



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS  
Faculdade de Engenharia Química

IVANDER SALVADOR RUIZ

DESENVOLVIMENTO DE UM SENSOR VIRTUAL PARA O MONITORAMENTO  
DO PROCESSO DE REDESTILAÇÃO DE CACHAÇA

CAMPINAS  
2019

IVANDER SALVADOR RUIZ

DESENVOLVIMENTO DE UM SENSOR VIRTUAL PARA O MONITORAMENTO  
DO PROCESSO DE REDESTILAÇÃO DE CACHAÇA

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Química da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Química.

Orientador: Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva  
Coorientador: Prof. Dr. Roger Josef Zemp

ESTE TRABALHO CORRESPONDE À  
VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO  
DEFENDIDA PELO ALUNO IVANDER  
SALVADOR RUIZ, E ORIENTADA  
PELO PROF. DR. FLÁVIO  
VASCONCELOS DA SILVA

CAMPINAS  
2019

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

R859d Ruiz, Ivander Salvador, 1991-  
Desenvolvimento de um sensor virtual para o monitoramento do processo de redistilação de cachaça / Ivander Salvador Ruiz. – Campinas, SP : [s.n.], 2019.

Orientador: Flávio Vasconcelos da Silva.

Coorientador: Roger Josef Zemp.

Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química.

1. Cachaça. 2. Destilação. 3. Destilação em batelada. 4. Redes neurais (Computação). 5. Sensor. I. Silva, Flávio Vasconcelos da, 1971-. II. Zemp, Roger Josef, 1962-. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Química. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

**Título em outro idioma:** Development of a soft sensor to monitor the sugar cane spirit redistillation process

**Palavras-chave em inglês:**

Sugar cane spirit

Distillation

Batch distillation

Neural networks (Computation)

Soft sensor

**Área de concentração:** Engenharia Química

**Titulação:** Mestre em Engenharia Química

**Banca examinadora:**

Flávio Vasconcelos da Silva [Orientador]

Christianne Elisabete da Costa Rodrigues

Viktor Oswaldo Cárdenas Concha

**Data de defesa:** 27-05-2019

**Programa de Pós-Graduação:** Engenharia Química

**Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)**

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0001-7735-848X>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/3039498167426338>

## **FOLHA DE APROVAÇÃO**

Dissertação de Mestrado defendida por Ivander Salvador Ruiz e aprovada em 27 de Maio de 2019 pela banca examinadora constituída pelos doutores:

---

Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva  
Orientador

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Christianne Elisabete da Costa Rodrigues  
(USP – FZEA)

---

Prof. Dr. Viktor Oswaldo Cárdenas Concha  
(UNIFESP – Campus Diadema)

A Ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria de Pós-Graduação da FEQ/Unicamp.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao Professor Flávio Vasconcelos da Silva, pela orientação, paciência e colaboração dispensada ao decorrer do desenvolvimento dos trabalhos.

Às Professoras Patrícia Fazzio Martins Martinez e Roberta Ceriani, pelas valiosas contribuições no exame de qualificação, que foram essenciais para nortear o trabalho.

Aos Professores Roger Josef Zemp e Ana Maria Frattini Fileti, pelas ideias, indicações e apoio em pontos cruciais no desenvolvimento do trabalho.

À minha família e a todos meus amigos que me acompanharam ao longo deste caminho.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) - Brasil pela concessão da bolsa de mestrado sob inscrição nº 134009/2016-9 e pelo apoio financeiro para a realização deste trabalho.

## RESUMO

O presente trabalho teve por objetivo geral propor e desenvolver um sensor virtual que seja capaz de calcular a graduação alcoólica do destilado no processo de redestilação de cachaça, fornecendo uma alternativa em tempo real de medição às análises laboratoriais, contornando a necessidade de implantação de analisadores online. Uma planta teste de destilação batelada, com capacidade de até doze litros, foi montada e instrumentada, a fim de coletar dados experimentais do processo. Utilizando o banco de dados gerado, foi calculada a relação entre as variáveis medidas do processo e a graduação alcoólica, medida por refratometria de diversas amostras coletadas ao longo da operação, utilizando-se de ferramentas computacionais, tais como o software Mathworks® MATLAB 2017. Após analisados os parâmetros de cada resultado gerado, o modelo baseado em uma rede neural *feedforward* com uma camada oculta de seis neurônios foi escolhido para ser utilizado como sensor virtual, por apresentar uma melhor exatidão, com um erro médio de 2,2 °GL, fornecendo valores de graduação alcoólica do destilado que melhor representam o comportamento da redestilação da bebida.

Palavras-chave: Cachaça. Destilação. Destilação em batelada. Redes neurais. Sensor. Virtual. Graduação alcoólica.

## **ABSTRACT**

The aim of this study was to propound and develop a soft sensor capable of calculating the alcoholic contents of the distillate coming from the sugar cane spirit redistillation process. A test batch distillation plant, with up to twelve liters capacity, was assembled and instrumented, in order to collect experimental data from the process and, by using the generated database, calculate the relationship between the measured variables in the process and the alcoholic strength, measured by refractometry of several samples collected along the operation, employing computational tools such as Mathworks® MATLAB 2017. After the parameters from each result were analyzed, the feedforward neural net based model, characterized by one hidden layer of six neurons, was chosen to be implemented as the soft sensor, presenting a better accuracy, with an average error of 2.2 °GL, and providing alcoholic content values that better represent the behavior of the sugar cane spirit redistillation.

**Keywords:** Sugar cane spirit. Distillation. Batch distillation. Neural networks. Soft sensor. Alcoholic strength. Alcoholic contents.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Exemplo de arquitetura de uma Rede Neural .....	22
Figura 2 - Desenvolvimento de um modelo orientado a dados .....	27
Figura 3 - Módulo de três estágios (a) e módulo intermediário (b).....	35
Figura 4 - Coluna de destilação (a) e detalhe do refluxo externo (b) .....	37
Figura 5 - Diagrama P&ID da coluna de destilação .....	38
Figura 6 - Representação do sistema Fieldbus H1 instalado .....	40
Figura 7 - Painel do DFI302.....	41
Figura 8 - Painel de distribuição elétrica da coluna de destilação.....	43
Figura 9 - Refratômetro de Abbe.....	46
Figura 10 - Esquema de monitoramento da redestilação via sensor virtual .....	49
Figura 11 - Projeto do Refervedor .....	51
Figura 12 - Refervedor usinado em Aço Inox 304 .....	53
Figura 13 - Tela principal do sistema supervisório .....	54
Figura 14 - Tela de gráficos do sistema supervisório .....	55



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Limite dos componentes do Coeficiente de Congêneres (MAPA, 2016) .....	28
Tabela 2 - Cálculo da velocidade máxima de vapor no refervedor .....	52
Tabela 3 - Cálculo da velocidade máxima de vapor admissível.....	52
Tabela 4 - Variação na temperatura de ebulição da mistura.....	56
Tabela 5 - Matriz de Correlação para os dados de temperatura dos estágios .....	58
Tabela 6 - Escolha da estrutura da Rede Neural a ser utilizada .....	59
Tabela 7 - Erros Médios Quadráticos resultantes das redes neurais avaliadas.....	61
Tabela 8 - Pesos entre os neurônios de entrada e ocultos da rede neural .....	64
Tabela 9 - Pesos entre os neurônios de saída e ocultos da rede neural.....	65
Tabela 10 - Bias dos neurônios ocultos e de saída da rede neural.....	65
Tabela 11 - Erros médios quadráticos dos polinômios multivariáveis .....	67

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	12
2. OBJETIVOS.....	15
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	17
3.1. Cachaça.....	17
3.2. Destilação.....	19
3.2.1. Destilação Batelada.....	20
3.3. Redes Neurais Artificiais .....	21
3.3.1. Função de ativação linear ou identidade .....	24
3.3.2. Função de ativação sigmoidal ou logística.....	24
3.3.3. Função de ativação tangente hiperbólica ou tangente sigmoidal .....	25
3.4. Sensores virtuais .....	25
4. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA .....	28
4.1. A qualidade da cachaça.....	28
4.2. Monitoramento e controle de processos de destilação.....	30
5. MATERIAL E MÉTODOS.....	34
5.1. Material.....	34
5.1.1. Coluna de destilação.....	34
5.1.2. Monitoramento, controle e aquisição de dados do processo.....	38
5.1.3. Sistema supervisorio e comunicação.....	40
5.1.4. Instalações elétricas.....	41
5.2. Escolha das variáveis .....	43
5.2.1. Definição do grupo de variáveis de <i>input</i> .....	44
5.2.2. Definição do grupo de variáveis de <i>output</i> .....	44
5.3. Coleta de dados de treinamento dos sensores virtuais .....	45

5.4.	Análises químicas .....	46
5.4.1.	Determinação da graduação alcoólica.....	46
5.5.	Treinamento e validação do sensor virtual .....	47
6.	RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	51
6.1.	Refrervedor .....	51
6.2.	Sistema Supervisório .....	53
6.3.	Definição das variáveis de <i>output</i> .....	55
6.4.	Coleta de dados de treinamento e definição das variáveis de <i>input</i> .....	57
6.5.	Rede Neural .....	58
6.6.	Polinômios Multivariável – Polyfitn.....	65
7.	CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS .....	69
8.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	70
	APÊNDICE A. SCRIPT DE TREINAMENTO DAS REDES NEURAIIS .....	74

## 1. INTRODUÇÃO

Dados preliminares do Censo Agropecuário de 2017 informam a existência de aproximadamente 11 mil produtores de aguardente de cana-de-açúcar no País. Porém, uma parcela menor que 15% destes produtores são registrados no Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA). Para Carlos Lima, diretor executivo do Instituto Brasileiro da Cachaça (IBRAC), mostra-se necessária uma revisão da carga tributária incidente sobre a bebida, pois, de acordo com os cálculos do Instituto Brasileiro de Planejamento e Tributação (IBPT), as taxas representam 81,87% do preço do produto (ESTADÃO, 2018).

O decreto nº 6.871, de 4 de Junho de 2009 regulamenta a lei nº 8.918, de 14 de julho de 1994, que dispõe sobre a padronização, a classificação, o registro, a inspeção, a produção e a fiscalização de bebidas. O artigo 53 de tal decreto traz a definição de cachaça como sendo “a denominação típica e exclusiva da aguardente de cana produzida no Brasil, com graduação alcoólica de trinta e oito a quarenta e oito por cento em volume, a vinte graus Celsius, obtida pela destilação do mosto fermentado do caldo de cana-de-açúcar com características sensoriais peculiares, podendo ser adicionada de açúcares até seis gramas por litro” (BRASIL, 2009).

Os produtores que atuam ilegalmente, sem registro, controle e, muitas vezes, com a venda de uma cachaça sem marca, praticam concorrência predatória em relação aos preços e afetam a credibilidade do setor ao comercializarem produtos de qualidade inadequada, fora da especificação requerida e arriscando, assim, a saúde dos consumidores (SEBRAE, 2012).

Padrões de qualidade foram estabelecidos para a cachaça no Brasil, a fim de padronizar a composição química da mesma e proteger a saúde dos consumidores, estabelecendo os limites mínimos e máximos para componentes voláteis não alcoólicos, bem como contaminantes orgânicos e inorgânicos que podem estar presentes na bebida (BORTOLETTO; ALCARDE, 2015).

Porém, um estudo realizado por Bortoletto e Alcarde (2015) mostra que é alta a ocorrência de irregularidades ocorridas na produção da cachaça, sendo que, das 268 amostras de cachaça analisadas, 50,7% não estão em acordo com as especificações de acordo com a lei nº 8.918.

Com vistas a corrigir defeitos sensoriais de amostras tradicionais de cachaça, alguns produtores têm adotado a prática de redestilar cachaças prontas (38-48% de álcool) após diluição a valores em torno de 30% de álcool ou menos, visando a obtenção de um produto com características mais neutras (suaves), semelhantes às obtidas utilizando-se o processo de bidestilação (FRANCO; ROTA; FARIA, 2009).

Uma das dificuldades encontrada no processo de redestilação de cachaças é o controle de qualidade do produto, uma vez que as composições da bebida obtida são normalmente determinadas por meio de análises laboratoriais, que compõem um procedimento lento e que impossibilita a correção da qualidade da cachaça em tempo real, ou por analisadores em linha, que, segundo Smets et al. (2007), são caros e de difícil manutenção.

Uma alternativa para contornar a dificuldade no controle da composição de destilados é o emprego de um sensor virtual no processo de destilação, que, segundo Osorio et al. (2008), por estimar a qualidade do destilado utilizando medidas simples de variáveis no

processo, pode suprir a necessidade de analisadores em linha caros e complexos no monitoramento e controle do processo.

Atualmente, as análises de qualidade de cachaças são feitas em laboratório, um processo que é lento, impossibilitando a correção da qualidade da bebida em tempo real. Estudos atuais que propõem a utilização de técnicas de inferência da qualidade do destilado no processo de destilação de bebidas são escassos. O presente trabalho consiste no desenvolvimento de um sensor virtual para o processo de redestilação de cachaça, a fim de monitorar a qualidade da bebida obtida em tempo real e fornecer informações que possibilitem o ajuste das composições do produto antes deste desviar da especificação exigida

Assim, pode-se elaborar a seguinte hipótese: “O desenvolvimento de um sensor virtual para determinação, em tempo real, da graduação alcoólica do destilado no processo de redestilação da cachaça fornece informações que possibilitam o monitoramento e o controle da qualidade da bebida”.

## 2. OBJETIVOS

O presente trabalho tem como objetivo geral o desenvolvimento de sensores virtuais para o processo de redestilação de cachaça, por meio da coleta de dados experimentais em uma planta teste de destilação batelada, visando correlacionar variáveis medidas em tempo real com a graduação alcoólica da cachaça, a fim de monitorar a qualidade da bebida obtida em tempo real e fornecer informações que possibilitem o ajuste das composições do produto antes deste sofrer desvios em relação à especificação exigida.

Como objetivos específicos, tem-se:

- Projetar um novo refulvedor, a fim de fornecer uma maior carga térmica para o processo;
- Projetar e montar um painel elétrico para o processo de destilação;
- Montar a coluna de destilação com o novo refulvedor e toda a instrumentação a ser utilizada;
- Criar um sistema supervisorio para o processo de destilação de cachaça;
- Realizar destilações de misturas alcoólicas, simulando cachaças fora de especificação, coletando amostras de destilado e criando um banco de dados das variáveis de processo (temperatura dos estágios, vazão de refluxo, calor do refulvedor) e das composições do destilado, obtidas por análises em laboratório, em cada tempo do processo;
- Utilizar o banco de dados gerado para treinamento de sensores virtuais;
- Definir qual grupo de variáveis é mais adequado para ser utilizado como *input* do sensor virtual;

- Realizar destilações da cachaça fora de especificação utilizando o sensor virtual, coletando amostras de destilado, todos os dados de processo (temperatura dos estágios, vazão de refluxo, calor do refeedor) e valores de graduação alcoólica fornecidos pelo sensor virtual, a fim de comparar estes valores com os valores reais em cada tempo de processo.



