzir à execução de uma ação.

Algoritmo genético: criado por John Holland na década de 1960 com o objetivo inicial de estudar apenas o fenômeno de adaptação que ocorre na Natureza, utilizando como referência a Teoria da Evolução Natural descrita por Darwin. enfatiza a recombinação como o principal operador de diversidade, utilizando a mutação apenas como um operador secundário, sendo empregado com baixas probabilidades.

Algoritmos evolutivos: conjunto de método que apresentam como características mecanismos evolutivos encontrados na Natureza e que possibilitam a auto-organização e o comportamento adaptativo. Exemplo: algoritmo genético, estratégia evolutiva e programação evolutiva.

Crossover: ou crossing-over corresponde à troca de partes de dois cromossomos durante o processo de cruzamento, gerando "indivíduos filhos".

Espaço de soluções: conjunto de soluções variadas que resolvem o mesmo problema.

Estratégia evolutiva: criada na década de 1960 por Bienert, Rechenberg e Schwefel, e complementado em 1973 por Rechenberg, teve como principal objetivo resolver problemas de otimização de parâmetros, enquanto que a programação evolutiva foi originalmente proposta como forma de produzir inteligência artificial capaz de gerar a evolução nas máquinas de estado finito. Esse método utiliza como operadores de diversidade a mutação e a recombinação, e a seleção dos indivíduos que irão compor a próxima geração ocorre de forma determinística. O tamanho das populações pode variar, pois dependendo do tipo de estratégia adotada a população de filhos poderá ser adicionada à dos pais, compondo uma única população que será avaliada para a seleção dos melhores indivíduos.

Fenótipo: termo utilizado para designar as características apresentadas por um indivíduo, sendo elas morfológicas, fisiológicas e comportamentais. Representação do indivíduo que irá interagir com o espaço físico, sofrendo a ação dos operadores de avaliação e seleção.

Função de avaliação: função objetivo, *fitness function* ou operador de avaliação é responsável por avaliar cada indivíduo gerado no processo evolutivo, verificando o quanto cada

um deles atende às condições e restrições definidas como as desejadas para a obtenção de uma solução desejada.

Genótipo: termo utilizado para designar constituição genética do indivíduo, ou seja, o código responsável pela representação das suas características. Representação do indivíduo que irá sofrer ação dos operadores de diversidade, dando origem a formação do indivíduo.

Geração: conjunto de indivíduos descendentes de uma população anterior.

Indivíduo: ou solução candidata corresponde à denominação dada à solução de um determinado problema.

Inteligência artificial: área da ciência da computação que procura simular as características da mente humana nas máquinas, explorando as habilidades de coletar, estocar, manipular informações, aprender, usar linguagens, a razão, tomar decisões e solucionar problemas.

Máximo global: corresponde ao maior valor obtido com relação à todas as soluções do espaço de soluções.

Máximo local: corresponde ao maior valor obtido em uma determinada região do espaço de soluções.

Mutação: alteração aleatória em um gene do cromossomo de um indivíduo a fim de transformá-lo em outro indivíduo, contribuindo para a diversidade genética, inserindo novos cromossomos na população.

Operador de seleção: responsável por classificar e selecionar os indivíduos mais bem avaliados conforme técnicas determinísticas ou probabilísticas. Os operadores de seleção envolvem algoritmos que utilizam método determinístico ou probabilístico como o elitismo, da roleta, do ranking ou do torneio.

Operadores de diversidade: operadores responsáveis por gerar a diversidade nas populações, contribuindo significativamente para a exploração do espaço de soluções, pois a partir da alteração provocada nos genes dos cromossomos dos “indivíduos pais” irão surgir os “indivíduos filhos”. Eles correspondem à recombinação genética e a mutação.

Parametrização: criação de uma série de relações interdependentes , definindo um sistema constituído por partes que se inter-relacionam e sofrem um auto ajuste quando uma variável é alterada. Podem ser identificados nesse sistema dois tipos de propriedades, a essencial, que será sempre constante, e a propriedade acidental, responsável pela variação no objeto, dando origem a outras instâncias.

População: conjunto de indivíduos.

Programação evolutiva: desenvolvida independentemente por Lawrence Fogel na década de 1960, a programação evolutiva é muito parecida com a estratégia evolutiva,. O seu diferencial é a não utilização do operador de recombinação, ou seja, não há cruzamento, sendo utilizado para gerar os novos indivíduos apenas o operador de mutação.

Recombinação genética: troca de partes entre dois ou mais "cromossomos pais" durante o processo de cruzamento para a geração dos "cromossomos filhos" que irão compor a próxima geração. Quando a recombinação ocorre apenas entre dois cromossomos o processo é conhecido como *crossover*, adotando a terminologia da biologia, mas quando a troca é definida entre três ou mais diferentes cromossomos, o processo passa a ser denominado de recombinação, fugindo da analogia com o processo biológico.

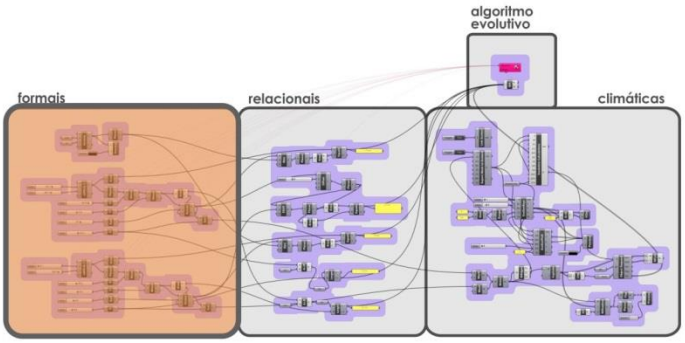
Sistema: conjunto de partes inter-relacionadas de modo a formarem um todo unitário.

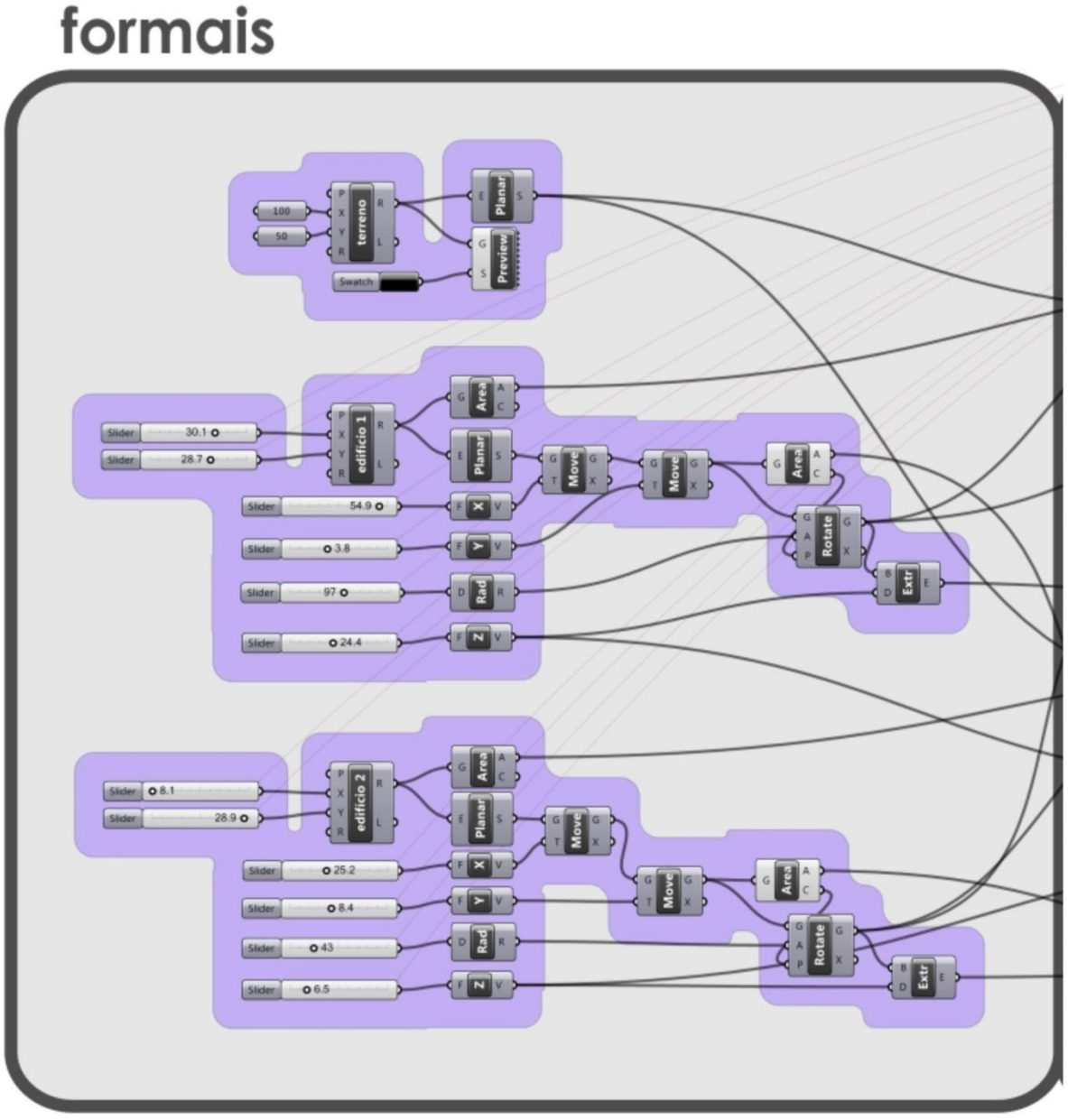
Valor de *fitness*: ou *fitness* corresponde a uma nota que o indivíduo recebe após passar pela função de avaliação, esse valor será utilizado pelo operador de seleção para selecionar os indivíduos mais aptos.

