

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

Michelle Kitayama da Silva

Estudo de modelos matemáticos para análise da radiação solar e desenvolvimento de ferramenta para modelagem e simulação de sistemas fotovoltaicos

Campinas

2019



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação

Michelle Kitayama da Silva

# Estudo de modelos matemáticos para análise da radiação solar e desenvolvimento de ferramenta para modelagem e simulação de sistemas fotovoltaicos

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Universidade Estadual de Campinas como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de Mestra em Engenharia Elétrica, na área de Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Gradella Villalva

Este exemplar corresponde à versão final da dissertação defendida pela aluna Michelle Kitayama da Silva, e orientada pelo Prof. Dr. Marcelo Gradella Villalva

Campinas

2019

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

Silva, Michelle Kitayama da, 1990Si38e Estudo de modelos matemáticos para análise da radiação solar e desenvolvimento de ferramenta para modelagem e simulação de sistemas fotovoltaicos / Michelle Kitayama da Silva. – Campinas, SP : [s.n.], 2019.
Orientador: Marcelo Gradella Villalva. Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.
1. Radiação solar. 2. Efeito fotovoltaico. 3. Sistemas de energia fotovoltaica.
4. Energia renovável. I. Villalva, Marcelo Gradella, 1978-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade

#### Informações para Biblioteca Digital

III. Título.

**Título em outro idioma:** Study on mathematical models for the analysis of solar radiation and development of a modeling and simulation tool for photovoltaic systems

Palavras-chave em inglês: Solar radiation Photovoltaic effect Photovoltaic energy systems Renewable energy Área de concentração: Energia Elétrica Titulação: Mestra em Engenharia Elétrica Banca examinadora: Marcelo Gradella Villalva [Orientador] Luiz Carlos Pereira da Silva Davi Gabriel Lopes Data de defesa: 22-07-2019 Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a) - ORCID do autor: https://orcid.org/0000-0002-3971-4575

- ORGID do autor: https://orcid.org/0000-0002-3971-4575 - Currículo Lattes do autor: http://lattes.cnpq.br/0603622766315818

## COMISSÃO JULGADORA - DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Candidato: Michelle Kitayama da Silva

RA: 209469

Data da Defesa: 22 de julho de 2019

**Título da Tese:** "ESTUDO DE MODELOS MATEMÁTICOS PARA ANÁLISE DA RADIAÇÃO SOLAR E DESENVOLVIMENTO DE FERRAMENTA PARA MODELAGEM E SIMULAÇÃO DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS".

Prof. Dr. Marcelo Gradella Villalva (Presidente, FEEC/UNICAMP) Prof. Dr. Luiz Carlos Pereira da Silva (FEEC/UNICAMP) Prof. Dr. Davi Gabriel Lopes (SENAC/SENAC São Paulo)

A ata de defesa, com as respectivas assinaturas dos membros da Comissão Julgadora, encontra-se no SIGA (Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese) e na Secretaria de Pós-Graduação da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

 $\grave{A}$  minha mãe, meu maior exemplo de superação, força e amor incondicional.

# Agradecimentos

Agradeço primeiramente à minha mãe, Tereza, que sempre foi meu exemplo de amor incondicional. Que me deu asas para voar, mas sempre manteve a segurança de um ninho para voltar. Obrigada por entender as minhas faltas e sempre me incentivar a alcançar meus objetivos.

Ao meu falecido pai, Antônio, por sempre ter me incentivado a ir em busca dos meus sonhos não importa quão difíceis eles sejam e que desistir nunca é uma opção.

Aos meus irmãos, Kelly, André e Saury, que sempre me motivaram nos momentos mais difíceis,

Ao meu orientador, professor Marcelo Gradella Villalva, pela oportunidade de fazer parte do seu grupo de pesquisa e por todo o conhecimento repassado.

Agradeço aos meus amigos que se tornaram parte da minha família: Daniel Mesquita, Dante Inga, Elson Yoiti, Geyciane Pinheiro, Hugo Moreira, João Lucas, Karen de Melo, Lia Farias, Marcos dos Reis, Paulo Elguera, Rafael Espino, Rolando Caicedo, Tarcio André e Tatiane Costa.

À CPFL, através do projeto PA3032, pelo apoio financeiro para o desenvolvimento deste trabalho e à FUNCAMP por atuar como mediadora da bolsa de pesquisa.