### **3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

#### **3.1. CACHAÇA**

A história da cachaça se confunde com a história do Brasil, tendo como protagonistas a cana-de-açúcar, o imigrante português e o escravo africano, que juntos, numa Terra de Índios, criaram a bebida que hoje é conhecida por todos.

A primeira plantação de cana no Brasil foi criada em 1504, por Fernão de Noronha, que recebeu uma ilha para a exploração do pau brasil. Há referências de que o primeiro engenho de açúcar foi construído em 1516, na Feitoria de Itamaracá, criada pelo Rei D. Manuel no litoral de Pernambuco e confiada ao técnico de administração colonial Pero Capico. Apesar de não haver um registro preciso sobre o local onde foi instalada a primeira destilação de cachaça, pode-se afirmar que ela se deu no território brasileiro entre 1516 e 1532, sendo, portanto, o primeiro destilado da América Latina, antes mesmo do aparecimento do pisco peruano, da tequila mexicana e do rum caribenho (MARTINS, 2011).

Prevista por lei, a denominação “cachaça” é exclusivamente dada à aguardente de cana-de-açúcar produzida no Brasil, e existem ferramentas coletivas de valorização de produtos tradicionais vinculados a determinados territórios: as indicações geográficas. Elas agregam valor ao produto, o que permite o estabelecimento de um diferencial competitivo frente a outros concorrentes, possibilitando também a organização produtiva, promoção cultural e turística da região (INPI; SEBRAE, 2016).

Conforme estabelecido pela Lei de Propriedade Industrial 9.279/96, as indicações geográficas são divididas em duas modalidades: Indicação de procedência (IP), que consiste no nome geográfico indicado por centro de extração, produção ou fabricação de determinado

produto; e Denominação de Origem (DO), consistindo no nome geográfico designando um produto ou serviço cujas qualidades ou características se devam ao meio geográfico, incluídos fatores naturais e humanos (BRASIL, 1996).

Segundo o Instituto Nacional da Propriedade Industrial (INPI), a cachaça possui três indicações de procedência. A Microrregião de Abaíra, na Bahia, localizada na região da Chapada Diamantina, abrangendo parte dos municípios de Abaíra, Jussiape, Mucugê e Piatã, na qual o produto diferencia-se pelo *know-how* dos produtores, apresentando uma graduação alcoólica levemente menor e características sensoriais peculiares, características controladas rigorosamente por meio de avaliação físico-química. A levedura mais utilizada na produção é natural da região, a *Saccharomyces cerevisiase*, o que fornece maior rentabilidade.

A segunda indicação de procedência é a de Paraty, responsável pela produção de cachaça e aguardente composta azulada. Localizada no Rio de Janeiro, seu clima e solo são considerados ideais para a plantação de cana-de-açúcar. Sua geografia acidentada e quantidade de rios favoreceu a construção de rodas d'água, auxiliando na moagem em grande escala da cana. A cachaça aqui produzida obedece uma normativa técnica rígida, com produção artesanal, familiar, limites máximos de produção estabelecidos e uma tradição secular, controlados pelo Conselho Regulador da Associação dos Amigos e Produtores da Cachaça de Paraty (APACAP). Atualmente, os produtores vendem praticamente toda sua produção para turistas (INPI; SEBRAE, 2016).

A região de Salinas, última indicação de procedência da lista, é situada no norte de Minas Gerais, e é a principal referência na produção de cachaça artesanal do Estado. Sua principal característica é a uniformidade do solo e clima semiárido, apresentando baixo índice pluviométrico, com chuvas de novembro a março, sendo a época ideal para o plantio da cana. A cachaça da região de Salinas é obtida exclusivamente da do mosto fermentado de

cana-de-açúcar, produzido e destilado em alambiques e condensadores de cobre, sendo um produto tipicamente artesanal. O curso superior da cachaça, implementado em 2004 pelo Ministério da Educação, e a inauguração do Museu da Cachaça em 2012, ambos na cidade de Salinas, são reflexos da importância econômica, histórica e cultural desta região.

As indicações geográficas projetam uma imagem associadas à qualidade, reputação e identidade do produto, conferindo uma maior competitividade nos mercados nacional e internacional, melhorando a comercialização dos produtos, além de evitar o uso indevido por produtores instalados fora das regiões geográficas demarcadas (INPI; SEBRAE, 2016).

### **3.2. DESTILAÇÃO**

Segundo Kockmann (2014), a destilação é um dos mais antigos e mais utilizados métodos de separação, e provavelmente um dos mais minuciosamente investigados e entendidos. Há traços históricos que indicam o uso da destilação há mais de 5000 anos atrás, na Mesopotâmia, até o período medieval, os desenvolvimentos industriais do século XIX e aplicações contemporâneas.

Em uma destilação, uma mistura de dois ou mais componentes é separada em dois ou mais produtos, incluindo, e muitas vezes limitada, a um destilado na região superior e um produto de fundo, nos quais as composições diferem da mistura alimentada. Frequentemente, a alimentação é um líquido ou uma mistura líquido-vapor, o produto de fundo é quase sempre líquido e o destilado no topo pode estar nas fases líquida, vapor ou uma mistura de ambas.

O processo de destilação requer que uma segunda fase seja formada para que ambas as fases líquida e vapor estejam presentes e tenham contato entre si, escoando em fluxo contracorrente; que os componentes presentes na mistura alimentada tenham uma certa

diferença em suas volatilidades, para que a partição entre as fases seja diferenciada para cada um; e que as duas fases sejam separáveis por gravidade ou outro meio mecânico (SEADER et al., 2006).

### 3.2.1. DESTILAÇÃO BATELADA

De acordo com Bander (2018), a destilação batelada é uma operação não-estacionária, comumente realizada em um tanque onde é acoplada uma coluna com um número específico de estágios de equilíbrio. Uma quantidade fixa de líquido é alimentada ao reservatório e, durante a destilação, o vapor ascende através da coluna e é condensado no topo da mesma. Parte do líquido é retornado à coluna como refluxo, e o restante é retirado como produto destilado. Especificamente na batelada, nenhuma quantidade de matéria além do destilado é retirada ou alimentada ao processo durante a operação.

Algumas de suas vantagens são:

- São econômicas para pequenos volumes (comumente encontrados em produções artesanais/familiares);
- São flexíveis a mudanças na formulação do produto e na taxa de produção, podendo servir como equipamentos multipropósito;
- Permitem um produto de melhor integridade: a cada batelada pode-se identificar possíveis problemas e melhorias de condições de operação.

Nos estágios da coluna, comumente representados por pratos perfurados, o equilíbrio líquido-vapor é atingido e, como as volatilidades dos componentes da mistura necessariamente são diferentes, o vapor gerado em cada um destes estágios, sempre mais rico do componente mais volátil, alimenta o estágio consecutivo, onde se encontra com o

líquido descendente na coluna, gerando uma nova condição de equilíbrio em uma temperatura menor, repetindo o processo de separação.

No entanto, para a destilação batelada, por se tratar de um processo transiente, as temperaturas e, conseqüentemente, as composições dos vapores gerados em cada estágio mudam ao longo da operação. Esta característica torna o monitoramento da composição do destilado mais difícil e, segundo Smets et al. (2007), analisadores para cumprir esta função são custosos e exigem manutenções frequentes, o que torna atrativa uma proposta de monitoramento inferencial, tomando valores de variáveis que estejam disponíveis.

### 3.3. REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

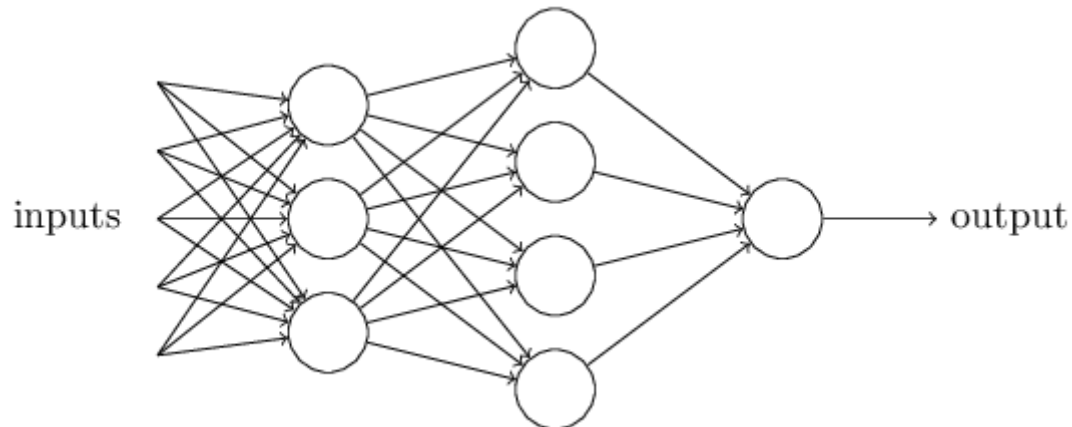
Esta subseção foi baseada no livro “Neural Networks and Deep Learning” (NIELSEN, 2015) e na publicação “Activation Functions: Neural Networks” (SHARMA, 2017)

Nos anos 50, o cientista Frank Rosenblatt, inspirado por um trabalho de Warren McCulloch e Walter Pitts, desenvolveu um neurônio artificial chamado de *perceptron*, sendo este o modelo mais simples utilizado até hoje. Um perceptron toma várias entradas binárias  $x_1, x_2, \dots, x_n$  e produz uma única saída binária. Rosenblatt também introduziu o conceito de *pesos* ( $w_1, w_2, \dots, w_n$ ), sendo estes números reais que expressam a influência (importância) de suas respectivas entradas sobre a saída, que, por sua vez, é determinada pela somatória  $\sum_{i=1}^n w_i x_i$ , sendo este valor comparado a um critério pré-definido, que, assim como os pesos, é um valor real, tal como apresenta a equação 1.

$$saída = \begin{cases} 0, caso \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq critério \\ 1, caso \sum_{i=1}^n w_i x_i > critério \end{cases} \quad (1)$$

A relação apresentada pela equação 1 é o modelo matemático básico de um perceptron, podendo então ser entendido como uma espécie de dispositivo que toma decisões ponderando evidências. Por meio de mudanças de pesos e critérios, pode-se atingir diferentes modelos de tomada de decisão. Fica claro, porém, que um perceptron não é completamente um modelo de tomada de decisão de um humano, mas é plausível assumir que redes complexas que relacionam vários perceptrons podem tomar decisões mais sutis. Um exemplo é a rede apresentada na Figura 1.

Figura 1 - Exemplo de arquitetura de uma Rede Neural



A primeira coluna, comumente chamada como *primeira camada* de perceptrons, toma três decisões simples ponderando as cinco entradas. Já a *segunda camada* (segunda coluna) possui perceptrons, nos quais decisões são tomadas ponderando os resultados provenientes da primeira camada. Desta maneira, a segunda camada pode tomar decisões ainda mais complexas e abstratas que a primeira e, em sequência, a terceira camada toma

decisões ainda mais complexas baseando-se nas tomadas pela segunda camada. Desta maneira, uma rede de perceptrons de várias camadas pode ser utilizada para decisões mais sofisticadas. A representação de várias linhas de saída nos perceptrons é meramente ilustrativa. Todas as saídas, na verdade são a mesma saída dividida tomadas mais de uma vez.

Simplificando a maneira de descrever um perceptron, a condição  $\sum_{i=1}^n w_i x_i > \text{critério}$  pode também ser representada por um produto ponto a ponto, sendo  $w \cdot x \equiv \sum_{i=1}^n w_i x_i$ , onde  $w$  e  $x$  são vetores contendo os pesos e as entradas, respectivamente. A segunda alteração é mover o critério para o outro lado da equação, e substituí-lo por aquilo que é conhecido como bias do perceptron ( $b \equiv -\text{critério}$ ). Desta forma, a regra de um perceptron pode ser reescrita conforme a equação 2.

$$\text{saída} = \begin{cases} 0, & \text{caso } w \cdot x + b \leq 0 \\ 1, & \text{caso } w \cdot x + b > 0 \end{cases} \quad (2)$$

Para o ajuste da rede como um modelo de um determinado processo, existem os algoritmos de treinamento, que calibram automaticamente os pesos e bias de uma rede de neurônios artificiais. Esta calibração acontece automaticamente por estímulos externos, sem a intervenção do programador, e possibilita a utilização das redes geradas de uma maneira mais complexa, comparada a apenas portas lógicas (saídas de 0 ou 1).

O comportamento esperado de uma rede é que, com uma pequena mudança nos valores dos pesos ( $\Delta w$ ), haja uma pequena mudança na saída. Desta maneira, o treinamento da rede possibilita ajustá-la para que a mesma funcione da maneira desejada.

Porém, com a utilização de perceptrons, que possuem saídas binárias, pequenas mudanças nos pesos podem causar alterações bruscas na saída, o que dificulta a observação do efeito da mudança gradual nos valores dos pesos da rede.

Tendo como objetivo o comportamento descrito anteriormente, foram introduzidas funções de ativação aos neurônios, que conferem respostas suavizadas quando comparadas às alterações bruscas obtidas por meio do uso de perceptrons (SHARMA, 2017).

Uma característica importante da função de ativação utilizada para dado neurônio é que a mesma deve ser diferenciável em todo seu domínio, pois, segundo Sharma (2017) com isso, observam-se mudanças no comportamento da rede durante o treinamento conforme as derivadas destas funções em cada ponto analisado. Dentre as funções existentes, seguem as comumente utilizadas.

### 3.3.1. FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO LINEAR OU IDENTIDADE

Normalmente utilizada em neurônios de entrada ou saída da rede, a função de ativação linear é descrita pela equação (3)

$$f(z) = z \quad (3)$$

É uma função simples, e não adiciona complexidade aos modelos gerados.

### 3.3.2. FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO SIGMOIDAL OU LOGÍSTICA

A função sigmoideal, descrita pela equação (4), é uma função com um comportamento em forma de S, e gera valores entre zero e um.

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (4)$$

Esta função é especialmente utilizada em modelos que são utilizados para prever probabilidades, que, assim como a imagem da função, são valores contidos no intervalo de zero a um.



Além disso, a função é diferenciável, o que implica a possibilidade de calcular seu gradiente em qualquer ponto. Apesar de sua aplicação, esta função pode gerar grandes tempos de treinamento na rede em que é utilizada.

### 3.3.3. FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO TANGENTE HIPERBÓLICA OU TANGENTE SIGMOIDAL

A tangente hiperbólica também é uma função logística sigmoideal, mas com sua imagem contida no intervalo entre -1 e 1, sendo descrita pela equação 5.

$$f(z) = \frac{2}{1 + e^{-2z}} - 1 \quad (5)$$

Esta função é utilizada em problemas de classificação entre duas classes, mas também é amplamente utilizada em redes neurais feedforward. A vantagem da tangente hiperbólica, quando comparada à função sigmoideal, é que ela mapeia valores negativos como sendo fortemente negativos, e valores próximos a zero como sendo, também, valores próximos a zero.