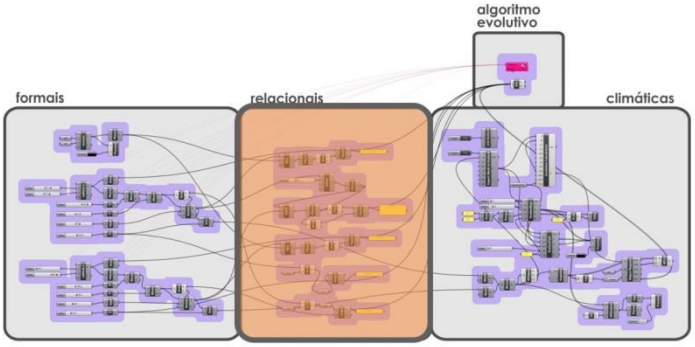
Wicked problems: são problemas que envolvem diferentes objetivos, tornando-os de difícil definição e possuindo mais de uma solução, dentre as quais não existe uma melhor que as demais. Essa situação pode ser denominada como *tradeoff*, ou seja, onde há um conflito de escolha, de maneira que ao favorecer o ganho de um dos objetivos pode sacrificar outro, existindo assim uma "relação de compromisso" entre os diferentes objetivos.

Apêndice

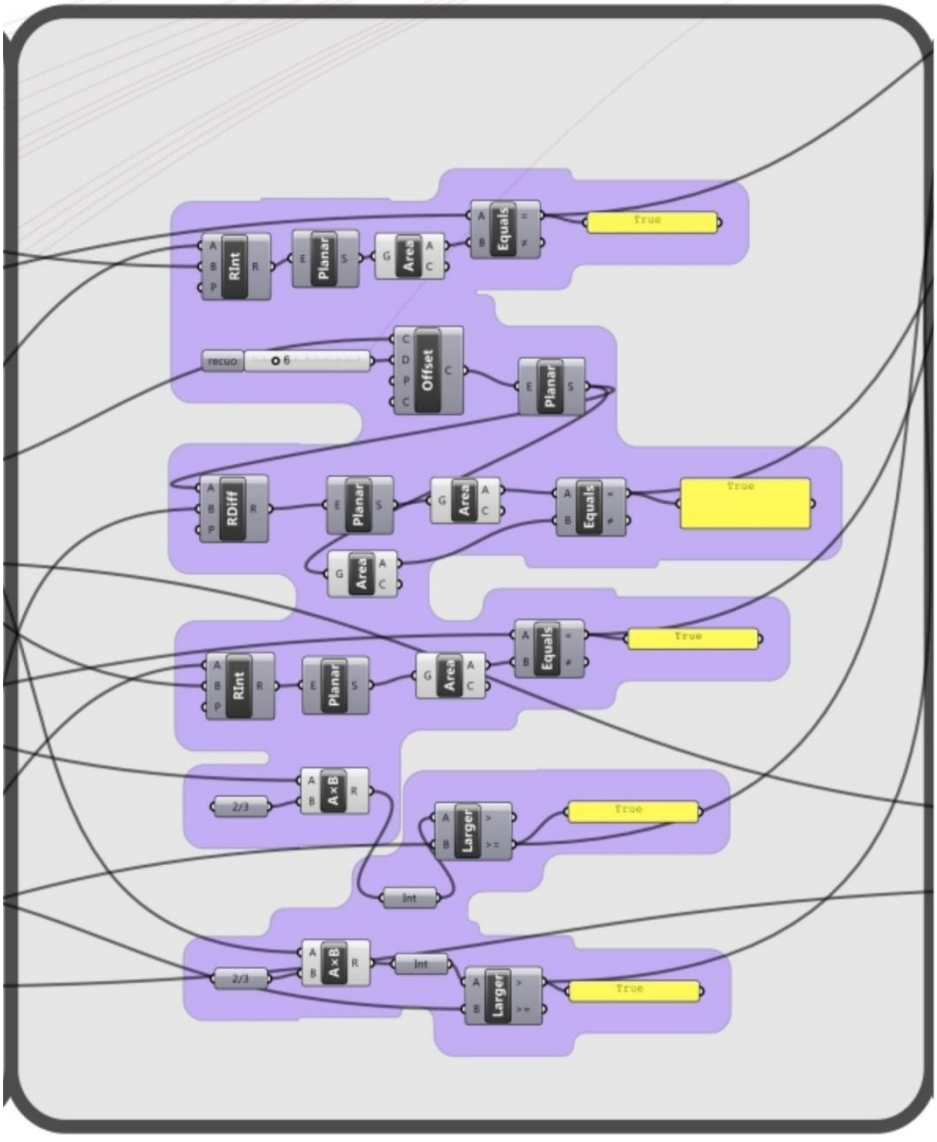
APÊNDICE A – Código ampliado do caso “Implantação de edifícios em um lote”