À POLITEC e ao seu proprietário Vitor Tavernari por terem cedido dados e informações sobre suas plantas fotovoltaicas na cidade de Araçariguama - SP.

"Que os vossos esforços desafiem as impossibilidades, lembrai-vos de que as grandes coisas do homem foram conquistadas do que parecia impossível."(Charles Chaplin)

# Resumo

A energia gerada por um sistema fotovoltaico varia de acordo com alterações climáticas como a irradiância e a temperatura. Dessa forma, a obtenção de dados meteorológicos e de irradiância confiáveis é uma das etapas de maior importância na análise de desempenho de sistemas fotovoltaicos. Informações não precisas de irradiância acarretam um aumento significativo de incertezas no resultado final de energia gerada. Isso ocorre não apenas devido à imprecisão dos dados de entrada mas também devido ao aumento progressivo de incertezas na conversão da irradiância no plano horizontal para a superfície inclinada dos módulos fotovoltaicos. Dessa forma, o trabalho objetiva avaliar a precisão de diversos métodos de modelagem de irradiância solar, tais como os modelos de decomposição de Erbs, DISC e DIRINT, modelos de transposição de Liu e Jordan, Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez, além de uma análise simplificada do modelo de síntese horária de Aguiar e Collares-Pereira. Os modelos foram implementados em Python e fazem parte da ferramenta de design e simulação de Sistemas Fotovoltaicos Conectados à Rede Elétrica (SFCRE) que está sendo desenvolvida. Os resultados dos modelos de síntese horária, decomposição e transposição foram comparados com dados solarimétricos medidos em Golden, Colorado, pelo NREL, e os resultados da estimativa de energia gerada foram comparados com dados de energia coletados em Araçariguama - SP. Os resultados mostraram que diferentes bases de dados apresentam variações de irradiância para a mesma localidade. A combinação dos modelos de decomposição de DIRINT e transposição de Perez apresentaram os melhores resultados para a localidade de Golden, com erro médio de -1,61% e erro médio quadrático de 3,18% ao ano. De forma geral, a ferramenta desenvolvida apresentou resultados satisfatórios para a simulação de sistemas fotovoltaicos e estimativa de energia gerada, comparado com dados de energia medidos e resultados de simulação usando o PVSYST<sup>®</sup>. O erro médio quadrático dos resultados da simulação comparados com o PVSYST<sup>®</sup> usando o modelo de transposição de Perez foi de 2,52%, e 6,94% comparado com dados medidos.

**Palavras-chaves**: Irradiância solar; Síntese de irradiância; Modelos de transposição; Sistemas fotovoltaicos.

# Abstract

The energy generated by a photovoltaic system varies according to climatic changes such as irradiance and temperature. Thus, obtaining reliable meteorological and irradiance data is one of the most important steps in the performance analysis of photovoltaic systems. Non-accurate irradiance information leads to a significant increase in uncertainties in the final energy output. This occurs not only due to imprecisions of the input data but also due to the progressive increase of uncertainties in the conversion of the irradiance from the horizontal plane to the inclined surface of the photovoltaic modules. Thus, the objective of this work is to evaluate the accuracy of several solar irradiance modeling methods, such as the decomposition models of Erbs, DISC and DIRINT, Liu and Jordan, Klucher, Hay and Davies, Reindl and Perez transposition models, and a simplified analysis of the hourly synthesis model of Aguiar and Collares-Pereira. The models were implemented in Python and are part of the design and simulation tool of Photovoltaic Systems Connected to the Electrical GRID (SFCRE) that is being developed. The results of the hourly synthesis, decomposition and transposition models were compared with irradiance data measured in Golden, Colorado, by NREL, and the results of the energy estimation were compared with energy data collected in Araçariguama - SP. The results showed that different databases present irradiance variations for the same locality. The combination of the DIRINT decomposition model and Perez transposition model showed the best results for the Golden locality, with a mean error of -1.61 % and mean square error of 3.18 % per year. In general, the developed tool presented satisfactory results for the simulation of photovoltaic systems and the estimation of energy generated, compared to measured energy data and simulation results using PVSYST<sup>®</sup>. The mean square error of the simulation results compared to the PVSYST<sup>®</sup> using the Perez transposition model was 2.52 %, and 6.94 % compared to measured data.