Uma das características mais chamativas das redes neurais é que elas podem modelar qualquer função. Não importa qual seja, sempre haverá uma rede neural capaz de descrevê-la. Esta característica é também conhecida como universalidade, e isso se estende até para arquiteturas de redes mais simples, com apenas uma camada intermediária. Estas características demonstram que uma rede neural pode ser uma ferramenta poderosa para a modelagem de processos (NIELSEN, 2015).

## 3.4. SENSORES VIRTUAIS

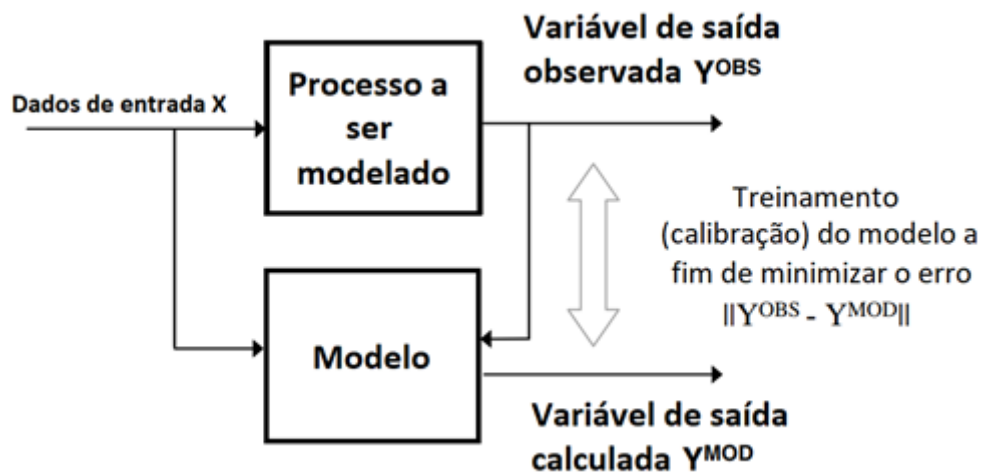
Um sensor virtual é uma ferramenta valiosa em diversos campos de aplicação, incluindo refinarias, plantas químicas, nucleares, de papel e celulose, monitoramento de

poluição urbana, entre outros. Este tipo de sensor é utilizado para resolver uma gama de problemas, tais como back-up de sistemas de medição, previsões em tempo real para monitoramento e controle de plantas, validação de sensores e estratégias de diagnóstico de falhas (FORTUNA et al., 2007).

Basicamente, um sensor virtual, também conhecido como soft sensor, é um termo que combina as palavras “*software*”, porque os modelos de avaliação de sinais recebidos pelo sensor são comumente implementados em programas de computador, e “*sensor*”, pois estes modelos fornecem informações similares a sensores físicos. Desta forma, o dado produzido pelo sensor virtual é proveniente de um software e, como qualquer outro sinal de medição, é utilizado para analisar, monitorar e/ou controlar processos (SAGMEISTER, 2017).

Dentre os modelos utilizados para gerar um sensor virtual, há um grupo chamado de *modelos orientados a dados*, que são modelos gerados a partir de um banco de dados coletados do processo onde será implementado o sensor, ou seja, modelos empíricos. Neste grupo, são incluídas técnicas tais como as Redes Neurais, lógica Fuzzy, algoritmos genéticos, dinâmicas não-lineares, teoria do caos, entre outros (SOLOMATINE; SEE; ABRAHART, 2008). Um esquema simplificado de como é desenvolvido um modelo orientado a dados é apresentado pela Figura 2, no qual são observados dados de entrada e saída reais do processo, utilizando estes para a calibração dos modelos a fim de minimizar o erro.

Figura 2 - Desenvolvimento de um modelo orientado a dados



*Adaptado de Sagmeister (2017)*

Uma das características dos sensores virtuais que se torna atrativa é a redução da necessidade de sensores físicos instalados ao redor do processo, tornando a utilização destes sensores uma opção de redução de orçamentos e manutenções. Porém, um sensor virtual é passível de validações periódicas, dado que os processos onde são aplicados podem sofrer alterações em seus pontos de operação. Portanto, apesar de fornecerem uma alternativa de redução de sensores físicos, ainda são dependentes dos mesmos para que haja uma recalibração em seus modelos (MOHLER; ANDRIJIĆ; BOLF, 2011).

## 4. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 4.1. A QUALIDADE DA CACHAÇA

De acordo com o Artigo 3º do Regulamento de Uso da Indicação Geográfica “Cachaça” (MAPA, 2016), o Coeficiente de Congêneres, ou seja, componentes ou substâncias voláteis “não álcool” é definido como a soma de acidez volátil (expressa em ácido acético), aldeídos (expressos em acetaldeído), ésteres totais (expressos em acetato de etila), álcoois superiores (isobutílico, isoamílicos e n-propílico) e furfural/hidroximetilfurfural, não deve estar compreendido entre 200 e 650 miligramas para cada 100 mililitros de álcool anidro. Além destes, os componentes do mesmo coeficiente devem apresentar os limites apresentados pela Tabela 1.

Tabela 1 - Limite dos componentes do Coeficiente de Congêneres (MAPA, 2016)

<b>Componente</b>	<b>Limite máximo</b>
Acidez Volátil, Expressa em Ácido Acético em mg/100 mL de Álcool Anidro	150
Ésteres Totais, Expressos em Acetato de Etila, em mg/100 mL de Álcool Anidro	200
Aldeídos Totais, em Acetaldeído, em mg/100 mL de Álcool Anidro	30
Soma de Furfural e Hidroximetilfurfural, em mg/100 mL de Álcool Anidro	5
Soma dos Álcoois Isobutílico, Isoamílicos e n-Propílico, em mg/100 mL de Álcool Anidro	360

Um dos principais fatores que impedem a exportação em larga escala da cachaça produzida no Brasil é a falta de atendimento aos padrões estabelecidos para a bebida. A correção das cachaças de má qualidade é necessária para atingir parâmetros químicos em

concordância com a legislação, não apresentando riscos à saúde dos consumidores. Bortoletto e Alcarde (2015) determinaram a composição química de várias marcas de cachaças Brasileiras e as compararam aos padrões exigidos pelo governo brasileiro. Dentre 268 amostras de cachaça analisadas, 50,7% não se enquadravam aos padrões ditados pela Lei nº 8.918/1994. Contaminantes, tais como carbamato de etila, cobre, n-butanol e 2-butanol, foram os componentes que mais contribuíram para a falta de especificação das amostras.

Uma das técnicas conhecidas para evitar o desvio dos padrões de qualidade de cachaças é a dupla destilação. Segundo Souza et al. (2013), a dupla destilação, também conhecida por bidestilação, é um processo adequado para produzir aguardentes que necessitam de uma redução significativa das concentrações de ácidos voláteis, alcoóis superiores e contaminantes, tais como o carbamato de etila. Este processo consiste na realização de duas destilações sucessivas. Na primeira, o vinho é destilado para recuperar praticamente todo álcool nele contido, sem corte de frações, originando um destilado denominado “flegma”, com aproximadamente 28% (v/v) de álcool. Na segunda destilação, também conhecida como redestilação, a flegma é destilado e procede-se a separação das frações: “cabeça” (2% do volume útil da caldeira), “coração” ou aguardente (destilado recuperado até 60% de etanol na fração à saída do condensador) e “cauda” (destilado recuperado de 60% até o esgotamento do etanol na fração à saída do condensador).

Por outro lado, a adição de uma segunda destilação ao processo de fabricação de cachaça pode levar a alterações nas características organolépticas do produto. Levando em conta possíveis perdas de qualidade, Franco et al. (2009), estudaram a influência da redestilação da cachaça sobre as qualidades sensoriais da bebida. Amostras tradicionalmente destiladas foram diluídas a 20%, 25% e 30% de álcool em volume, redestiladas e submetidas

a testes sensoriais por 50 provadores. Atributos como aparência e aroma não diferiram significativamente entre as amostras. Porém, os atributos referentes a sabor e a impressão global sobre a amostra mostraram que, ao promover uma diluição a 30% de álcool, a redestilação ofereceu um ganho considerável nas qualidades sensoriais da bebida. Em uma escala de notas de 1 a 9, a amostra redestilada apresentou uma nota de aceitação global de 6,54. A amostra tradicionalmente destilada, sem sofrer o processo de redestilação, foi avaliada com uma nota de 5,92 de aceitação global.

#### **4.2. MONITORAMENTO E CONTROLE DE PROCESSOS DE DESTILAÇÃO**

Análises de destilados em tempo real requerem sensores de composição instalados em linha. Smets et al. (2007) destacam que, apesar de ser possível monitorar a composição em linha de produtos, muitos analisadores são caros e de difícil manutenção. Estes analisadores também podem não ser suficientes, não provendo todas as análises necessárias no controle de qualidade do produto. A utilização de sensores virtuais como alternativa para o monitoramento e controle de processos de destilação, tanto em escala industrial quanto escala piloto, vem sendo abordada em estudos recentes.

A falta de instrumentação de baixo custo para a medição de composição em tempo real é uma preocupação considerável em destilarias de bebidas, tais como o pisco peruano, o que levou Osorio et al. (2008) a buscarem uma alternativa de baixo custo para estimar a composição. Segundo os autores, a utilização de um sensor virtual pode contornar a necessidade de analisadores caros e complexos no controle e monitoramento do processo de destilação, estimando a composição do destilado por meio de medições de temperatura em pontos específicos da coluna. Os sensores virtuais foram desenvolvidos com base em redes

neurais artificiais *feedforward* (FFANN), que calculam os outputs diretamente dos inputs, chamadas de redes estáticas, e recorrente (RANN), que calculam os outputs baseadas nos inputs e em medições de input e output passadas, conhecidas como redes dinâmicas, ou seja, podem ser treinadas com base em comportamentos temporais. Os sensores obtidos pelos autores foram testados em escala de laboratório e industrial e forneceram composições com desvios de 0,6% (v/v) e 1,6% (v/v), respectivamente, sendo consideradas boas aproximações em relação a erros de 2 a 5% (v/v) comumente encontrados neste tipo de processo.

Rani et al. (2013) desenvolveram sensores virtuais para o controle de uma coluna de destilação baseado em redes neurais, sendo um sensor baseado no algoritmo Levenberg-Maquardt (LM) e outro baseado em rede linear adaptativa (ADALINE) para estimar a composição do produto da destilação, utilizando o perfil de temperatura da coluna (temperatura de cada prato, do refeedor e do condensador), o calor fornecido pelo refeedor, pressão e razão de refluxo. Os sensores virtuais foram validados em laboratório, utilizando uma coluna de 9 pratos para destilar uma mistura binária de água e etanol. O sensor ADALINE mostrou um desempenho superior ao sensor LM, sendo que o último consiste em uma rede de múltiplas camadas, exigindo maior tempo e esforço computacional para treinamento que o sensor ADALINE, que é constituído de uma rede de única camada, com resultados de precisão similares. Em sequência, o sensor ADALINE foi treinado online para obter um sensor ADALINE dinâmico (D-ADALINE), onde o sensor foi treinado novamente utilizando medidas passadas, caso os *inputs* da rede neural extrapolassem o intervalo de treinamento. Os sensores desenvolvidos foram, então, aplicados para controle inferencial no processo de destilação multicomponente. Todos os sensores virtuais desenvolvidos foram utilizados para sistemas de controle inferenciais, sendo constituídos de um dos três sensores virtuais e um controle PID, onde os sensores estimam a composição do produto por medidas das temperaturas ao longo da coluna e, então, uma ação de controle é

tomada antes de qualquer alteração na qualidade do produto, contornando o problema do grande valor da constante de tempo do processo.

Smets et al. (2007) desenvolveram um sensor virtual híbrido, baseado no método “*General Distillation Shortcut*” (GDS), proposto por Friedman, e compararam um sensor virtual puramente “black-box” para inferir a composição de topo e fundo, propondo dois estudos de caso industriais em destilações multicomponente: o primeiro, uma destilação em uma planta de gás liquefeito de petróleo (LPG); e o segundo, uma planta de produção de estireno. Em ambos os casos, o sensor GDS apresentou alta eficiência em relação aos sensores “black-box”. A única limitação observada para o sensor GDS foi para detectar componentes em baixas concentrações (em torno de 0,1% molar). Porém, este sensor apresentou robustez quanto a variações nos *inputs* do processo, e foi possível o treinamento com um conjunto limitado de dados (aproximadamente 1 dia).

O monitoramento de processos por meio de sensores virtuais é alvo de estudos atuais, tais como Pani et al. (2016), no qual foi investigada a capacidade de um sensor virtual no monitoramento da composição de butano no produto de fundo de uma coluna debutanizadora de nafta, utilizando-se redes neurais *feedforward* para o desenvolvimento do sensor. Como *inputs* para o modelo, foram tomadas as temperaturas ao longo da coluna, bem como a razão de refluxo e, com um total de 2394 vetores de dados, foi gerado um sensor capaz de calcular o teor de butano no produto de fundo com erros em torno de 5%. Segundo os autores, o sensor fornece informações úteis para o controle do processo, visto que o cromatógrafo utilizado para a medição desta grandeza encontra-se distante da saída do processo, acarretando atrasos em sua correção. Apesar da afirmação do autor, os tempos de análise para uma cromatografia gasosa chegam, segundo Magni et al. (2007), a 60 minutos, o que



torna a aplicação deste método de análise inviável para o controle do processo em tempo real.

## **5. MATERIAL E MÉTODOS**

O procedimento para o desenvolvimento do sensor virtual é apresentado nesta seção, utilizando como base o trabalho de Osorio et al. (2008), no qual foi desenvolvido um sensor virtual para o monitoramento online da graduação alcoólica da bebida Pisco em destilação batelada.