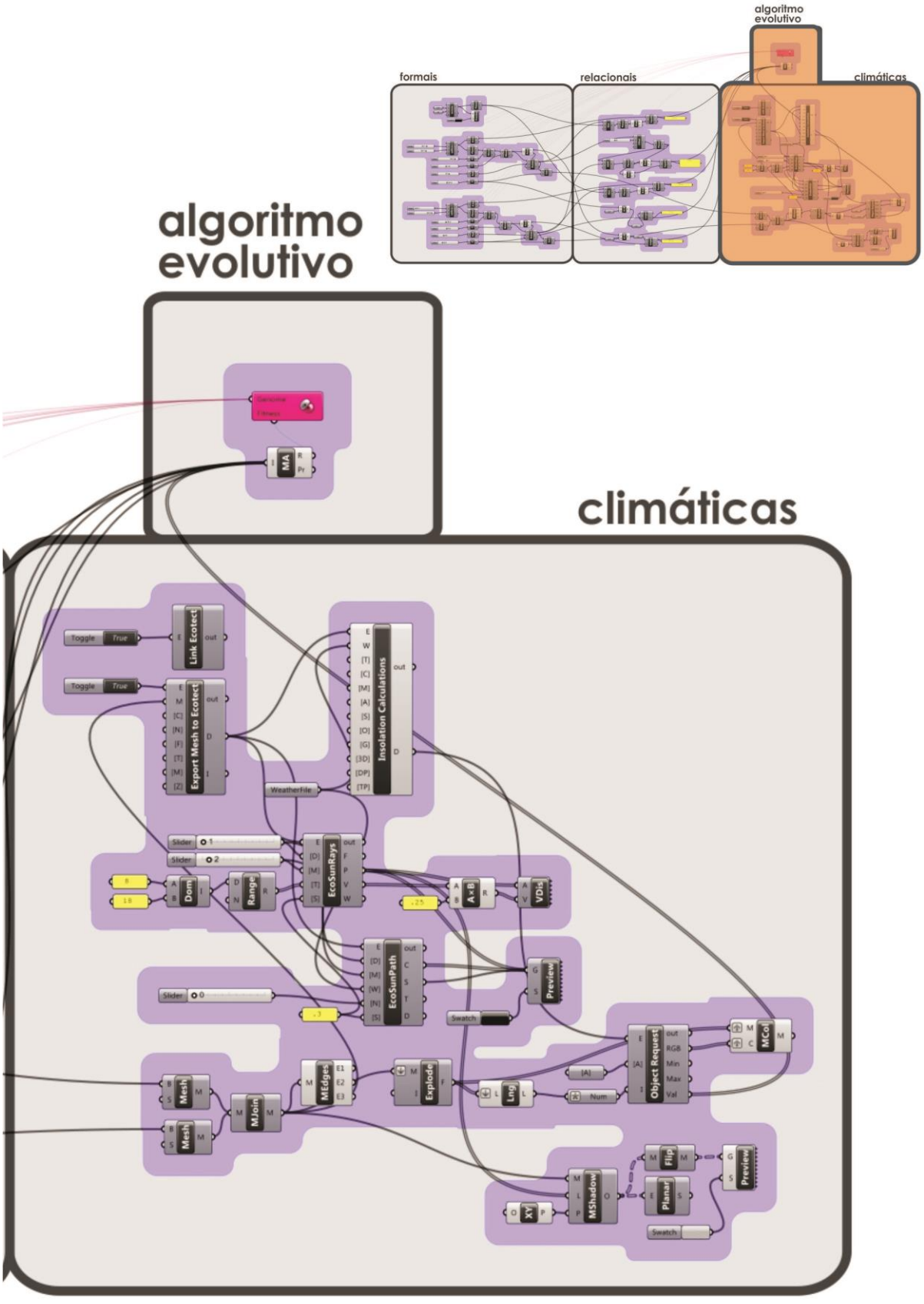




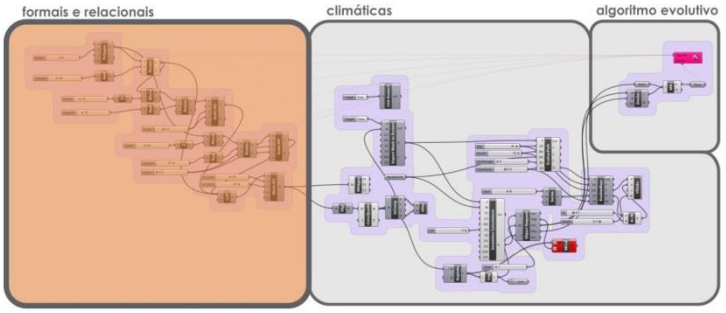


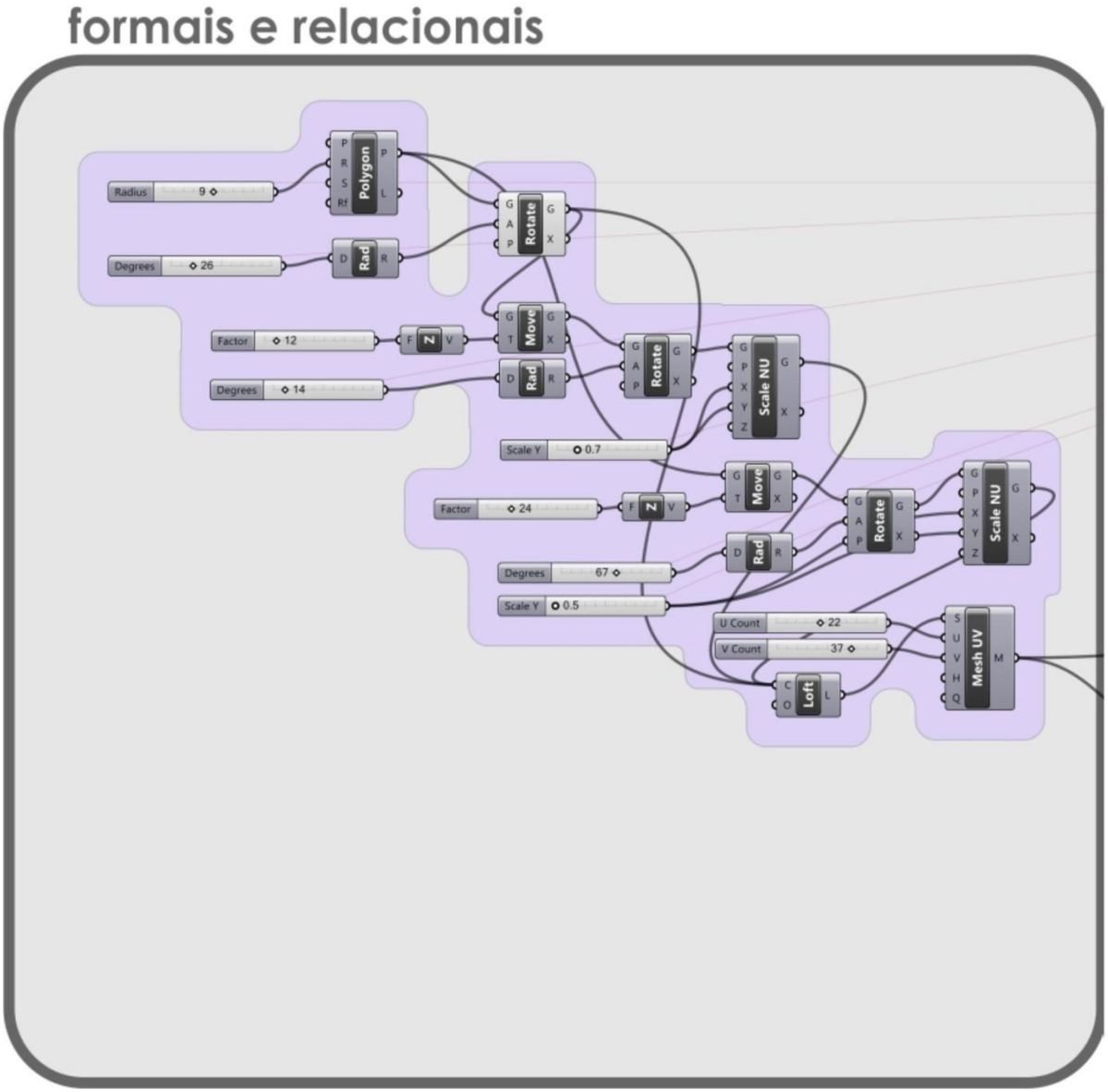
relacionais

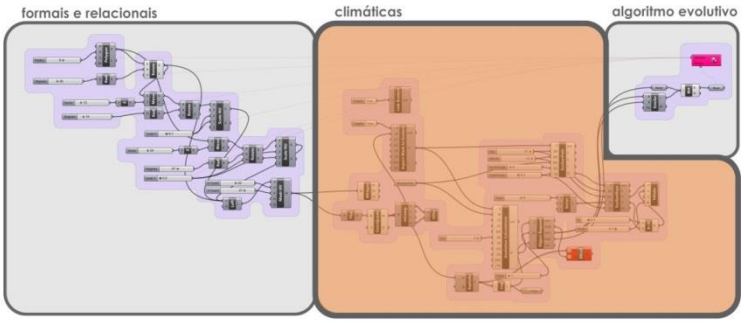


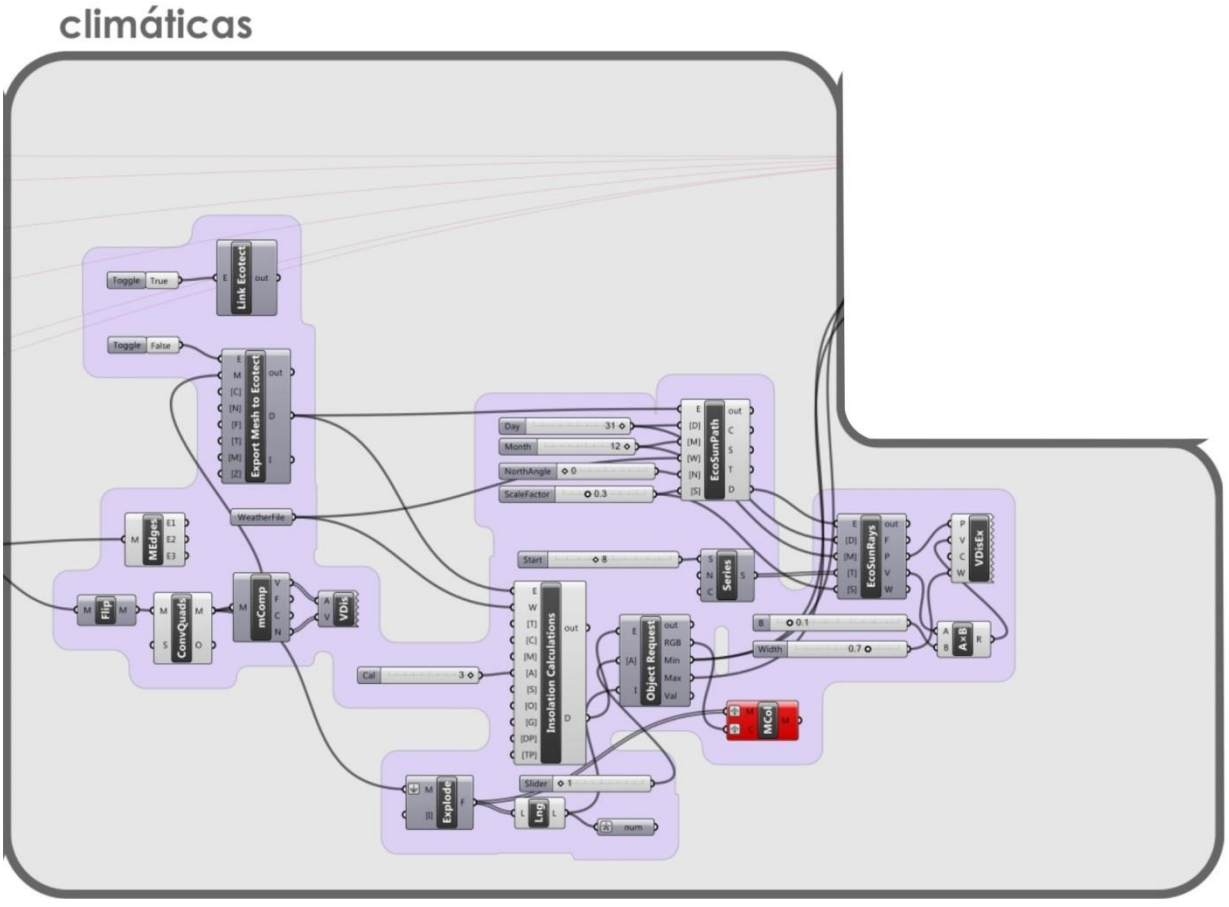

algoritmo evolutivo
formais
relacionais
climáticas
algoritmo evolutivo
climáticas
Toggle
True
Link Ecotect
Export Mesh to Ecotect
Insolation Calculations
WeatherFile
Slider
EcoSunRays
EcoSunPath
Preview
Swatch
Mesh
MJoin
MEdges
Explode
Object Request
MCol
MShadow
Flip
Planar
XY