**Keywords**: Solar irradiance; Irradiance data synthesis; Transposition models; Photovoltaic systems.

# Lista de ilustrações

Figura 1.1 -	- Cenário mundial do mercado fotovoltaico de 2014 à 2023. Fonte: Adap-	
	tado Solar Power Europe (2019) $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$	17
Figura 1.2 -	- Etapas do processamento dos dados de irradiância e estimativa de ge-	
	ração de energia.	20
Figura 2.1 -	– Ângulos da posição solar. Fonte: Reda e Andreas 2008 (adaptado). $\ $ .	24
Figura 2.2 -	– Radiação extraterrestre. Fonte: Green Rhino Energy (2016) adaptada	27
Figura 2.3 -	– Movimento de translação da Terra ao redor do Sol. Fonte: Sonnemaker	
	(2000) adaptada	28
Figura 2.4 -	– Variação da irradiância extraterrestre. Fonte: Autoria própria $\ \ .\ .\ .$	28
Figura 2.5 -	– Espectro da irradiância extraterrestre e global no solo. Fonte: Dodds e	
	Whiles (2010) adaptada. $\ldots$	29
Figura 2.6 -	- Componentes da irradiância que atinge a superfície da Terra. Fonte:	
	Russi (2012) adaptado	30
Figura 3.1 -	– Piranômetro termoelétrico. Fonte: Kipp & Zonen (2015)	33
Figura 3.2 -	– Piranômetro com arco metálico Fonte:Kipp & Zonen (2004a)	33
Figura 3.3 -	– Sistema de monitoramento solar Fonte: Kipp & Zone n $(2004b)$	34
Figura 3.4 -	– Pireliômetro. Fonte Hukseflux (2002)	34
Figura 3.5 -	$-T_L$ mensal em janeiro e fevereiro. Fonte: PVLib (2016)	38
Figura 3.6 -	$-T_L$ mensal em março, abril e maio. Fonte: PVLib (2016)	39
Figura 3.7 -	$-T_L$ mensal em junho, julho e agosto. Fonte: PVLib (2016)	40
Figura 3.8 -	$-T_L$ mensal em setembro, outubro e novembro. PVLib (2016)	41
Figura 3.9 -	$-T_L$ mensal em dezembro. PVLib (2016)	42
Figura 3.10	-Relação entre o ângulo de incidência e a potência gerada. Fonte: Autoria	
	própria	45
Figura 4.1 -	- Irradiância global incidentes em superfícies de diversas inclinações.	
	Fonte: Autoria própria	55
Figura 4.2 -	– Feixe incidente, irradiância difusa no céu e refletida no solo incidente	
	em uma superfície inclinada. Fonte: Iqbal (1983) adaptada . $\ldots$ .	57
Figura 4.3 -	– Componentes da irradiância difusa no plano inclinado. Fonte: Duffie e	
	Beckman (2003	59
Figura 5.1 -	– Modelos de células fotovoltaicas	63
Figura 5.2 -	– Curva I-V. Fonte: Autoria própria	66
Figura 6.1 -	– Fluxograma da análise dos modelos de decomposição e transposição.	72