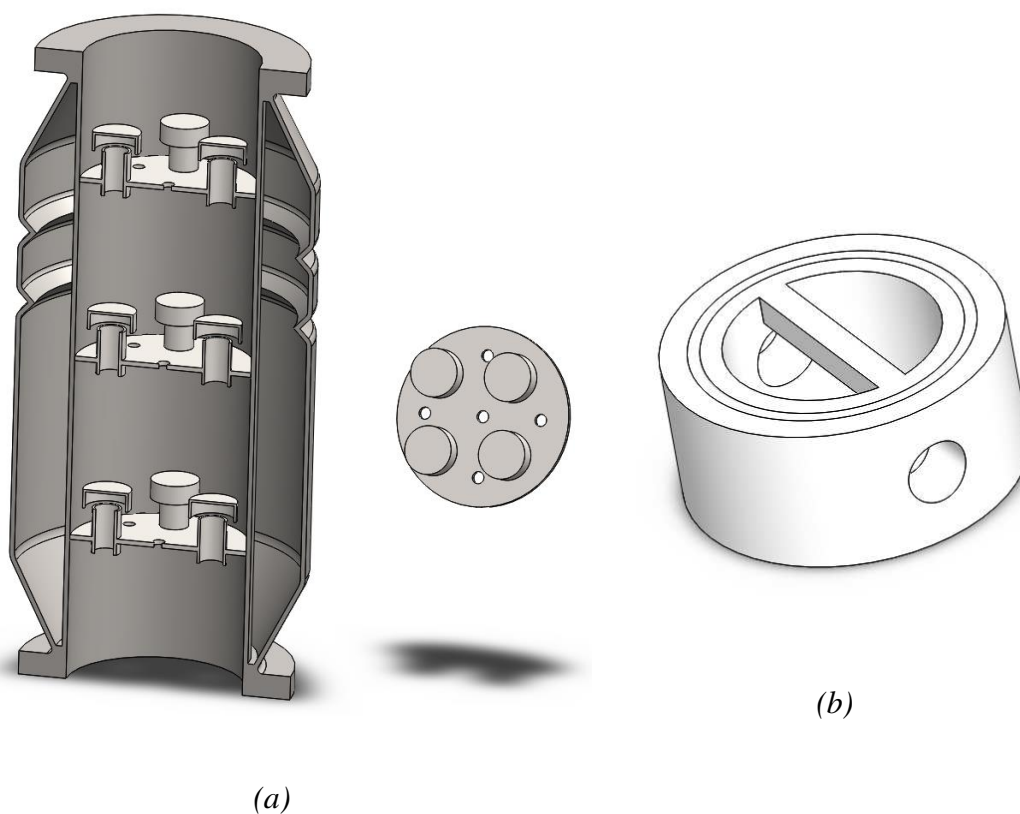
### **5.1. MATERIAL**

#### **5.1.1. COLUNA DE DESTILAÇÃO**

A coluna de destilação utilizada encontra-se no Laboratório de Controle e Automação de Processos (LCAP) da Faculdade de Engenharia Química, sendo esta composta por módulos de dois ou três pratos perfurados contendo quatro borbulhadores e cinco furos, apresentados na Figura 3, bem como módulos de recebimento do refluxo e o condensador.

Existem módulos intermediários, também apresentados na Figura 3, que são montados entre os módulos de dois ou três pratos, nos quais sensores Pt100 podem ser instalados, a fim de promoverem medições de temperatura ao longo da coluna. Estes possuem uma cobertura interna para os sensores, a fim de evitar que o líquido descendente, que pode ser subresfriado, interfira na coleta de dados.

Figura 3 - Módulo de três estágios (a) e módulo intermediário (b)



Toda a estrutura da coluna foi montada ao topo de um refeedor de capacidade de 12 L. O refeedor foi projetado como sendo um vaso em inox, com base no modelo de refeedores do tipo kettle, onde há um flange de saída do vapor para a coluna, três bocais que podem ser utilizados como entrada de produto, pontos de medição de temperatura ou saída de produtos de fundo, fornecendo uma alternativa contínua para o processo de destilação, e duas entradas para resistências elétricas de aquecimento por imersão, com o intuito de fornecer até 6000 W de calor para o processo.

As dimensões do refeedor projetado foram verificadas por meio da equação de Souders-Brown (equação 6), que utiliza de uma equação teórica na qual constantes empíricas

foram adicionadas, a fim de determinar a máxima velocidade do vapor permitida para que não haja arraste de líquido para a coluna ( $v_c$ ), utilizando a massa específica do líquido ( $\rho_l$ ) e do vapor ( $\rho_g$ ), pois, segundo Souders & Brown (1934), este arraste faz com que a separação seja prejudicada.

$$v_c = K_c \sqrt{\frac{\rho_l - \rho_g}{\rho_g}} \quad (6)$$

O refluxo foi realizado externamente, por meio de um tanque reservatório, cuja saída é direcionada a uma conexão “T”, onde parte do destilado retorna à coluna por uma bomba, e o restante é retirado como produto.

Na Figura 4 é ilustrada a montagem da coluna, com detalhe no sistema de refluxo externo utilizado.

Figura 4 - Coluna de destilação (a) e detalhe do refluxo externo (b)



(a)

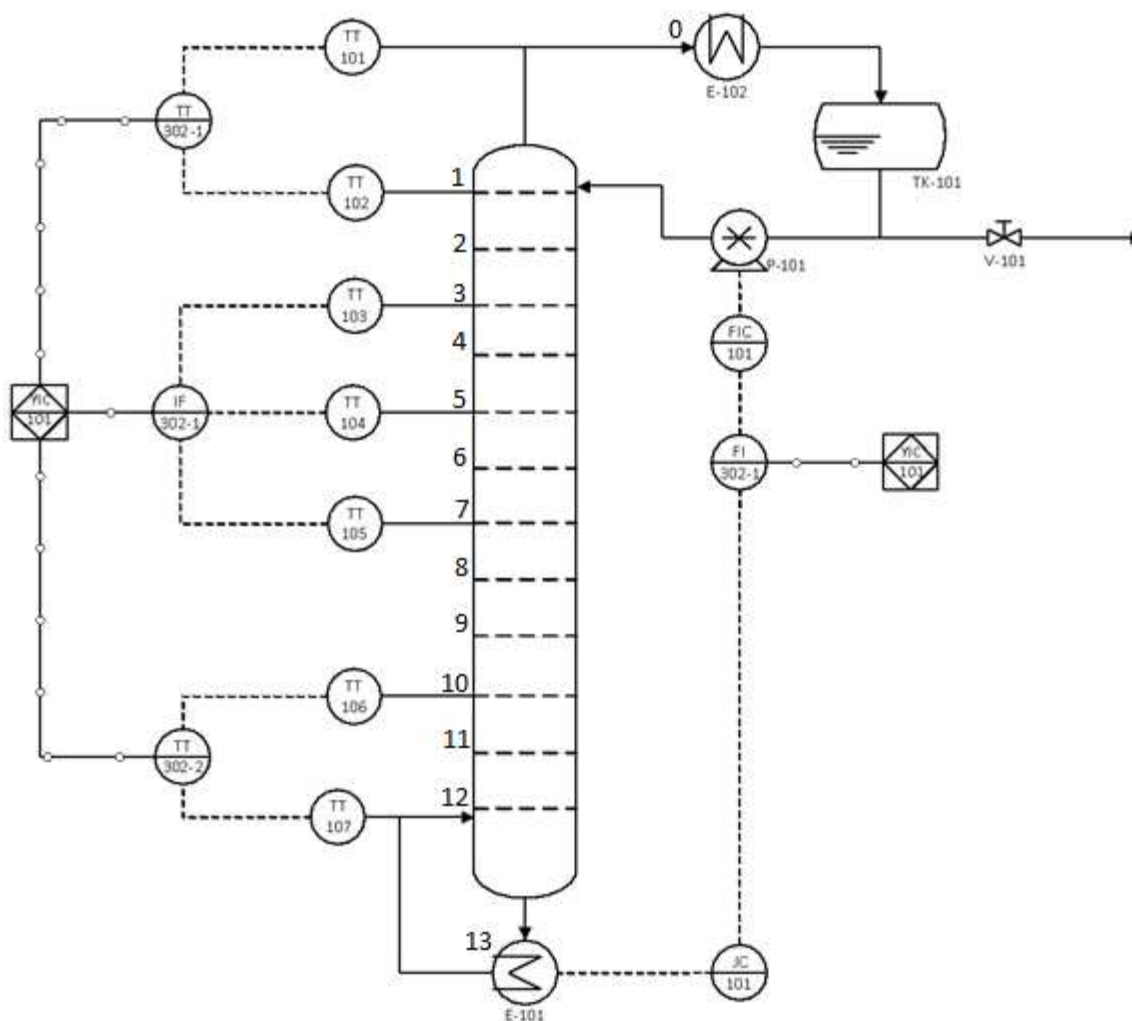
(b)

A estrutura modular da coluna possibilita uma maior flexibilidade quanto à montagem da coluna, permitindo a alteração do número de pratos e dos módulos auxiliares (tais como retorno do refluxo e suportes para sensores Pt100).

## 5.1.2. MONITORAMENTO, CONTROLE E AQUISIÇÃO DE DADOS DO PROCESSO

Na Figura 5 é apresentado o diagrama de instrumentação do sistema de redestilação.

Figura 5 - Diagrama P&ID da coluna de destilação



Para o desenvolvimento do sensor virtual, dados de variáveis do processo, tais como temperatura de cada estágio, calor do refeedor e vazão de refluxo, foram monitorados para posterior correlação entre estas variáveis e a qualidade do produto. Visando a coleta e armazenamento dos dados, as entradas (e.g. vazão da bomba de refluxo) e as saídas (e.g. temperaturas) do processo foram ligadas a uma Plataforma de Controle e Automação de

Processos DFI302, da empresa Smar, que utiliza do protocolo digital *Fieldbus Foundation*<sup>TM</sup> para a comunicação com o processo.

Para a comunicação do DFI302 com os sensores de temperatura Pt100, existem duas arquiteturas distintas. Os sensores que possuem transmissores internos do tipo Txblock, cujos sinais de saída são convertidos diretamente para sinais analógicos 4 – 20 mA (TT103, TT104 e TT105), são conectados a instrumentos IF302, da empresa Smar, que converte o sinal analógico para o sinal digital com protocolo *Fieldbus Foundation*<sup>TM</sup>. Para os outros sensores, foram utilizados transmissores TT302 da mesma empresa, que convertem diretamente o sinal de saída de termorresistências (Pt100) para sinal digital com protocolo *Fieldbus Foundation*<sup>TM</sup>.

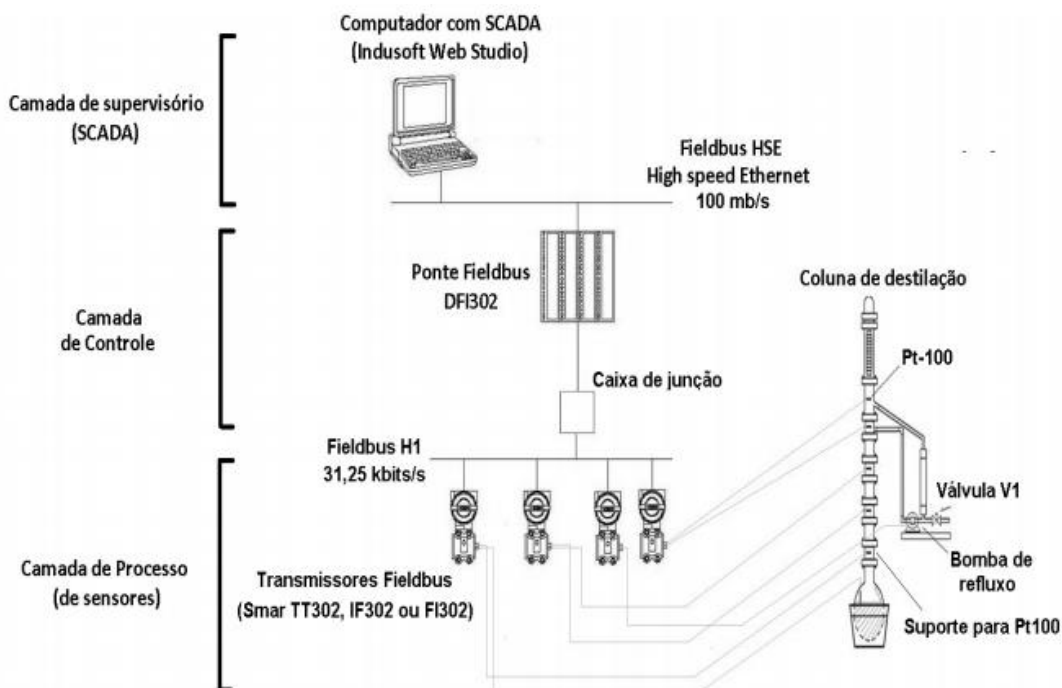
Para a medição e controle da vazão de refluxo, foi instalado um transmissor FI302, também da empresa Smar, que converte o sinal digital com protocolo *Fieldbus Foundation*<sup>TM</sup>, para sinal analógico 4 – 20 mA, a fim de alterar a rotação de uma bomba Provitec GA-5290.

A medição e controle de potência de aquecimento por resistências de imersão no refulvedor foi feito por um controlador de potência da empresa Therma, modelo TH 6200A/16, que também foi ligado ao instrumento FI302, recebendo assim um sinal analógico 4 – 20 mA.

Todos os transmissores foram ligados por meio de uma caixa de junção, formando uma arquitetura tipo árvore, onde todos os cabos de instrumentação são ligados a um único cabo, formando uma rede chamada, segundo o manual da empresa Smar, de rede *Fieldbus* H1, operando a 31,25 kbit/s. A saída da caixa de junção é ligada à ponte universal *Fieldbus* DFI302 que, por sua vez, liga os dados provenientes da rede *Fieldbus* H1 à rede ethernet

(LAN), ligada a um computador utilizando a porta ethernet. Na Figura 6 é representado o sistema Fieldbus instalado.

Figura 6 - Representação do sistema Fieldbus H1 instalado



Fonte: adaptado de [www.smar.com/brasil](http://www.smar.com/brasil)

### 5.1.3. SISTEMA SUPERVISÓRIO E COMUNICAÇÃO

O supervisão utilizado foi o SCADA InduSoft Web Studio v8.0 Educational, no qual foram desenvolvidas telas para monitoramento das temperaturas e controle da carga térmica e vazão de refluxo do destilado.

Na configuração de sinais dos instrumentos, foi utilizado o software SYSCON, da empresa Smar, a fim de receber os sinais digitais de cada sensor utilizado no processo, identificá-los por suas *tags* e definir as faixas de operação dos sensores, entre outras configurações.



#### 5.1.4. INSTALAÇÕES ELÉTRICAS

Considerando as demandas de energia elétrica da planta, a mesma pode ser dividida em três partes: instrumentação, aquecimento e bombeamento de líquido. Para a primeira, há um painel dedicado no laboratório, apresentado na Figura 7, visto que a plataforma DFI302 foi previamente utilizada em outras plantas que dividem o mesmo espaço.