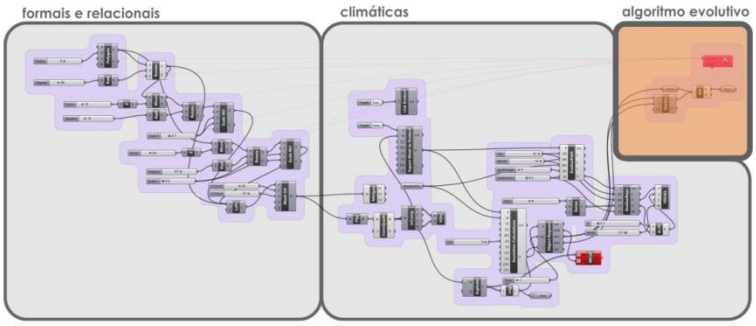
APÊNDICE B – Código ampliado do caso “Definição volumétrica a partir da insolação”

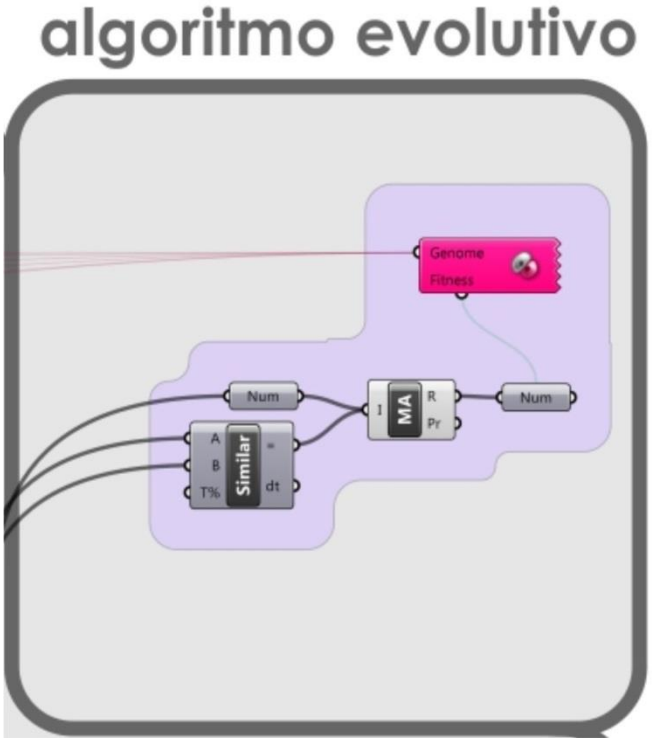




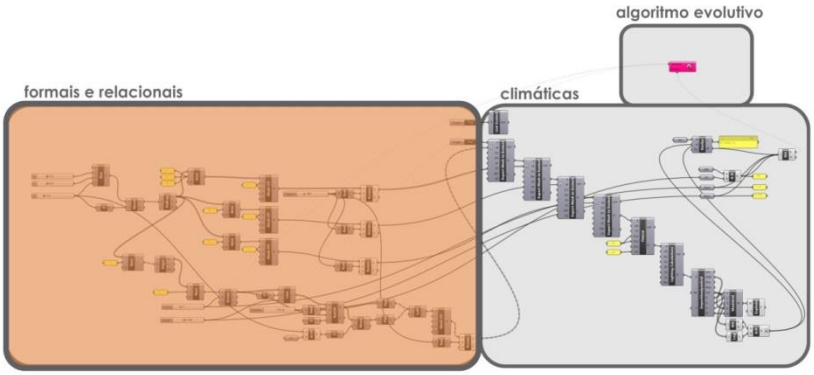

formais e relacionais
climáticas
algoritmo evolutivo

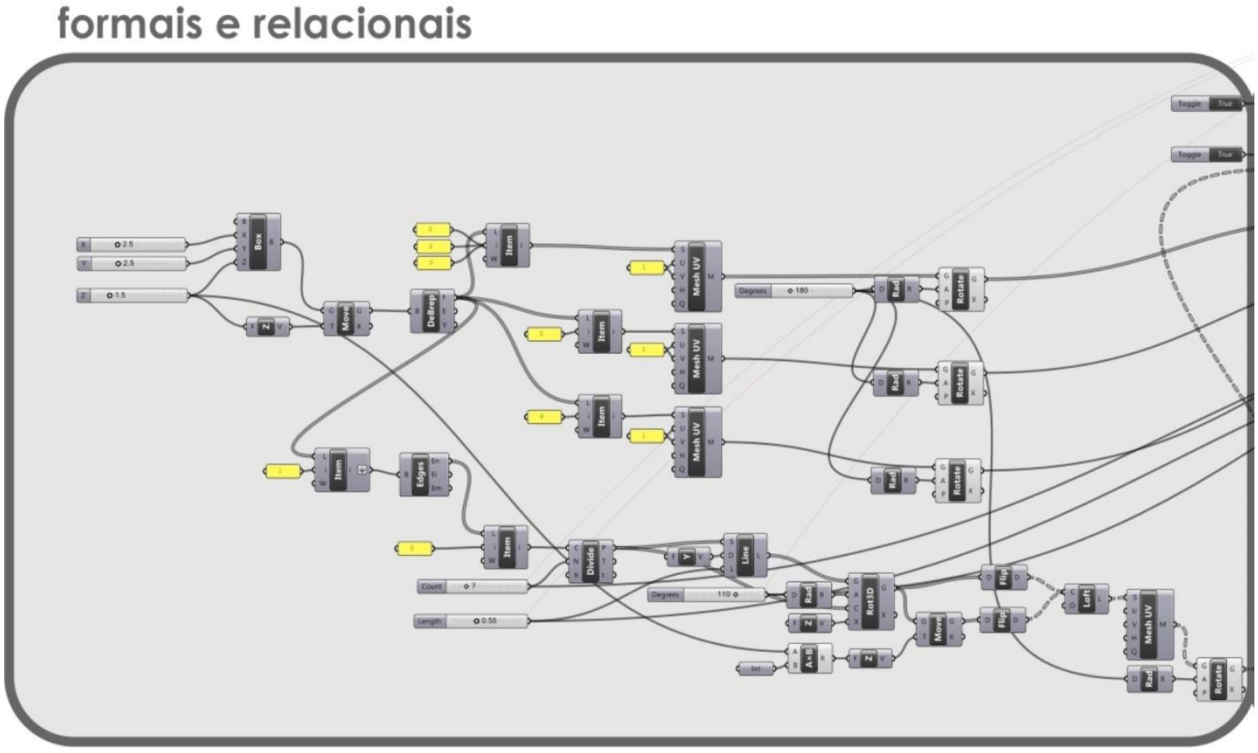

climáticas
Toggle
True
Link Ecotect
Toggle
False
Export Mesh to Ecotect
WeatherFile
MEdges
Flip
ConvQuads
mComp
VDis
Day
31
Month
12
NorthAngle
0
ScaleFactor
0.3
EcoSunPath
Start
8
Series
EcoSunRays
VDisEx
Cal
3
Insolation Calculations
Object Request
MCol
B
0.1
Width
0.7
A+B
Slider
1
Explode
Lng
num

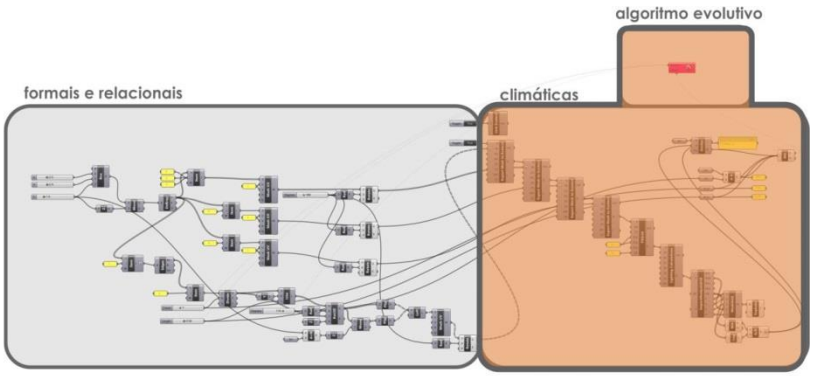

formais e relacionais
climáticas
algoritmo evolutivo

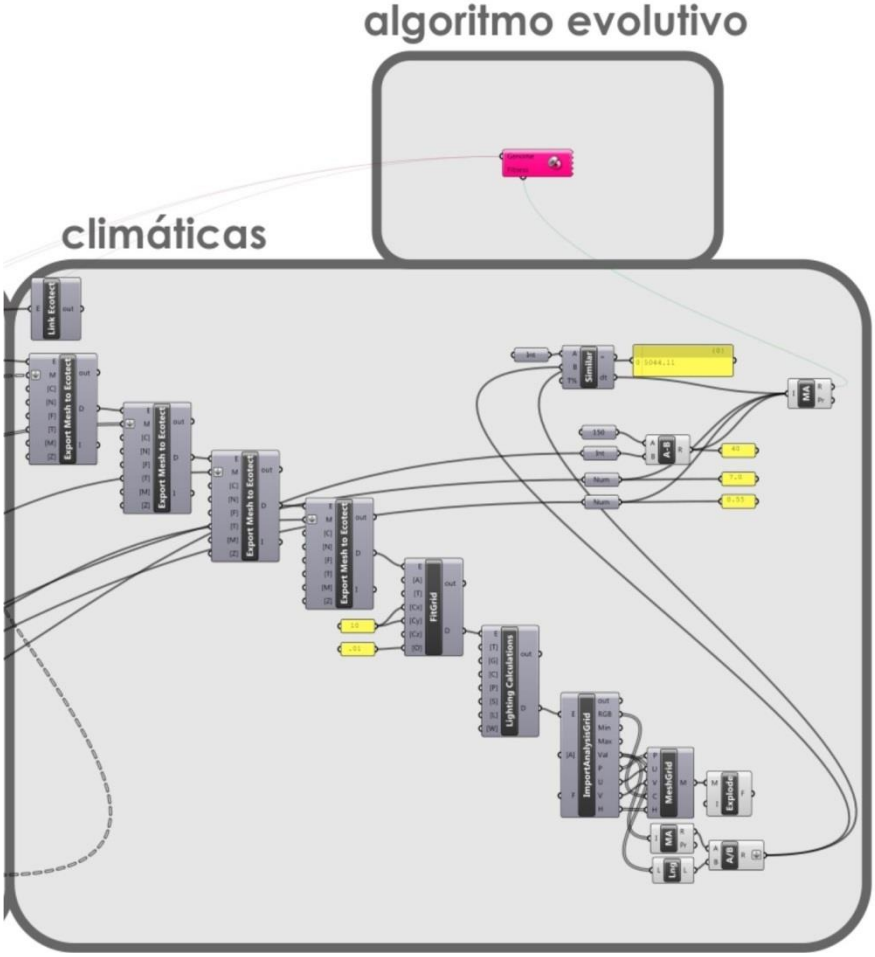

algoritmo evolutivo
Genome
Fitness
Num
A
B
T%
Similar
=
dt
I
MA
R
Pr
Num

APÊNDICE C – Código ampliado do caso “Configuração de brises”