Figura 7 - Painel do DFI302

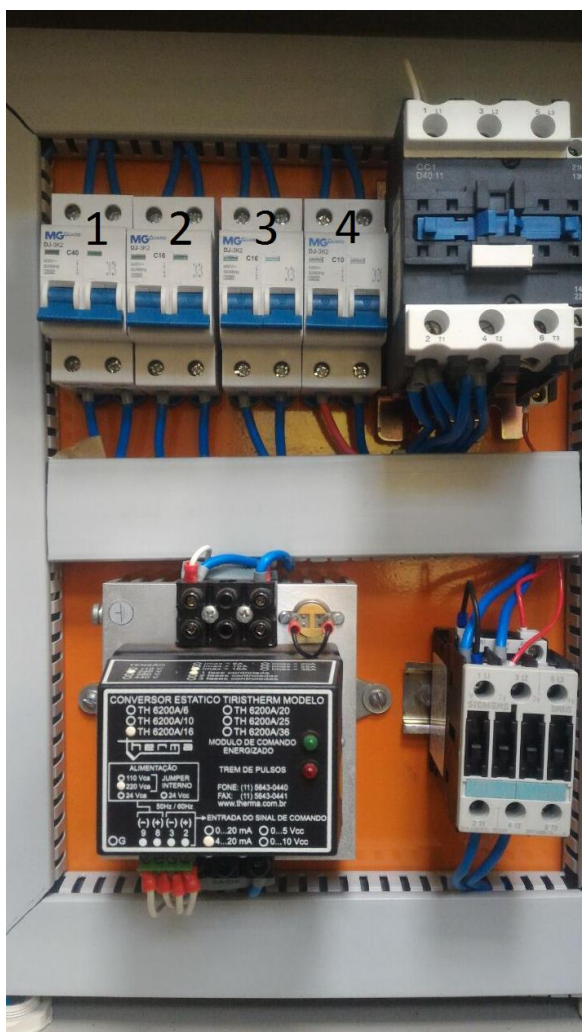


Para suprir as demandas de aquecimento e bombeamento de líquido, foi projetado e montado um painel elétrico local, na parte frontal da planta, que tem a função de distribuição de corrente elétrica para as partes supracitadas.

Tal como mostra a Figura 8, o painel foi construído com uma contatora bifásica geral de quarenta amperes, que recebe energia elétrica do painel central do laboratório, e que tem as funções de liga/desliga e de segurança do painel, sendo seu comando interrompido por um botão de emergência. Também há quatro disjuntores bifásicos, sendo o disjuntor um de quarenta amperes, utilizado como interrupção da alimentação principal, proveniente da contatora principal, os disjuntores dois e três de dezesseis amperes, fornecendo energia elétrica para as duas resistências de aquecimento por imersão, presentes no refervedor. O disjuntor número quatro, de dez amperes, fornece alimentação à bomba apresentada na Figura 4, utilizada para o refluxo do condensado.

Para uma das resistências, foi atribuída a função de liga/desliga (zero ou três mil watts), ou seja, não há controle de potência. Esta função é realizada por uma contatora bifásica, de dezesseis amperes, ligada a uma botoeira. A segunda resistência é ligada a um controlador de potência do modelo Therma TH 6200A/16 que, por sua vez, recebe um sinal analógico, que é convertido em percentagem da passagem de corrente. O controlador possibilita a escolha da potência nesta resistência em uma escala contínua, variando de zero a cem por cento (zero a três mil watts).

Figura 8 - Painel de distribuição elétrica da coluna de destilação



## 5.2. ESCOLHA DAS VARIÁVEIS

A fim de determinar quais variáveis seriam utilizadas para a geração dos sensores virtuais, dividiu-se o problema em duas partes: (1) *inputs* e (2) *outputs* dos modelos que constituem os sensores.

### 5.2.1. DEFINIÇÃO DO GRUPO DE VARIÁVEIS DE *INPUT*

A escolha das variáveis de alimentação dos modelos foi baseada na análise de independência entre estas variáveis via cálculo da matriz de correlação de Pearson. As variáveis analisadas foram as temperaturas dos estágios da destilação, sendo estes o primeiro, quinto, sétimo, décimo e décimo terceiro (refervedor) estágios.

Foram ainda fixadas variáveis de operação, sendo elas o calor fornecido ao fervedor e a vazão de saída do destilado. Para a primeira, foram realizadas corridas de teste na coluna, utilizando uma mistura de etanol a trinta por cento em volume e água, a fim de determinar os possíveis valores da potência de operação por meio da observação do comportamento da destilação (presença de holdup e inundação). A vazão de saída do destilado foi fixada em cem mililitros por segundo inicialmente, sendo mantida até o refluxo cessar e, após este ponto, todo o líquido condensado é tomado como saída.

### 5.2.2. DEFINIÇÃO DO GRUPO DE VARIÁVEIS DE *OUTPUT*

Para a escolha das variáveis a serem estimadas pelos modelos, foram analisadas as variáveis de *input* e suas influências sobre os valores de estimativas, tomando também como base os limites de composições impostos pelo decreto n° 6.871, de 4 de Junho de 2009 (BRASIL, 2009).

Foi desenvolvida uma simulação no software Aspen® Plus v8.4, na qual foi proposto um caminho reverso para a análise: foram variadas as composições do vapor resultante de um tambor flash, a fim de observar as variações nas temperaturas de vaporização das misturas resultantes.

As análises do comportamento dos valores de temperatura foram feitas para cada componente referenciado no decreto supracitado via análise de sensibilidade, variando a composição dos componentes de zero ao dobro do limite imposto. Por fim, as variações de temperatura observadas foram comparadas às resoluções de medida das termorresistências Pt100 utilizadas.

### **5.3. COLETA DE DADOS DE TREINAMENTO DOS SENSORES VIRTUAIS**

A carga preparada para simular a redestilação da cachaça, levando em conta a escolha das variáveis de saída do modelo, consistiu de uma mistura de trinta por cento em volume etanol em água, composição esta que, segundo os estudos dos autores em Franco et. al (2009), confere melhores características organolépticas à cachaça redestilada.

As corridas utilizando esta mistura geraram valores de temperatura dos estágios e composições de etanol em dados tempos de processo, que foram posteriormente tomados para o desenvolvimento dos modelos dos sensores virtuais.

Após desenvolvidos os modelos utilizados, outra carga foi preparada para teste dos sensores, consistindo de cachaça diluída em água, até ser atingida a fração de trinta por cento em volume de etanol. Nesta corrida, foram implementados os sensores virtuais via Simulink, onde os mesmos calcularam as frações volumétricas de etanol na cachaça resultante da redestilação. Foram também tomadas amostras e analisadas via refratometria, comparando estes valores aos fornecidos pelos sensores em tempo real.

## 5.4. ANÁLISES QUÍMICAS

No setor produtivo, a qualidade do produto é determinada simultaneamente por dois critérios gerais: cumprimento à legislação, obedecendo padrões de qualidade e evitando danos à saúde dos consumidores, e a garantia das características organolépticas.

### 5.4.1. DETERMINAÇÃO DA GRADUAÇÃO ALCOÓLICA

Quantificadas em escala Gay Lussac (°GL), que é equivalente à fração volumétrica, as medidas de graduação alcoólica das amostras de destilado foram determinadas por refratometria, com a utilização de um refratômetro de Abbe, (Figura 9), visto que Nowakowska (1939) observou o comportamento dos índices de refração de misturas de etanol e água a diferentes temperaturas e frações mássicas. Os índices de refração foram lidos visualmente, e este instrumento fornece uma resolução de até  $\pm 0,0003$  nD.

Figura 9 - Refratômetro de Abbe



Fonte: [www.medicaexpo.com](http://www.medicaexpo.com) (acessado em Janeiro/2018)

Com as medidas reportadas pela autora, foi possível determinar a relação numérica entre estas grandezas, observando-se, particularmente até em torno de quarenta por cento de etanol em massa, um comportamento linear entre o índice de refração da mistura e a fração mássica de etanol. Todas as amostras foram então diluídas para suas frações mássicas estarem contidas no intervalo entre zero e quarenta por cento de etanol, tendo posteriormente seus índices de refração medidos.

Para a conversão da fração mássica em volumétrica, foram utilizadas tabelas alcoométricas (ANVISA, 2010), que relacionam os valores das duas frações a uma dada temperatura.

## **5.5. TREINAMENTO E VALIDAÇÃO DO SENSOR VIRTUAL**

Foram desenvolvidos dois sensores virtuais baseados em: (1) Rede Neural Artificial *Feedforward* (RNAF) e (2) Função Polinomial Multivariável (*polyfitn*). Os sensores virtuais desenvolvidos dependem de um banco de dados do processo de redistilação para terem seus modelos treinados e validados.

Foram utilizados modelos orientados a dados, pois, segundo Osorio et al. (2004), apesar de existirem diversos modelos rigorosos para uma destilação batelada, os mesmos requerem que equações diferenciais algébricas sejam resolvidas em tempo real, podendo apresentar atrasos devido ao esforço computacional e erros de inicialização.

Dados de operação do processo de redistilação da cachaça foram obtidos por medição direta na coluna e análises químicas de amostras de destilado. Amostras do destilado foram colhidas ao longo de toda a operação, sendo registrados os tempos de coleta

de cada amostra a fim de criar um banco de dados contendo todas as variáveis medidas para cada tempo de operação, que foi dividido em conjuntos de treinamento, validação e teste antes de ser utilizado para o desenvolvimento dos modelos.

Para o treinamento da rede neural, foi desenvolvida uma rotina no software MATLAB®, onde os inputs foram definidos como as variáveis medidas em tempo real no processo, e os outputs como uma variável que indique a qualidade do destilado, de difícil medição em tempo real. A definição da arquitetura da rede dependeu da escolha das variáveis de entrada e saída, bem como da capacidade de generalização da rede, ou seja, a capacidade de gerar resultados com erros similares quando aplicada aos dados de treinamento, bem como a novos dados.

Já no desenvolvimento do outro modelo, foram utilizadas funções desenvolvidas por terceiros: para a função polinomial multivariável, foi utilizado o *polyfitn*, algoritmo desenvolvido por John D'Errico (D'ERRICO, 2016).

Os erros quadráticos médios do treinamento e do teste, representados pela equação 7, foram utilizados para medir a exatidão dos modelos obtidos. Particularmente no caso da rede neural, o cálculo do RMSE auxiliou na definição do número de neurônios presentes na camada intermediária da rede resultante, utilizando os pontos experimentais ( $y_{experimental}$ ) e comparando-os aos pontos gerados pelo modelo ( $y_{modelo}$ ), para um dado n par de pontos. É também importante utilizar um método de treinamento que evite a ocorrência de *overfitting*, tal como a regulação Bayesiana (FORESEE; HAGAN, 1997).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{experimental} - y_{modelo})^2}{n}} \quad (7)$$

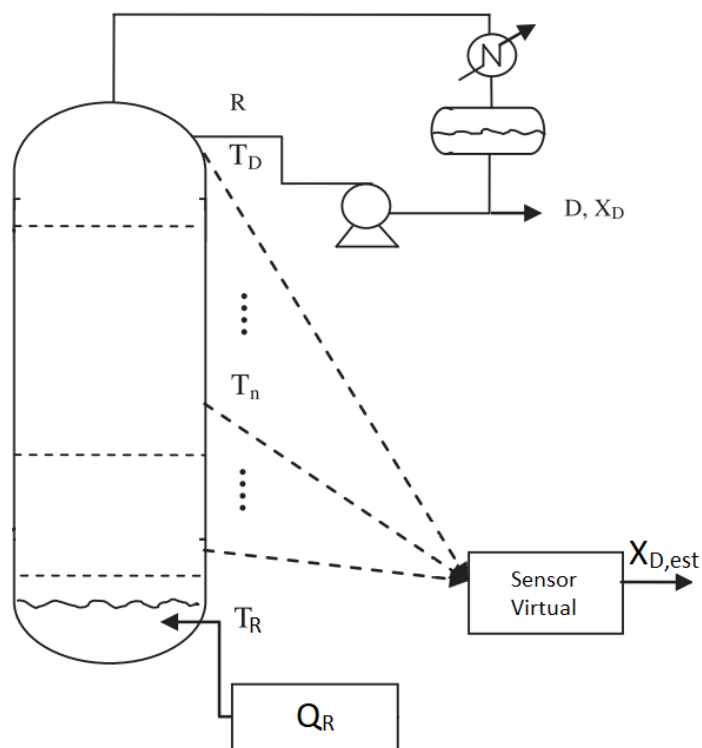
Para redes neurais, as corridas de treinamento devem ser repetidas várias vezes, pois seus pesos iniciam de uma maneira aleatória, e é possível que o ajuste da rede não seja



representativo para os dados do processo (OSORIO et al., 2008). Neste trabalho, os treinamentos para a verificação da arquitetura da rede foram realizados cinco vezes para cada rede, e, para o treinamento das redes utilizadas nos sensores, foram executados, no mínimo, vinte treinamentos para cada uma das redes avaliadas.

O esquema proposto para o funcionamento do sensor virtual é apresentado pela Figura 10.

Figura 10 - Esquema de monitoramento da redistilação via sensor virtual



Fonte: adaptado de Rani et al. (2013)

Após o treinamento da rede neural, corridas de teste foram realizadas, a fim de comparar a composição estimada pelo sensor virtual com a composição real da saída. Para isto, foi criado um banco de dados contendo todas as variáveis utilizadas como input do sensor virtual, bem como valores de composição do destilado estimados pelo mesmo e medidas de composição de amostras recolhidas do destilado, ao longo de todo o tempo de

operação. Este banco de dados foi ser utilizado tanto para a comparação entre composições estimadas e reais em um mesmo tempo como para um novo treinamento da rede, caso necessário.

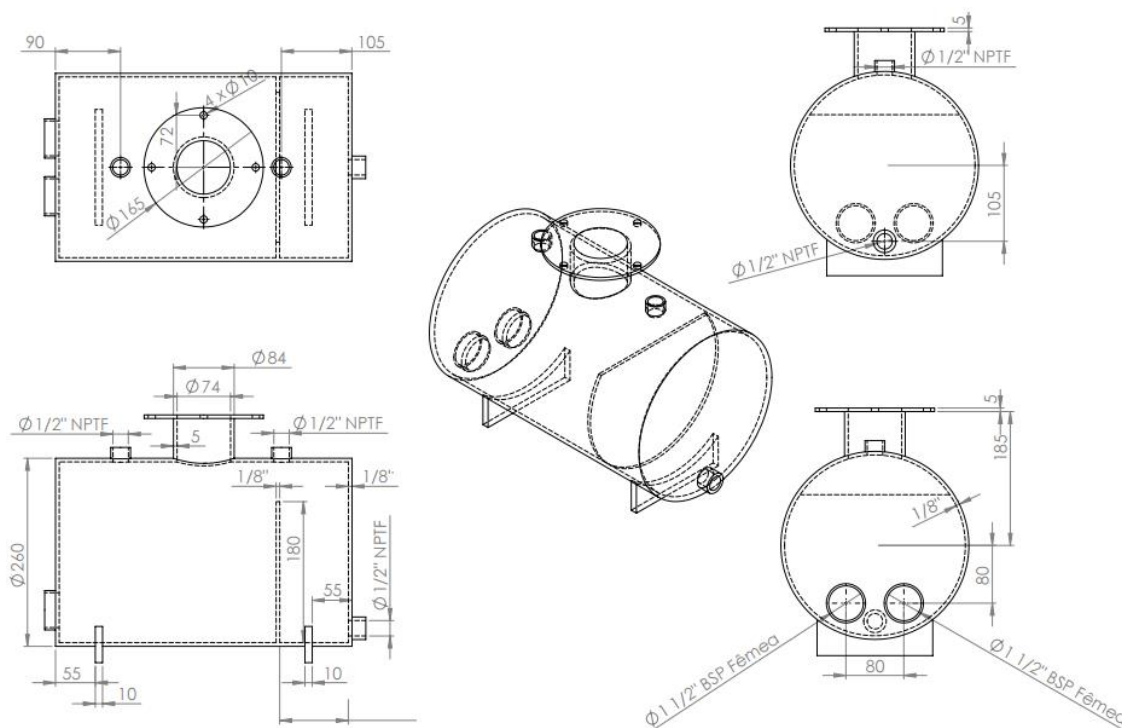
## 6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção, serão tratados todas as estruturas, dados, modelos e implementações consideradas como resultados do presente trabalho.