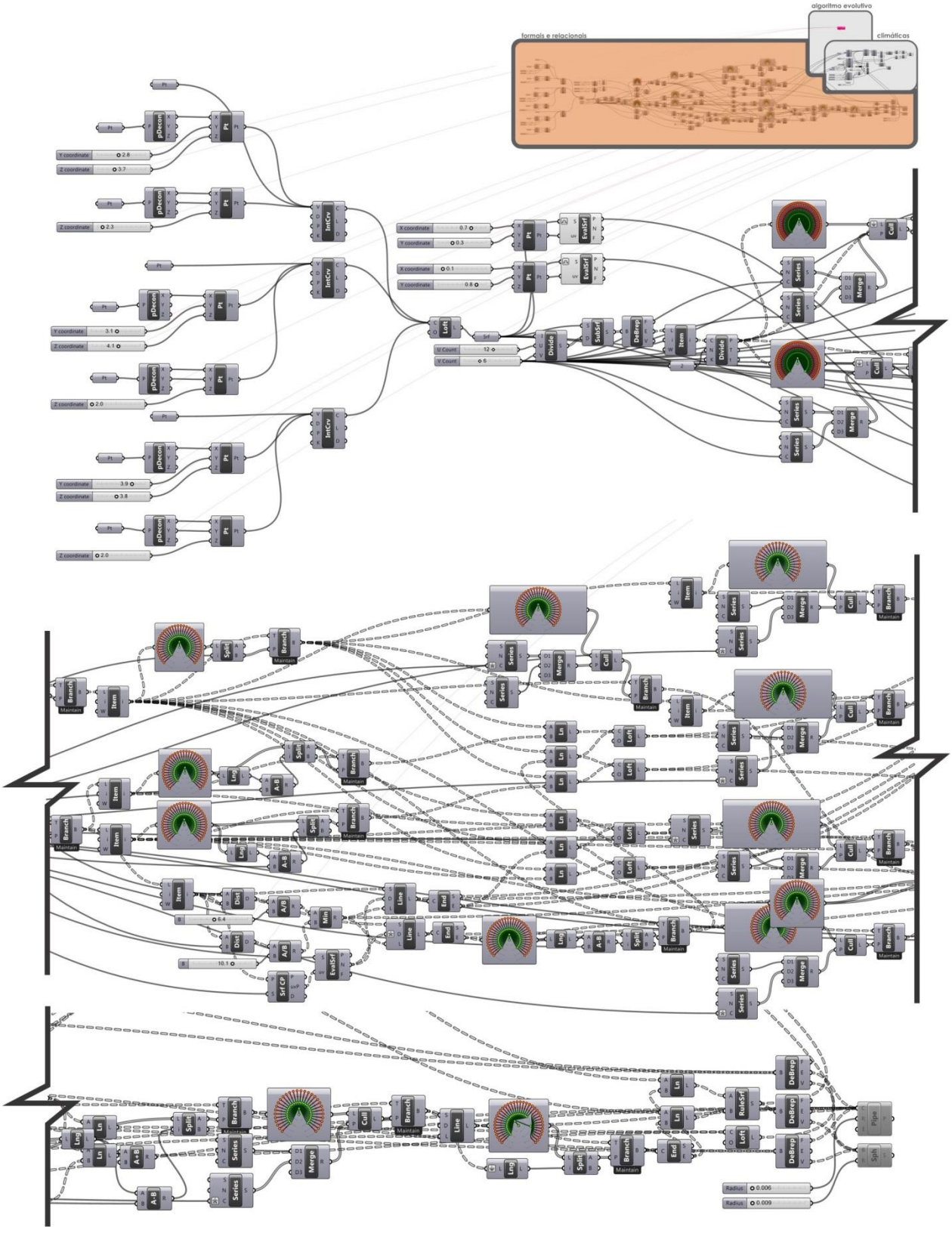


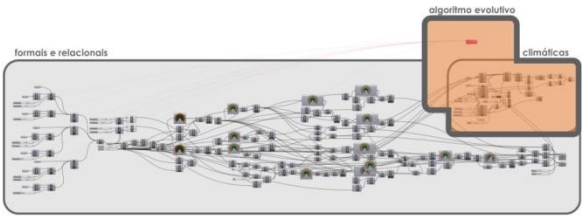


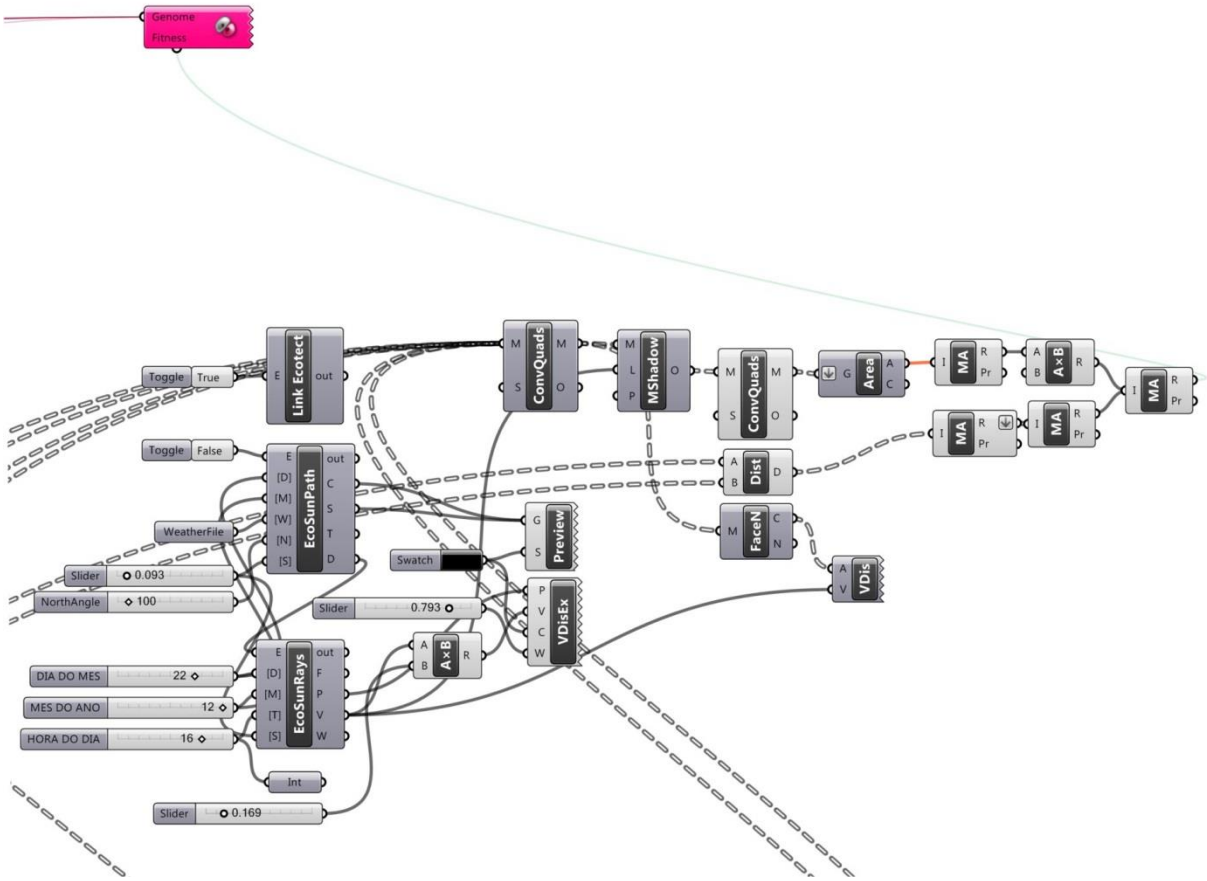

algoritmo evolutivo
formais e relacionais
climáticas


algoritmo evolutivo
climáticas

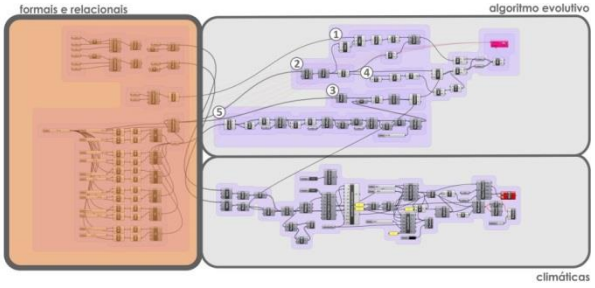
APÊNDICE D – Código ampliado do caso “Exploração criativa para o desenho de uma cobertura”

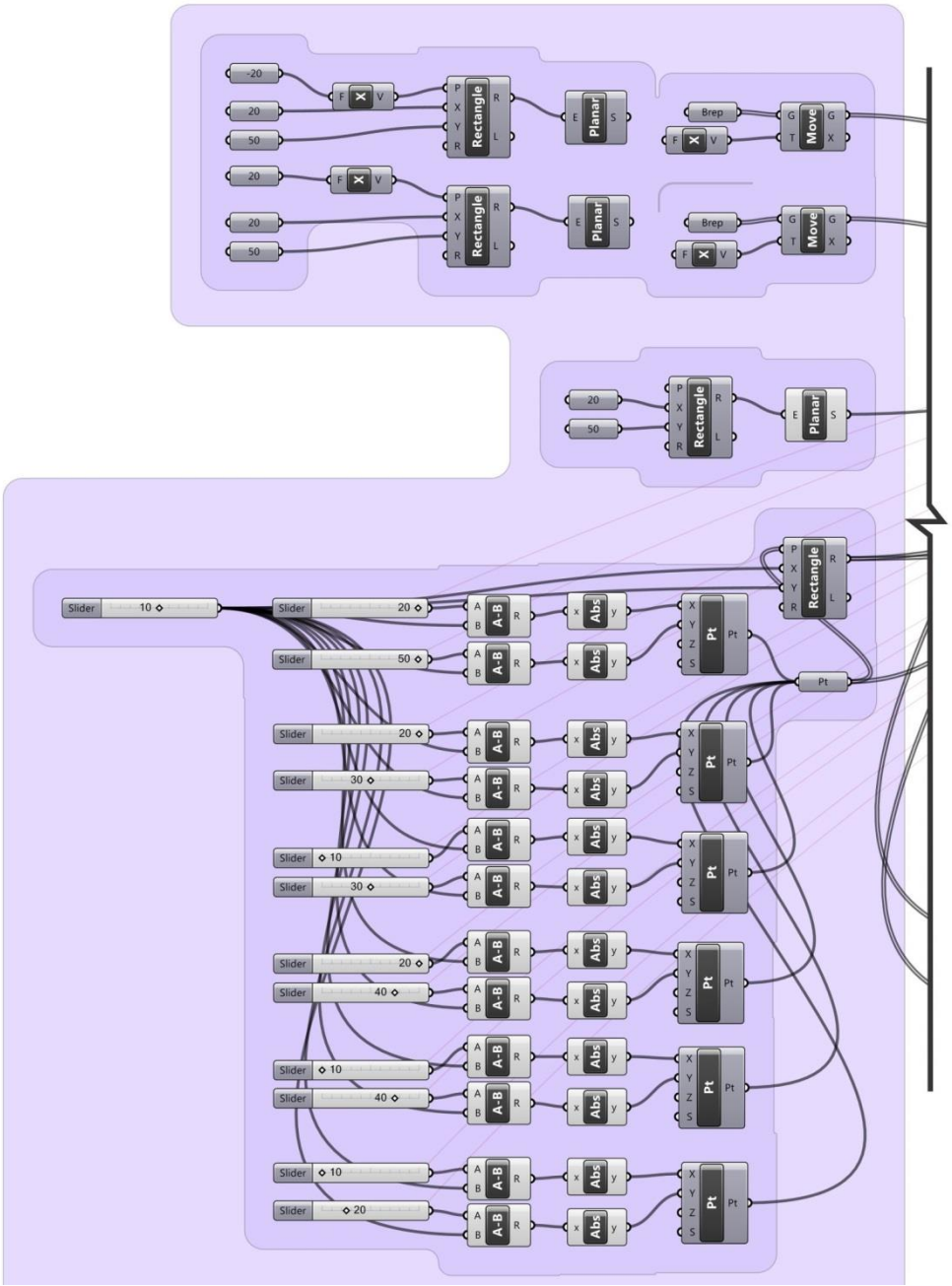


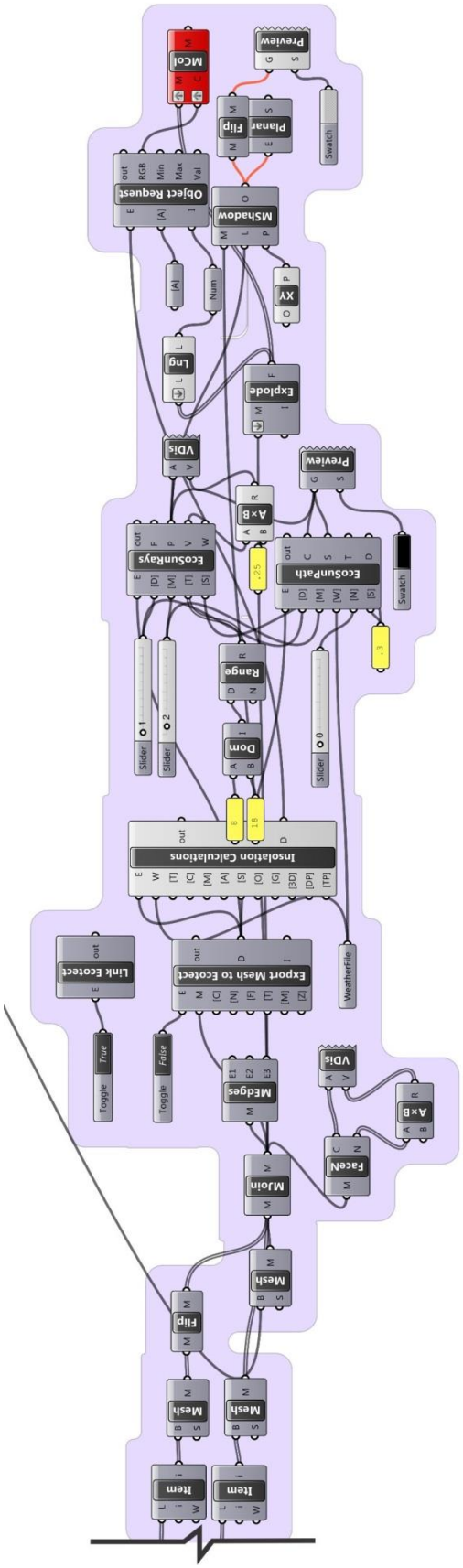

algoritmo evolutivo
formais e relacionais
climáticas

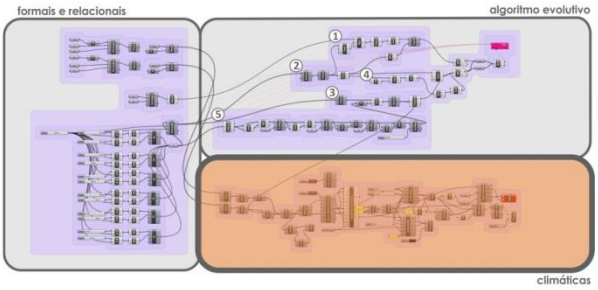

Genome
Fitness
Toggle
True
Link Ecotect
out
ConvQuads
MShadow
Area
MA
A×B
Toggle
False
EcoSunPath
Dist
WeatherFile
Preview
Swatch
FaceN
Slider
0.093
NorthAngle
100
Slider
0.793
VDisEx
A×B
DIA DO MES
22
MES DO ANO
12
HORA DO DIA
16
EcoSunRays
Int
Slider
0.169