### 6.1. REFERVEDOR

A fim de manter a capacidade volumétrica instalada anteriormente na coluna de destilação utilizada, o refervedor foi projetado para suportar até doze litros de líquido em sua primeira seção (abaixo do flange, antes do vertedouro). Além disso, visando acomodar as duas resistências de aquecimento por imersão, foram adicionados dois bocais de entrada de uma polegada e meia, rosca do tipo BSPf. As dimensões do projeto estão representadas na Figura 11.

Figura 11 - Projeto do Refervedor



Antes de ser encaminhado para construção, foi avaliada a área de superfície de líquido presente no refervedor, a fim de verificar se haveria arraste de líquido na vaporização. Para isto, foi utilizada a equação de Souders-Brown (equação 6), pela qual foi verificada a

velocidade máxima admissível de escoamento do vapor, posteriormente comparada à velocidade do vapor durante a operação. A Tabela 2 apresenta a velocidade de vapor calculada no refeedor, bem como os parâmetros utilizados para o cálculo, e a Tabela 3 apresenta o cálculo da velocidade máxima admissível de acordo com a equação 6.

Tabela 2 - Cálculo da velocidade máxima de vapor no refeedor

<b>Dado</b>	<b>Valor</b>	<b>Unidade</b>
$\Delta H_{\text{vap,EtOH}}$	846	kJ/kg
$\Delta H_{\text{vap,H}_2\text{O}}$	2257	kJ/kg
$MM_{\text{EtOH}}$	0,04606	kg/mol
$1/\rho_g$	0,486322	m <sup>3</sup> /kg
$Q_{\text{máx}}$	6	kW
<b>Vazão de vapor</b>	0,003449	m <sup>3</sup> /s
$A_{\text{livre}}$	0,078	m <sup>2</sup>
$V_{\text{vapor}}$	0,044219	m/s

Tabela 3 - Cálculo da velocidade máxima de vapor admissível

<b>Dado</b>	<b>Valor</b>	<b>Unidade</b>
$K_s$	0,122	m/s
$\rho_g$	1,642	kg/m <sup>3</sup>
$\rho_L$	744,6	kg/m <sup>3</sup>
$V_{g,\text{máx}}$	2,595108	m/s

Nota-se, portanto, que a velocidade máxima de vapor durante a operação, de 0,044 m/s, é duas ordens de grandeza inferior à velocidade máxima admissível, de 2,6 m/s, validando então as dimensões do refeedor quanto à possibilidade de arraste de líquido para a coluna. O projeto foi então encaminhado para a construção, sendo o refeedor confeccionado em inox 304. A Figura 12 mostra o refeedor usinado.

Figura 12 - Refervedor usinado em Aço Inox 304



## 6.2. SISTEMA SUPERVISÓRIO

O supervisório projetado consiste de duas telas, sendo uma delas a principal, onde foram inseridas opções para informar quanto de calor será fornecido, a vazão a ser utilizada pela bomba no refluxo de destilado, além de campos para a medição das temperaturas fornecidas pelos sensores Pt100 instalados em seus respectivos estágios (Figura 13), e a tela de gráficos, na qual são apresentadas as tendências das variáveis medidas ao longo dos ensaios de destilação (Figura 14). A tela de gráficos é importante para a verificação do funcionamento dos instrumentos, apontando os tempos onde erros de leitura ou de operação ocorreriam.

Figura 13 - Tela principal do sistema supervisório

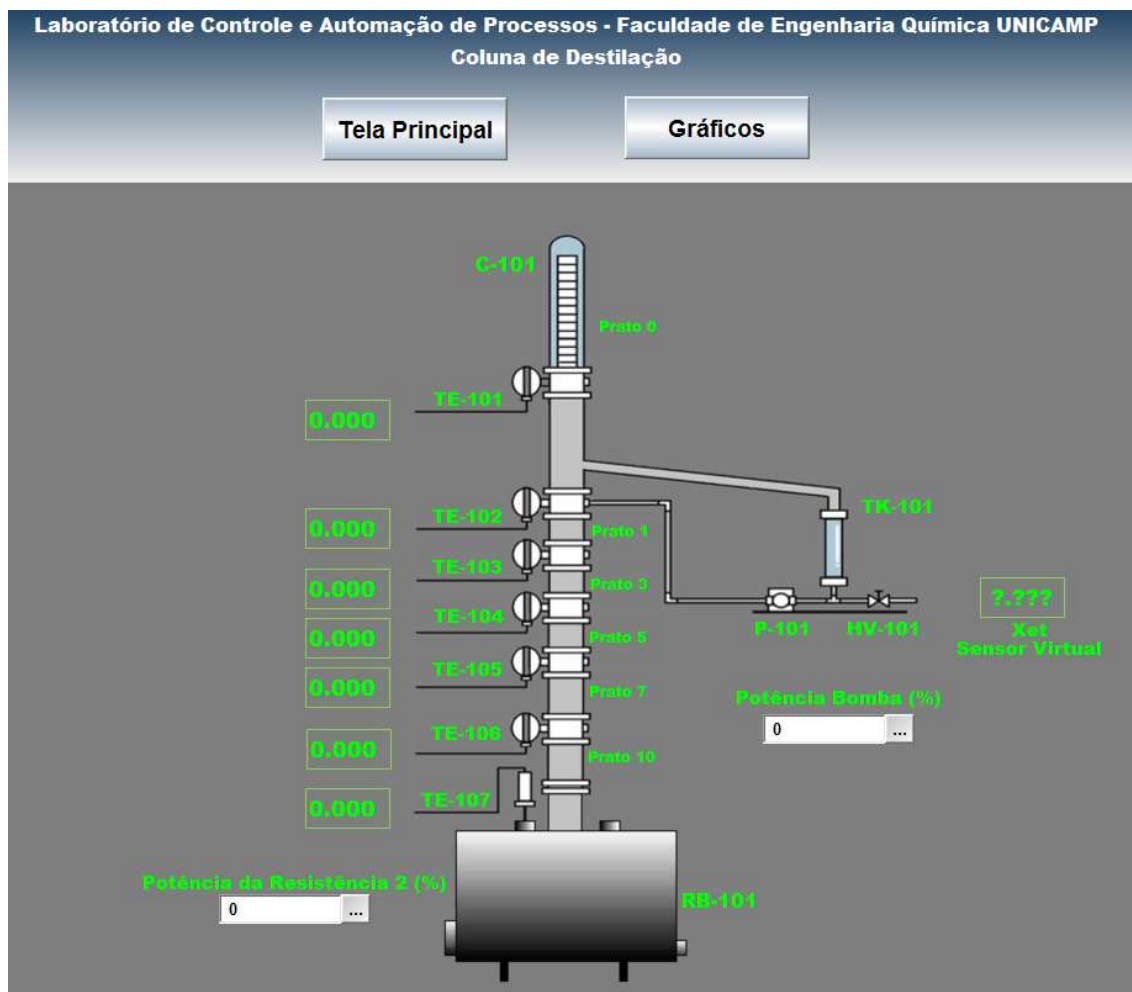


Figura 14 - Tela de gráficos do sistema supervisório



### 6.3. DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE *OUTPUT*

Para a escolha das variáveis de saída dos modelos, foi executada uma simulação no software Aspen® Plus v8.4, a fim de determinar qual seria o impacto dos valores de composição dos diversos componentes presentes na cachaça, em particular, ácido acético, acetaldeído e isobutanol, nos valores de temperatura medidos ao longo da coluna.

A simulação consistiu de um tambor Flash, contendo a entrada de cem mililitros de etanol (base de cálculo), duzentos mililitros de água (formando uma mistura com aproximadamente trinta por cento em volume de etanol) e, quando analisada a presença de um componente, um mililitro do mesmo. Na Tabela 4 é apresentada a avaliação dos valores

de temperatura de ebulição resultantes com a variação de composição de cada um dos componentes supracitados.

Tabela 4 - Variação na temperatura de ebulição da mistura

Variável	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 4
$V_{\text{EtOH}}$ (mL)	100	100	100	100	100
$V_{\text{água}}$ (mL)	200	200	200	200	200
$V_{\text{ác.Acético}}$ (mL)	0	1	0	0	1
$V_{\text{acetaldeído}}$ (mL)	0	0	1	0	1
$V_{\text{isobutanol}}$ (mL)	0	0	0	1	1
$T_{\text{vap}}$ (°C)	85,9619	86,0107	85,6829	85,9352	85,7066
$\Delta T_{\text{vap}}$ (°C)	0	0,0488	-0,279	-0,0267	-0,2553

Nota-se uma mínima variação da temperatura de vaporização quando são adicionados os congêneres da cachaça à mistura. Além disso, a quantidade de congêneres na mistura é, no caso 4, de três mililitros para cada cem mililitros de etanol anidro, quantidade esta que encontra-se, aproximadamente, quatro vezes maior que o valor máximo do coeficiente de congêneres apresentado na Tabela 1.

Conforme a norma IEC 60751:2008 (IEC, 2008), a tolerância de medição de um sensor Pt100 classe A a 100 °C é de  $\pm 0,35$  °C, incerteza que está acima da variação observada na temperatura em relação às composições das misturas, impossibilitando, assim, a detecção dos congêneres analisados na Tabela 4 por meio da temperatura de bolha da mistura.

Portanto, como variável de saída dos sensores, foi considerada apenas a graduação alcoólica do destilado e, além disso, para a coleta de dados, foi utilizada como alimentação apenas uma mistura de etanol a 30 °GL em água, seguindo as indicações presentes no estudo de Franco et al. (2009), a fim de obter melhores características organolépticas da bebida.



#### **6.4. COLETA DE DADOS DE TREINAMENTO E DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE INPUT**

Após realizadas várias corridas de teste na coluna de destilação, a fim de detectar vazamentos, erros de equipamentos e instrumentos, foram coletados dados de temperatura ao longo da coluna, mais precisamente nos estágios 0, 5, 7, 10 e 13 (refervedor), que foram armazenados em um banco de dados, em intervalos de um segundo, durante o decorrer do experimento.

O procedimento adotado para definir a faixa de interesse de destilado, também conhecido como coração da cachaça, foi baseada no trabalho de Franco et al. (2009), onde, de dez litros de mistura de etanol a 30 °GL em água, foram retirados os primeiros 500 mL de destilado, e, a partir disso, foi definida uma vazão de destilado de 100 mL/min, tendo o destilado excedente à vazão especificada reciclado à coluna, e, a partir da redução de vazão do destilado, o refluxo foi encerrado e toda a vazão de destilado foi retirada. O coração da bebida foi então coletado até o volume de destilado completar 6 L, em vials de amostragem, retirando-se 20 mL a cada minuto.

A partir da inicialização do processo, foi também iniciado um cronômetro de bolso, mantendo o mesmo início da contagem do tempo na coleta de dados de temperatura do supervisor. Definido o tempo de coleta do coração da bebida, os dados de temperatura foram analisados via coeficiente de correlação de Pearson. A matriz de correlação é apresentada na Tabela 5.

Tabela 5 - Matriz de Correlação para os dados de temperatura dos estágios

	T_REFERV	T_COND	T_5	T_7	T_10
T_REFERV	1	0.6759	0.9989	0.9996	0.9995
T_COND	0.6759	1	0.6837	0.6759	0.6846
T_5	0.9989	0.6837	1	0.9996	0.9994
T_7	0.9996	0.6759	0.9996	1	0.9998
T_10	0.9995	0.6846	0.9994	0.9998	1

O conjunto de dados gerado pelos testes com a mistura etanol e água foi de 76 amostras de destilado, analisadas por refratometria, conforme o item 5.4.1, e referenciadas às temperaturas médias durante o tempo de amostragem, registradas no banco de dados de instrumentos.

Observa-se que, tomando como base a temperatura do refervedor (T\_REFERV), o cálculo do coeficiente de correlação mostra uma forte dependência linear entre esta e as temperaturas dos estágios 5, 7 e 10, comportamento este que sugere a utilização de apenas uma delas para o desenvolvimento do sensor. Já para a temperatura do condensador (T\_COND), o valor de 0,6759 para o coeficiente de correlação de Pearson mostra que esta não apresenta uma dependência linear considerável com a temperatura do refervedor, e, portanto, como variáveis de *input* dos sensores, foram consideradas as temperaturas do refervedor e do condensador da coluna de destilação.

## 6.5. REDE NEURAL

Utilizando os dados coletados para a mistura etanol (30 °GL) e água, foi proposto o desenvolvimento de uma Rede Neural Artificial *feedforward* (RNAf). O script utilizado foi gerado por meio do a toolbox “Neural Net Fitting”, do software Mathworks MATLAB® 2017, e é apresentado no apêndice A.

O algoritmo de treinamento utilizado foi o Levenberg-Marquardt, que tipicamente requer mais memória, porém menos tempo de treinamento. Além disso, o treinamento foi realizado utilizando-se parada antecipada, que consiste de cessar o treinamento quando os erros obtidos no conjunto de validação começam a aumentar.

A Tabela 6 mostra o processo de escolha da estrutura da rede, que consistiu de gerar várias redes de mesma arquitetura (números de neurônios ocultos e algoritmo de treinamento), escolha da melhor rede resultante e observação dos erros médios quadráticos (MSE) obtidos. Nota-se que apenas uma camada intermediária foi utilizada na construção da rede neural, pois, segundo Osorio et al. (2008), devido ao número de entradas, de saídas e de dados, uma arquitetura simples, tal como a proposta, gera resultados tão bons quanto redes mais complexas.

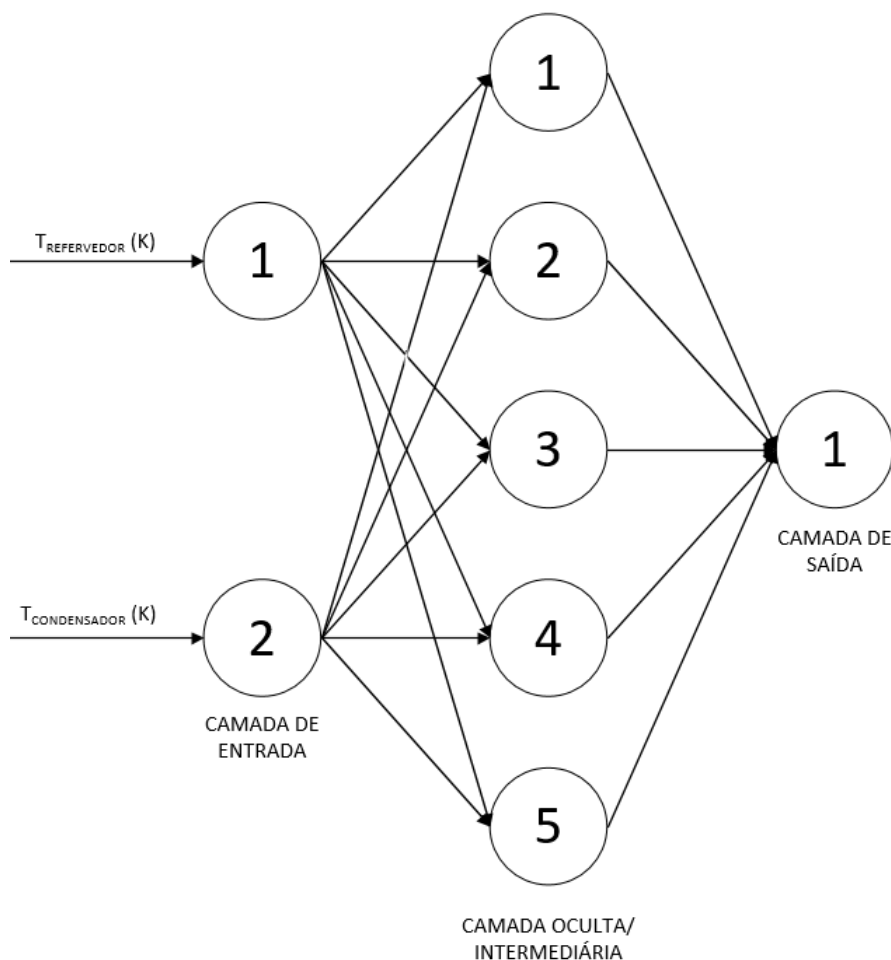
Tabela 6 - Escolha da estrutura da Rede Neural a ser utilizada

<b>Algoritmo de Treinamento</b>	<b>Número de Neurônios</b>	<b>MSE Treinamento</b>	<b>MSE Validação</b>	<b>MSE Teste</b>
<b>Levenberg-Marquardt</b>	3	4,0722	4,05714	5,62381
	4	4,2516	3,92543	4,15859
	<b>5*</b>	<b>2,81482</b>	<b>2,22879</b>	<b>2,3192</b>
	6	2,7225	2,44899	2,64384
	7	2,82908	1,86725	2,33546
	8	2,5126	2,93491	2,46532
	9	2,12372	3,14242	3,24417
	10	2,04533	1,88827	2,82209
<b>Gradiente Descendente</b>	3	5,68267	5,00407	7,96618
	4	4,51891	4,92329	3,36145
	5	4,89598	3,69065	3,94282
	6	5,06774	4,58604	5,64798
	7	4,77035	4,71317	5,4884
	8	4,81439	4,06694	3,87919
	9	4,330134	4,08196	4,2851
	10	4,33352	3,90874	1,85328

Devido à parada antecipada, o aumento do número de neurônios na camada intermediária da rede não apresenta variação considerável do erro, além de não indicar o *overfitting* observado quando há baixos erros para o conjunto de treinamento e altos erros para validação e teste. Porém, abaixo de cinco neurônios, observa-se um aumento nos erros, o que indica a perda de capacidade de representação da tendência dos dados pela rede neural resultante.

Portanto, foram avaliadas diversas redes neurais geradas por meio dos algoritmos de treinamento *Levenberg-Marquardt* e Gradiente Descendente, para o projeto da RNAf a ser utilizada como um dos sensores virtuais, partindo de cinco neurônios na camada oculta, seguindo a arquitetura representada pela Figura 15.

Figura 15 - Arquitetura definida para a rede neural (exemplo com 5 neurônios ocultos)



Foram realizados testes de resposta em tempo real com doze redes diferentes, destilando-se cachaça a 30 °GL, utilizando o Simulink do MATLAB® 2017, coletando dados de temperatura do processo, calculando a graduação alcoólica por meio de cada uma das redes, e retornando seu valor para o supervisor via OPC. Os valores calculados foram gravados no mesmo banco de dados de temperaturas, com seus tempos correspondentes, e então comparados aos dados reais de graduação alcoólica, analisados por refratometria.

Ao variar o algoritmo de treinamento e o número de neurônios da camada oculta, observou-se uma leve mudança no erro médio quadrático (RMSE) das redes postas a prova. Estes valores são apresentados pela Tabela 7

Tabela 7 - Erros Médios Quadráticos resultantes das redes neurais avaliadas

<b>Algoritmo de Treinamento</b>	<b>Neurônios Ocultos</b>	<b>RMSE (°GL)</b>
Levenberg-Marquardt	5	2,59
Levenberg-Marquardt	6	2,63
Levenberg-Marquardt	7	2,41
Levenberg-Marquardt	8	2,38
Levenberg-Marquardt	9	2,42
Levenberg-Marquardt	10	2,36
Gradiente Descendente	5	2,52
Gradiente Descendente	6	2,21
Gradiente Descendente	7	2,51
Gradiente Descendente	8	2,34
Gradiente Descendente	9	2,19
Gradiente Descendente	10	2,12

Com as redes avaliadas, observou-se que, apesar da rede obtida via gradiente descendente com dez neurônios apresentar um menor erro (2,12 °GL), uma rede com seis neurônios obtida via gradiente descendente, apresentando um erro de 2,21 °GL possui um erro muito próximo, e esta diferença dos erros médios quadráticos, analisados em termos de graduação alcoólica (0,09 °GL) poderia ser causada por variações de temperatura menores

do que a própria incerteza de medição das termorresistências empregadas, sendo esta de 0,35 °C.

Portanto, foi escolhida a rede neural com seis neurônios na camada oculta, sendo esta uma camada simples, e treinada pelo algoritmo Gradiente Descendente, como modelo para a criação de um dos sensores virtuais para a medição da graduação alcoólica no processo de redestilação da cachaça.

Os valores de graduação alcoólica calculados pela rede escolhida foram então graficados junto aos valores reais, medidos via refratometria, para fins de comparação, tal como mostra a Figura 16, tendo os erros absolutos de cada par de dados apresentados pela Figura 17.

Figura 16 - Valores experimentais e calculados via Rede Neural para a graduação alcoólica no destilado

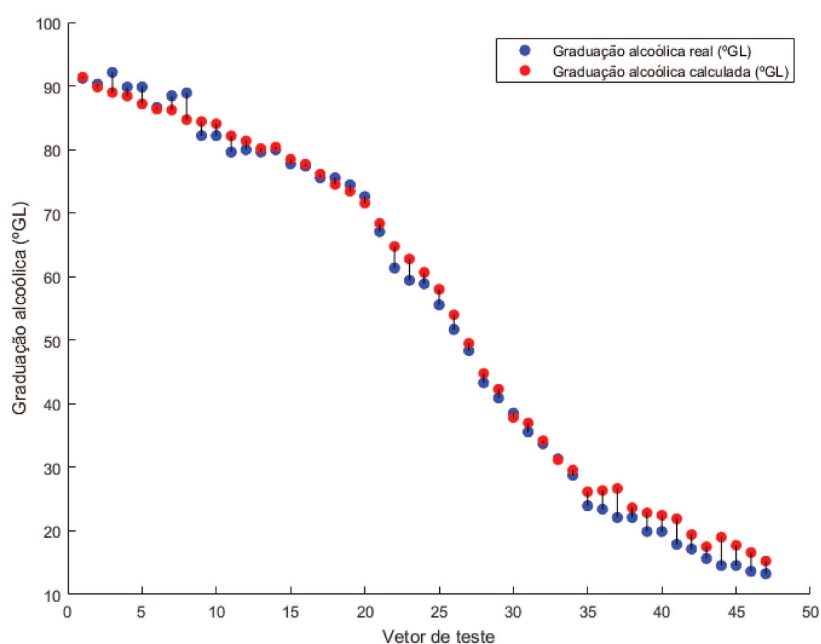
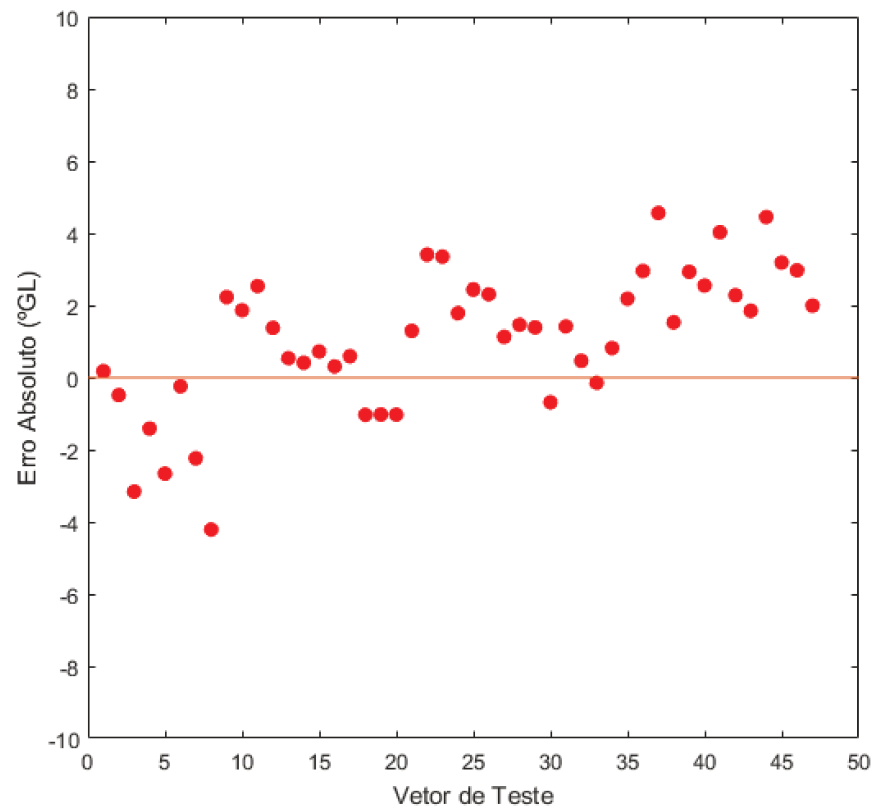
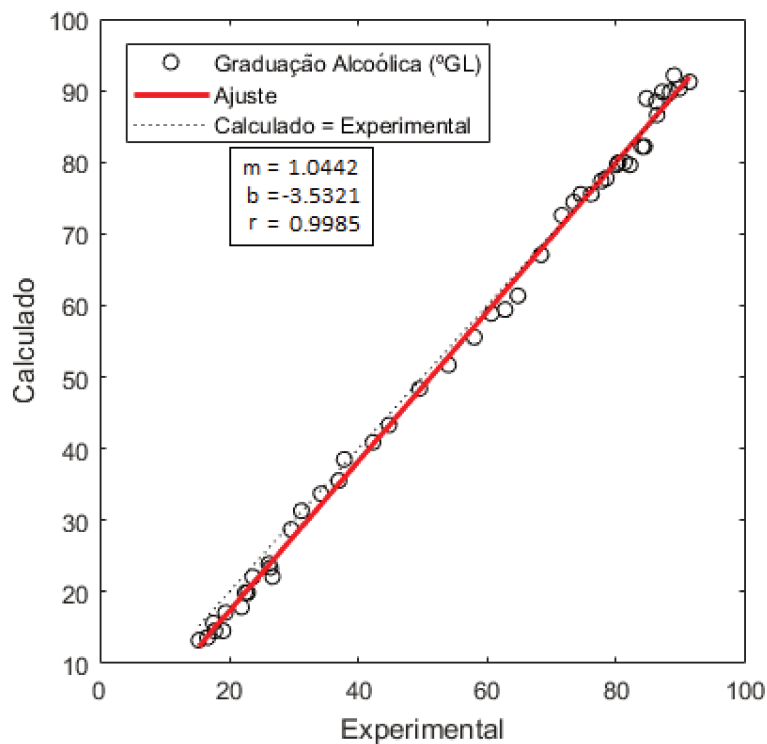


Figura 17 - Erro absoluto entre os valores experimentais e calculados da graduação alcoólica - Rede Neural



A relação entre os valores calculados e experimentais para a graduação alcoólica do destilado também foi observada por meio de uma regressão linear entre os dados, apresentada na Figura 18.

Figura 18 - Correlação entre os valores experimentais e calculados via Rede Neural da graduação alcoólica no destilado



As tabelas 8, 9 e 10 apresentam, respectivamente, os valores dos pesos entre a camada de entrada e a camada oculta, os valores dos pesos entre a camada oculta e a de saída e os bias do neurônios, onde aplicáveis.

Tabela 8 - Pesos entre os neurônios de entrada e ocultos da rede neural

Neurônio de Entrada	Neurônio Oculto	Peso
1	1	-3,36575
1	2	-3,51313
1	3	-3,29031
1	4	-3,40408
1	5	-1,21619
1	6	-0,62093
2	1	-0,21393
2	2	0,314365
2	3	0,878115
2	4	0,21814
2	5	3,033929
2	6	-3,41237



Tabela 9 - Pesos entre os neurônios de saída e ocultos da rede neural

Neurônio de Saída	Neurônio Oculto	Peso
1	1	0,103059
1	2	0,466461
1	3	0,03308
1	4	0,157231
1	5	-0,577380
1	6	0,209218

Tabela 10 - Bias dos neurônios ocultos e de saída da rede neural

Neurônio	Bias
Oculto 1	3,468199
Oculto 2	1,825910
Oculto 3	0,633583
Oculto 4	-0,505260
Oculto 5	-2,269950
Oculto 6	-3,393600
Saída 1	-0,497022

## 6.6. POLINÔMIOS MULTIVARIÁVEL – POLYFITN

Da mesma maneira, foram utilizados os dados da destilação de etanol (30 °GL) em água para a geração de um polinômio multivariável, utilizando a toolbox Polyfitn, disponibilizada por John D'Errico nos fóruns da Mathworks. Foi gerado um polinômio de duas variáveis, de segundo grau, representado pela equação (8).

$$^{\circ}\text{GL} = 0,16915 * T_R^2 - 0,42876 * T_R * T_C + 27,674 * T_R + 0,09297 * T_C^2 + 87,161 * T_C - 19677,3 \quad (8)$$

Foram então realizados testes em tempo real na mesma destilação de cachaça utilizada para testes no item 6.5, também via Simulink, e gravando os dados calculados em tempo real no mesmo banco de dados de temperaturas da destilação, referenciando os devidos tempos de cada dado. Os valores de graduação alcoólica calculados foram então comparados aos valores reais, conforme mostram as Figuras 19, 20 e 21.