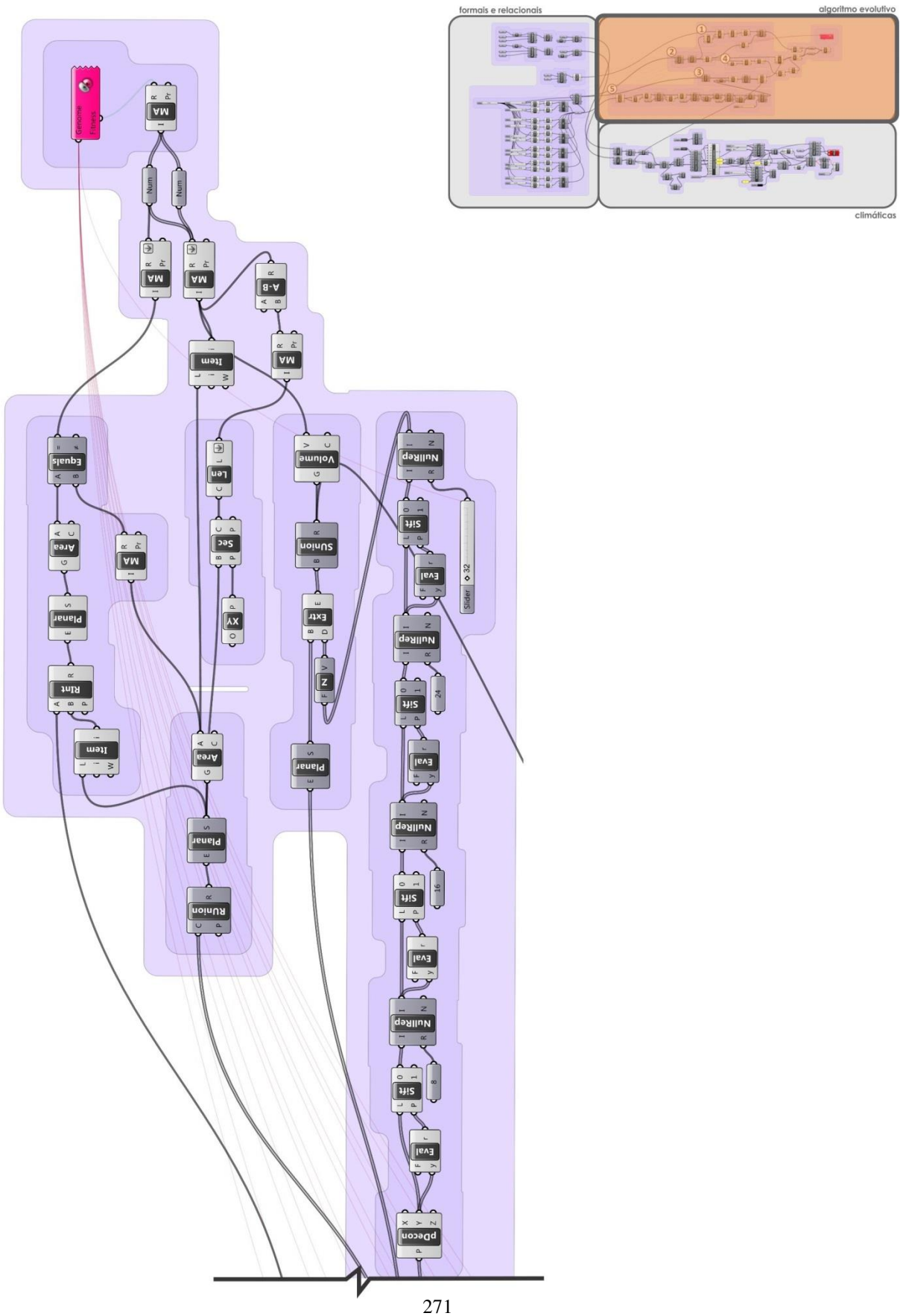
APÊNDICE E – Código ampliado do caso “definição volumétrica a partir da implantação, recuos e volume”






MCol
Preview
Planar
Flip
Swatch
Object Request
MShadow
XY
Num
Lng
Explode
VDis
Preview
A×B
EcoSunRays
EcoSunPath
Swatch
Range
Dom
Slider
Slider
Slider
Insolation Calculations
Link Ecotect
Export Mesh to Ecotect
WeatherFile
Toggle
True
Toggle
False
MEdges
VDis
A×B
FaceN
MJoin
Mesh
Flip
Mesh
Mesh
Item
Item


formais e relacionais
algoritmo evolutivo
climáticas


formais e relacionais
algoritmo evolutivo
climáticas
Genome
Extract
MA
Num
Item
Equals
Area
Planar
Rint
Len
Sec
XY
Volume
SUnion
Extr
Z
RUnion
A-B
NullRep
Sift
Eval
Slider
32
24
16
8
PDecon

APÊNDICE F – Plano de ensino do workshop da Universidade Federal de Santa Catarina

PARTE INFORMATIVA	
Curso:	**ARQUITETURA E URBANISMO / DESIGN / ENGENHARIA CIVIL**
Instituição:	**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA . UFSC**
Disciplina:	**SISTEMA GENERATIVO EVOLUTIVO DE PROJETO**
Carga Horária:	**18**
Data:	**13 A 15 DE AGOSTO DE 2013**
Ano:	**2013**
Professor:	**Jarryer Andrade De Martino**

EMENTA

Introdução à fundamentação teórica sobre processo de projeto sistematizado parametrizado. Instrumentalização com ferramenta paramétrica. Introdução ao mecanismo evolutivo e identificação dos seus componentes. Estruturação dos algoritmos evolutivos. Reconhecimento e inserção dos algoritmos evolutivos como método de projeto sistematizado parametrizado evolutivo.

OBJETIVOS

Compreender o conceito sobre sistema generativo, procedimento algorítmico e parametrização. Sistematizar o processo de projeto algoritmicamente. Estruturar um sistema generativo de projeto. Reconhecer problemas de projeto que possam ser solucionados através do método evolutivo. Identificar os elementos que o compõem. Estruturar o sistema generativo evolutivo.

METODOLOGIA

Aula teórica expositiva dialógica (3 horas);
Aulas práticas:

1. desenvolvimento de 5 exercícios práticos utilizando o software Rhinoceros e o plugin Grasshopper (6 horas);
2. desenvolvimento de um projeto final que adote o sistema generativo paramétrico como método de projeto (9 horas).

CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO

Avaliação contínua dos exercícios práticos realizados durante o processo de instrumentalização considerando:

1. entendimento da lógica do programa adotado;
2. capacidade de estruturação algorítmica para a solução dos problemas propostos;
3. autonomia no processo de implementação da estruturação algorítmica seguindo a lógica do programa;

Avaliação do projeto final considerando:

1. identificação e decomposição do problema a ser solucionado;
2. complexidade do sistema diante das interações estabelecidas entre os seus subsistemas;
3. grau de parametrização dos elementos que compõem o projeto;
4. grau de atendimento ao objetivo inicial.

CONTEÚDO PROGRAMÁTICO

1. **Introdução teórica sobre:**

a) Sistematização do processo de projeto;
b) Conceitos: algoritmo, parametrização e sistemas;
c) Sistemas generativos.

2. **Apresentação da interface do Grasshopper:**

a) organização dos menus;
b) painéis;
c) componentes (operadores matemáticos, formas básicas, extrusão, séries, funções, combinação e superfície);
d) conexões, listas e fluxos de dados.

3. **Exercícios práticos:**

a) Exercícios 1: desenvolver uma composição volumétrica utilizando diferentes sólidos parametrizados;
b) Exercício 2: definir uma distribuição paramétrica para uma sequência de elementos considerando como variáveis os seus espaçamentos, a quantidade e tipo de elementos;
c) Exercício 3: definir uma estrutura aramada a partir da divisão de uma superfície;
d) Exercício 4: definição de uma estrutura a partir da repetição de um módulo que se adeque às deformações da superfície.

4. **Introdução ao mecanismo evolutivo e aos seus componentes:**

a) Biologia evolutiva: descendência comum, diversidade e seleção natural;
b) Genética: codificação (DNA) e mecanismos de duplicação e mutação.

5. **Algoritmos evolutivos: estrutura básica e seus componentes:**

a) Método evolutivo como método de projeto;
b) Genética do projeto: codificação e mecanismos evolutivos;
c) Implementação dos algoritmos evolutivos no processo de projeto.

6. **Exercício prático:**

Exercício 5: utilizar o algoritmo evolutivo para organizar um conjunto de quadrados de maneira a obter uma composição com o maior perímetro possível.

7. **Projeto final**

a) definir o problema a ser solucionado;
b) identificação e decomposição dos elementos que o compõem;
c) criação de um roteiro dos possíveis procedimentos;
d) implementação no programa Grasshopper.

BIBLIOGRAFIA

Básica:

ALEXANDER, C.; ISHIKAWA, S.; SILVERSTEIN, M. **Uma linguagem de padrões**. Trad. Alexandre Salvaterra. Porto Alegre: Bookman, 2013.