Figura 19 - Valores experimentais e calculados via polyfitn grau 2 para a graduação alcoólica no destilado

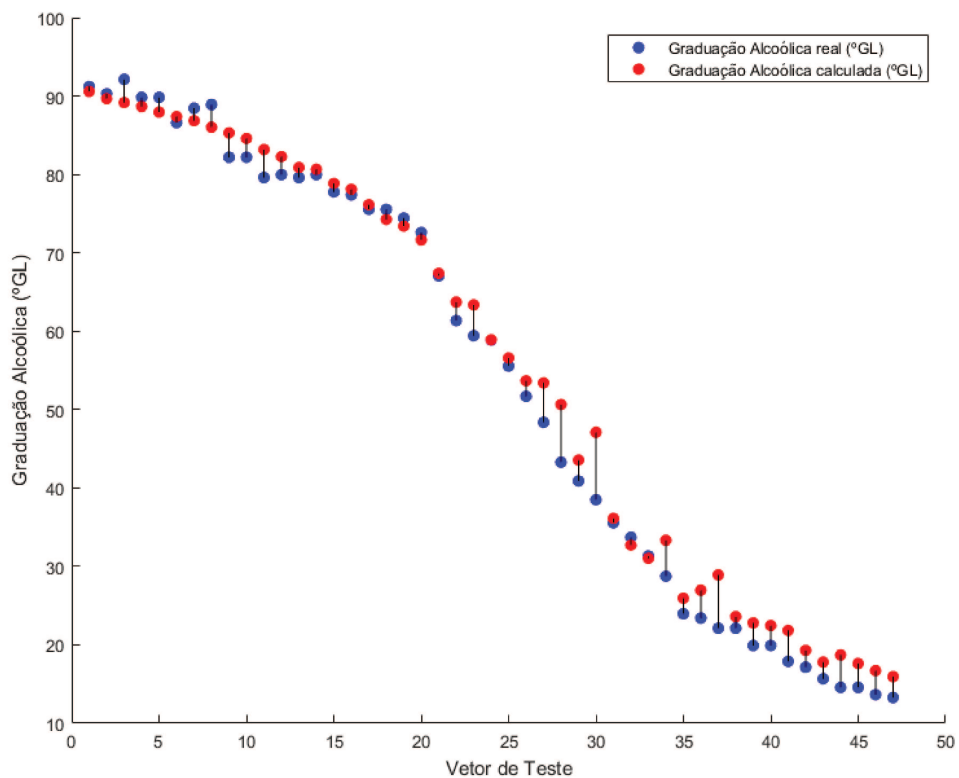


Figura 20 - Erro absoluto entre os valores experimentais e calculados da graduação alcoólica - Polyfitn

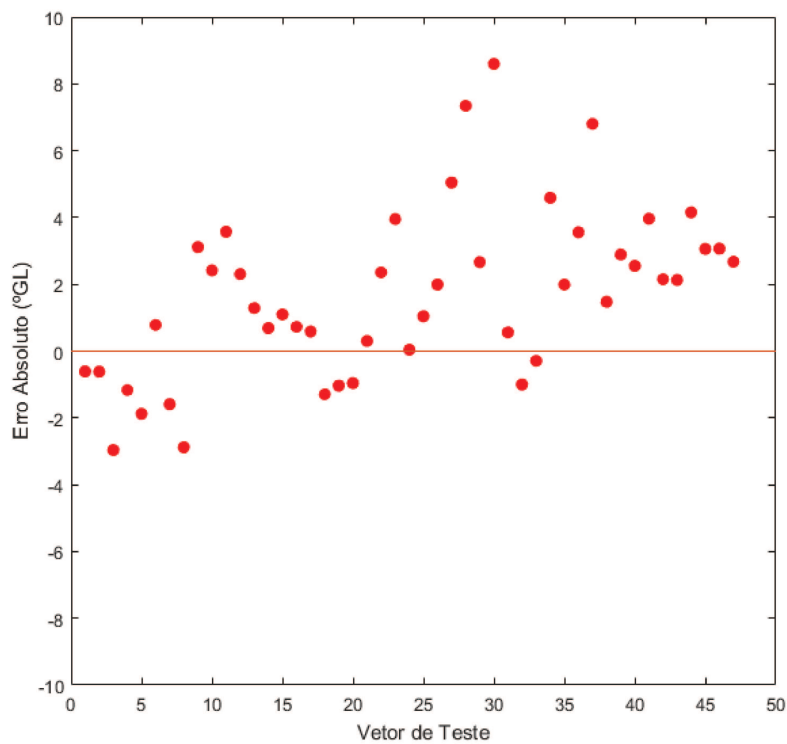
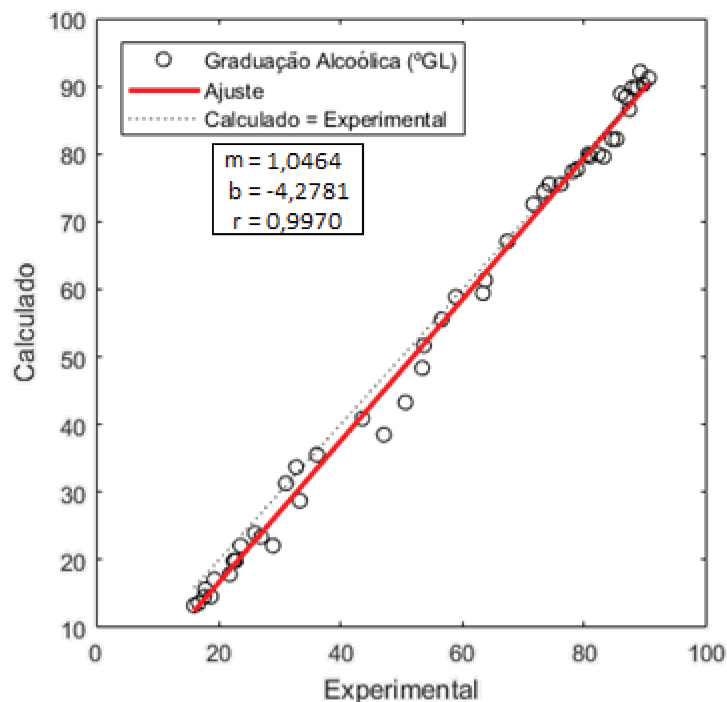


Figura 21 - Correlação entre os valores experimentais e calculados via polyfitn grau 2 da graduação alcoólica no destilado



O polinômio gerou resultados com RMSE de 3,00 °GL, e apresenta desvios locais maiores quando comparado à rede neural com seis neurônios ocultos.

Posteriormente às corridas de destilação, utilizando os mesmos dados de destilação da mistura etanol e água (30 °GL), foram calculados polinômios multivariável de grau mais alto, a fim de verificar se haveria algum destes que calcularia valores de graduação alcoólica mais próximos dos experimentais. Os polinômios foram então testados com os mesmos dados do destilado da cachaça, apresentando os erros médios quadráticos da tabela Tabela 11.

Tabela 11 - Erros médios quadráticos dos polinômios multivariáveis

Grau do Polinômio	RMSE (°GL)
2	3,00
3	2,71
4	2,61
5	2,95

Nota-se, a partir do quarto grau, o sobreajuste do modelo, não sendo mais adequado para a predição de valores fora do conjunto de dados utilizado para sua geração.

Os sensores não foram capazes de calcular as composições dos congêneres da cachaça, devido ao fato das concentrações destes componentes não serem suficientemente altas a ponto de afetarem nos valores de temperatura medidos. Porém, segundo Franco (2008), o processo de redestilação reduz consideravelmente os congêneres da cachaça, com exceção dos álcoois superiores, os quais requerem um estudo nos cortes da destilação, onde os sensores obtidos seriam uma ferramenta indicada.

Além disto, segundo Osorio et al. (2008), a resolução dos instrumentos de medição e a negligência sobre as variações de temperatura do processo fazem com que erros de até 6 °GL aconteçam frequentemente em destilações de bebidas.

Observa-se um comportamento assintótico do erro médio calculado, tendendo a valores próximos de 2 °GL. O método de análise da graduação alcoólica empregado (refratometria) é visual, fator que pode ter acarretado desvios no ato da medição.

## 7. CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

A montagem experimental de uma coluna de destilação batelada foi realizada no Laboratório de Controle e Automação de Processos (LCAP) da Faculdade de Engenharia Química da Unicamp, sendo projetado um novo refeedor para a instalação, fornecendo alternativas de operação contínua e de diferentes cargas térmicas para a coluna utilizada neste trabalho, acompanhado de um sistema supervisor que suporta tais alternativas.

Os resultados obtidos revelam que, para o monitoramento do processo de redestilação de cachaça, um sensor virtual baseado em redes neurais oferece desvios de, aproximadamente, 2,2 °GL, o que torna sensores deste tipo uma alternativa viável para o monitoramento da graduação alcoólica, pois geram valores em tempo real, fornecendo informações que possibilitam o controle de qualidade da bebida. Quanto ao polinômio multivariável, apesar de resultar em erros maiores (em torno de 2,6 °GL), o mesmo pode exigir menos tempo para ser calculado e implementado, e pode ser utilizado como uma solução paliativa enquanto o sensor baseado em redes neurais é desenvolvido.

Como sugestão para trabalhos futuros, há a possibilidade do emprego de outro método de análise para a graduação alcoólica, tais como densímetros, visando a diminuição do erro associado a esta etapa. Caso a utilização de outro método forneça resultados mais exatos, considera-se plausível a avaliação de Redes Neurais Recursivas no desenvolvimento dos sensores. Outra sugestão é a utilização de uma coluna de destilação capaz de operar em diferentes potências de aquecimento, podendo ser analisada a tomada desta como uma nova variável de entrada dos modelos.

## 8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANVISA. **ANEXO 8 - ALCOOMETRIA.** Disponível em: <[http://www.anvisa.gov.br/hotsite/farmacopeiabrasileira/arquivos/cp38\\_2010\\_anexos/alcoometria.pdf](http://www.anvisa.gov.br/hotsite/farmacopeiabrasileira/arquivos/cp38_2010_anexos/alcoometria.pdf)>. Acesso em: 14 fev. 2018.

BANDER, F. **Distillation Technologies.** Disponível em <<http://seperationtechnology.com/distillation/>>. Acesso em: 12 mai. 2018.

BORTOLETTO, A. M.; ALCARDE, A. R. Assessment of chemical quality of Brazilian sugar cane spirits and cachaças. **Food Control**, v. 54, p. 1–6, 2015.

BRASIL. **LEI Nº 9.279, DE 14 DE MAIO DE 1996.** Brasil, 1996.

BRASIL. **DECRETO Nº 6.871, DE 4 DE JUNHO DE 2009.** Brasil, 2009.

D'ERRICO, J. **polyfitn.** Disponível em: <<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/34765-polyfitn#feedback>>. Acesso em: 20 dez. 2017.

ESTADÃO. O futuro da cachaça: o que está por vir. **Media Lab**, 23 out. 2018.

FORESEE, F. D.; HAGAN, M. T. GAUSS-NEWTON APPROXIMATION TO BAYESIAN LEARNING. **Network**, p. 1930–1935, 1997.

FORTUNA, L. et al. **Soft Sensors for Monitoring and Control of Industrial Processes.** 1. ed. [s.l.] Springer, 2007.

FRANCO, A. D. C.; ROTA, M. B.; FARIA, J. B. A REDESTILAÇÃO DA CACHAÇA E SUA INFLUÊNCIA NA QUALIDADE SENSORIAL. **Alim. Nutr.**, v. 20, p. 331–334, 2009.

FRANCO, A. D. E. C. **Redestilação da cachaça**. [s.l.] Universidade Estadual Paulista, 2008.

IEC. **Industrial platinum resistance thermometers and platinum temperature sensors** Switzerland, 2008.

INPI; SEBRAE. **Indicações geográficas brasileiras: cachaça**. Brasil, 2016.

KOCKMANN, N. Distillation - Fundamentals and Principles. In: **Distillation**. [s.l: s.n.]. p. 1–43.

MAGNI, P.; ZILIOLI, G.; FACCHETTI, R.; **US PAT. 7,228,067**, 2007.

MAPA. **RESULTADO DAS DISCUSSÕES DA 47ª REUNIÃO DA CAMARA SETORIAL DA CADEIA PRODUTIVA DA CACHAÇA**. 2016. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/assuntos/camaras-setoriais-tematicas/documentos/camaras-setoriais/cachaca/anos-anteriores/regulamento-de-uso-da-indicacao-geografica-da-cachaca>>

MARTINS, J. História da Cachaça. **Instituto Brasileiro da Cachaça**, 2011.

MOHLER, I.; ANDRIJIĆ, Ž. U.; BOLF, N. Development of soft sensors for crude distillation unit control. **IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)**, v. 18, n. PART 1, p. 5407–5412, 2011.

NIELSEN, M. A. **Neural Networks and Deep Learning**. [s.l.] Determination Press, 2015.

NOWAKOWSKA, J. **The Refractive Indices of Ethyl Alcohol and Water Mixtures**. [s.l.]

Loyola University, 1939.

OSORIO, D. et al. Soft-sensor for on-line estimation of ethanol concentrations in wine stills.

**Journal of Food Engineering**, v. 87, n. 4, p. 571–577, 2008.

PANI, A. K.; AMIN, K. G.; MOHANTA, H. K. Soft sensing of product quality in the debutanizer column with principal component analysis and feed-forward artificial neural network. **Alexandria Engineering Journal**, v. 55, n. 2, p. 1667–1674, 2016.

RANI, A.; SINGH, V.; GUPTA, J. R. P. Development of soft sensor for neural network based control of distillation column. **ISA Transactions**, v. 52, n. 3, p. 438–449, 2013.

SAGMEISTER, P. **WHAT IS A SOFT SENSOR OR SOFTWARE SENSOR?**

Disponível em: <<https://exputec.com/what-is-a-softsensor/>>. Acesso em: 26 jul. 2018.

SEADER, J. D. et al. **Separation Process Principles, 3rd Edition**. [s.l: s.n.].

SEBRAE. CACHAÇA ARTESANAL - Relatório completo. v. 1, 2012.

SHARMA, S. **Activation Functions: Neural Networks – Towards Data Science**.

Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6>>. Acesso em: 19 jun. 2018.

SMETS, I. Y. et al. Inferring Distillation Product Composition: a Hybrid Soft Sensor Approach. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 40, n. 5, p. 167–172, 2007.

SOLOMATINE, D.; SEE, L. M.; ABRAHART, R. J. Data-Driven Modelling : Concepts , Approaches and Experiences. In: **Practical Hydroinformatics: Computational Intelligence and Technological Developments in Water Applications**. [s.l: s.n.]. p. 17–31.



SOULDERS, M.; BROWN, G. G. Design of Fractionating Columns: I. Entrainment and Capacity. **Industrial and Engineering Chemistry**, v. 26, n. 1, p. 98–103, 1934.

## APÊNDICE A. SCRIPT DE TREINAMENTO DAS REDES NEURAIAS

```

% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 14-Sep-2018 13:45:04
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   in - input data.
%   out - target data.

x = in';
t = out';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 5;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotregression','plotfit'};

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};

```

```
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code
blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
    % Generate MATLAB function for neural network for application
    % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
    % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
    % network performs.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
    % generation with MATLAB Coder tools.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
    % Simulink Coder tools.
    gensim(net);
end
```