BENTLEY, P. J**. Evolutionary Design by Computers**. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1999.

FISCHER, T.; HERR, C. M. Teaching Generative Design. In: SODDU, C. (ed.). **Proceedings of the 4th International Generative Art Conference**. Generative Design Lab DIAP, Politecnico di Milano, dez. 2001. Disponível em: <http://www.generativeart.com>. Acesso em: 10 abr. 2004.

TERZIDIS, K. **Algorithmic Architecture**. Oxford: Architectural Press/Elsevier, 2006.

WOODYBURY, R. **Elements of parametric design**. New York: Routledge, 2010.

Complementar:

CELANI, G. ; VAZ, C. E. V. Scripts em CAD e ambientes de programação visual para modelagem paramétrica: uma comparação do ponto de vista pedagógico. In: **Cadernos Proarq**. Revista do Programa de Pós-graduação em Arquitetura da UFRJ, Rio de Janeiro: v.1, n. 18, p. 177-194, 2012.

JOHNSON, S. **Emergência**: a vida integrada de formigas, cérebros, cidades e softwares. Trad. Maria Carmelita Pádua Dias. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Ed., 2003.

OXMAN, R.; OXMAN, R. New structuralism: design, engineering and architectural technologies. **Architectural Design**, v. 80, n. 4, p14-23, jul./ago. 2010.

APÊNDICE G – Plano de ensino da Universidade Federal do Rio Grande do Sul

PARTE INFORMATIVA	
Curso:	**ARQUITETURA E URBANISMO / DESIGN / ARTE**
Instituição:	**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL . UFRGS**
Disciplina:	**SISTEMA GENERATIVO EVOLUTIVO DE PROJETO**
Carga Horária:	**30**
Data:	**7 A 11 DE ABRIL DE 2014**
Ano:	**2014**
Professor:	**Jarryer Andrade De Martino**

EMENTA

Introdução ao mecanismo evolutivo e identificação dos seus componentes. Introdução à fundamentação teórica sobre o processo de projeto sistematizado parametrizado. Estruturação dos algoritmos evolutivos. Reconhecimento e inserção dos algoritmos evolutivos como método de projeto sistematizado parametrizado evolutivo. Instrumentalização com ferramenta paramétrica.

OBJETIVOS

Compreender o mecanismo evolutivo e os seus componentes. Reconhecer problemas de projeto que possam ser solucionados através do método evolutivo. Identificar os elementos que o compõem. Compreender o conceito sobre sistema generativo, procedimento algorítmico e parametrização. Sistematizar o processo de projeto algoritmicamente. Estruturar um sistema generativo de projeto. Estruturar o sistema generativo evolutivo.

METODOLOGIA

Aula teórica expositiva dialógica (3 horas);
Aulas práticas:

1. desenvolvimento de 5 exercícios práticos utilizando o software Rhinoceros e o plugin Grasshopper (7 horas);
2. desenvolvimento de um projeto final que adote o sistema generativo paramétrico como método de projeto (20 horas).

CRITÉRIOS DE AVALIAÇÃO

Avaliação contínua dos exercícios práticos realizados durante o processo de instrumentalização considerando:

1. entendimento da lógica do programa adotado;
2. capacidade de estruturação algorítmica para a solução dos problemas propostos;
3. autonomia no processo de implementação da estruturação algorítmica seguindo a lógica do programa;

Avaliação do projeto final considerando:

1. identificação e decomposição do problema a ser solucionado;
2. complexidade do sistema diante das interações estabelecidas entre os seus subsistemas;
3. grau de parametrização dos elementos que compõem o projeto;
4. grau de atendimento ao objetivo inicial.

CONTEÚDO PROGRAMÁTICO

1. **Introdução ao mecanismo evolutivo e aos seus componentes:**

a) Biologia evolutiva: descendência comum, diversidade e seleção natural
b) Genética: codificação (DNA) e mecanismos de duplicação e mutação.

2. **Algoritmos evolutivos: estrutura básica e seus componentes:**

a) Método evolutivo como método de projeto
b) Genética do projeto: codificação e mecanismos evolutivos;
c) Implementação dos algoritmos evolutivos no processo de projeto.

3. **Introdução teórica sobre sistematização do processo de projeto**:

a) Conceitos: algoritmo, parametrização e sistemas;
b) Sistemas generativos.

4. **Apresentação da interface do Grasshopper:**

a) organização dos menus;
b) painéis;
c) componentes (operadores matemáticos, formas básicas, extrusão, séries, funções, combinação e superfície);
d) conexões, listas e fluxos de dados.

5. **Exercícios práticos:**

a) Exercícios 1: desenvolver uma composição volumétrica utilizando diferentes sólidos parametrizados;
b) Exercício 2: definir uma distribuição paramétrica para uma sequência de elementos considerando como variáveis os seus espaçamentos, a quantidade e tipo de elementos.
c) Exercício 3: definir uma estrutura aramada a partir da divisão de uma superfície.
d) Exercício 4: definição de uma estrutura a partir da repetição de um módulo que se adeque às deformações da superfície;
e) Exercício 5: utilizar o algoritmo evolutivo para organizar um conjunto de quadrados de maneira a obter uma composição com o maior perímetro possível.

6. **Projeto final:**

a) definir o problema a ser solucionado;
b) identificação e decomposição dos elementos que o compõem;
c) criação de um roteiro dos possíveis procedimentos;
d) implementação no programa Grasshopper.

BIBLIOGRAFIA

Básica:

ALEXANDER, C.; ISHIKAWA, S.; SILVERSTEIN, M. **Uma linguagem de padrões**. Trad. Alexandre Salvaterra. Porto Alegre: Bookman, 2013.

BENTLEY, P. J**. Evolutionary Design by Computers**. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1999.

FISCHER, T.; HERR, C. M. Teaching Generative Design. In: SODDU, C. (ed.). **Proceedings of the 4th International Generative Art Conference**. Generative Design Lab DIAP, Politecnico di Milano, dez. 2001. Disponível em: <http://www.generativeart.com>. Acesso em: 10 abr. 2004.

TERZIDIS, K. **Algorithmic Architecture**. Oxford: Architectural Press/Elsevier, 2006.

WOODYBURY, R. **Elements of parametric design**. New York: Routledge, 2010.

Complementar:

CELANI, G. ; VAZ, C. E. V. Scripts em CAD e ambientes de programação visual para modelagem paramétrica: uma comparação do ponto de vista pedagógico. In: **Cadernos Proarq**. Revista do Programa de Pós-graduação em Arquitetura da UFRJ, Rio de Janeiro: v.1, n. 18, p. 177-194, 2012.

JOHNSON, S. **Emergência**: a vida integrada de formigas, cérebros, cidades e softwares. Trad. Maria Carmelita Pádua Dias. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Ed., 2003.

OXMAN, R.; OXMAN, R. New structuralism: design, engineering and architectural technologies. **Architectural Design**, v. 80, n. 4, p14-23, jul./ago. 2010.

APÊNDICE H – Entrevista sobre implementação do algoritmo genético no processo de projeto

Nome:
Instituição:
Data:
Formação: [ ] graduando [ ] mestrando [ ] doutorando

Autorizo a divulgação do conteúdo desta entrevista desde que sejam mantidas em sigilo as informações de caráter pessoal, como os dados de identificação pessoal.
[ ] SIM [ ] NÃO

1. Descreva brevemente o objetivo do seu projeto e insira algumas imagens.

2. O projeto foi, ou está sendo, desenvolvido parametricamente?

3. Se a pergunta anterior foi sim, quais os motivos o conduziram à adoção de um sistema paramétrico? Se a resposta foi não, acredita que a utilização de tal sistema poderia ter contribuído para o desenvolvimento e o resultado? Por quê?

4. Em que fase do processo de projeto foi inserido o algoritmo genético?

5. Você já possuía conhecimento sobre o algoritmo genético antes de usar a ferramenta Galapagos no software Grasshopper®, ou ele veio em decorrência do uso desta?

6. Se não existia um conhecimento prévio sobre o algoritmo genético, acredita que se conhecesse poderia ter contribuído para explorar melhor as potencialidades dele como um método de busca?

7. A utilização da ferramenta Galapagos exige a definição de alguns valores, como o número de indivíduos por geração, a taxa de endogamia, a taxa de permanência de indivíduos de uma geração para a outra, o fitness desejado ou a minimização ou maximização dos resultados. Diante disso, você apresentou alguma dificuldade para entendê-los? Utilizou os valores defaults ou os ajustou?

8. No seu projeto, quais foram os elementos variáveis adotados como características, os genes, e quais foram as restrições, o fitness (função de avaliação), que compuseram o algoritmo genético?

9. Embora o algoritmo genético tenha como característica a otimização, é possível, diante de uma configuração mais flexível das suas restrições, dotá-lo de um aspecto exploratório criativo. No seu caso em específico, a intenção foi a de otimização ou a de exploração criativa?

10. Você acredita que seria possível, encontrar as soluções para o projeto sem a implementação do algoritmo genético? Explique.