Figura 6.2 – I	NMBE da irradiância global no plano inclinado a $40^o$ obtida pelo mo-	
(	delo de decomposição de Erbs	73
Figura 6.3 – I	NRNMSE da irradiância global no plano inclinado a $40^o$ obtida por	
1	modelos de decomposição de Erbs	74
Figura 6.4 – I	NMBE da irradiância global no plano inclinado a $40^o$ obtida pelo mo-	
(	delo de decomposição de DISC	75
Figura 6.5 – I	NRNMSE da irradiância global no plano inclinado a $40^o$ obtida por	
1	modelos de decomposição de DISC	76
Figura 6.6 – I	NMBE da irradiância global no plano inclinado a $40^o$ obtida pelo mo-	
(	delo de decomposição de DIRINT	77
Figura 6.7 – I	NRMSE da irradiância global no plano inclinado a $40^o$ obtida por mo-	
(	delos de decomposição de DIRINT	77
Figura 6.8 – I	Fluxograma da análise do modelo de síntese de dados horários	79
Figura 6.9 – I	Irradiância global horizontal medida e estimadas em condições de céu	
]	limpo	80
Figura 6.10–1	Erro médio e erro médio quadrático em porcentagem dos resultados de	
t	transposição de dados sintéticos de irradiância	81
Figura 6.11–	Fluxograma da estimativa de energia gerada	82
Figura 6.12–	Comparativo de bases de dados para Araçariguama-SP	83
Figura 6.13–1	Energia gerada por simulação no $\mathrm{PVSYST}^{\ensuremath{\mathbb{R}}}$ e dados medidos	85
Figura 6.14–1	Energia medida e obtida por simulações em Python e PVSYST para a	
]	localidade de Araçariguama - SP	86
Figura A.1–	Fluxograma do modelo de Ineichen e Perez para estimativa de irradi-	
é	ância global, direta e difusa no plano horizontal $\ .\ .\ .\ .\ .\ .\ .$	98
Figura A.2–1	Fluxograma do modelo de Bird para estimativa de irradiância global,	
(	direta e difusa no plano horizontal	99
Figura B.1–1	Fluxograma do modelo de Erbs para a estimativa de componente difusa	
]	horizontal a partir da irradiância global horizontal	100
Figura B.2–1	Fluxograma do modelo Disc para a estimativa de componente direta	
1	normal a partir da irradiância global horizontal	101
Figura B.3–1	Fluxograma do modelo DIRINT para a estimativa de componente di-	
1	reta normal a partir da irradiância global horizontal	102
Figura C.1-	Fluxograma do modelo de Aguiar e Collares-Pereira (1988) de síntese	
(	diária	103
Figura C.2–1	Fluxograma do modelo de Aguiar e Collares-Pereira (1992) de síntese	
]	horária	104
Figura D.1–	Fluxograma do modelo de transposição isotrópico de Liu e Jordan. $\ .$ .	105
Figura D.2–1	Fluxograma do modelo de transposição de Klucher	106

Figura D.3–Fluxograma do modelo de transposição de Hay e Davies	107
Figura D.4–Fluxograma do modelo de transposição de Reindl	108
Figura D.5–Fluxograma do modelo de transposição de Perez	109

# Lista de tabelas

Tabela 3.1 – Inte	ervalos de $\overline{K_t}$ para cada MTM	47
Tabela 3.2 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 10 < KT_{m,c} \le 0, 20.$	47
Tabela 3.3 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 20 < KT_{m,c} \le 0, 30.$	47
Tabela 3.4 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 30 < KT_{m,c} \le 0, 40. \dots$	47
Tabela 3.5 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 40 < KT_{m,c} \le 0, 50.$	48
Tabela 3.6 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 50 < KT_{m,c} \le 0, 60.$	48
Tabela 3.7 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 60 < KT_{m,c} \le 0, 70.$	48
Tabela 3.8 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 70 < KT_{m,c} \le 0, 80.$	48
Tabela 3.9 – Ma	triz de transição de Markov para $0, 80 < KT_{m,c} \le 0, 90.$	49
Tabela 3.10–Ma	triz de transição de Markov para $0,90 < KT_{m,c} \le 1,00.$	49
Tabela 3.11–Bin	s do modelo DIRINT	54
Tabela 4.1 – Âng	gulos de inclinação dos módulos fotovoltaicos. Fonte: Villalva (2017)	56
Tabela 4.2 – Tab	bela de valores de albedo	58
Tabela 4.3 – Cat	egorias discretas do índice de claridade $(\epsilon)$	62
Tabela 4.4 – Coe	eficientes de irradiância para todas as localidades propostos por Perez.	62
Tabela 6.1 – Des	scrição dos dados solarimétricos disponíveis para a localidade de	
Ara	ıçariguama - SP	69
Tabela 6.2 – Des	scrição do sistema fotovoltaico instalado na localidade de Araçari-	
gua	ma - SP	70
Tabela 6.3 – Des	scrição dos dados solarimétricos disponíveis para a localidade de	
Gol	den, Colorado	70
Tabela 6.4 – Err	os estatísticos da irradiância no plano inclinado usando o modelo	
de o	decomposição de Erbs	74
Tabela 6.5 – Err	os estatísticos da irradiância no plano inclinado usando o modelo	
de o	decomposição de DISC	76
Tabela 6.6 – Err	os estatísticos da irradiância no plano inclinado usando o modelo	
de o	decomposição de DIRINT	78
Tabela 6.7 – Per	das consideradas nas simulações de estimativa de energia gerada. $\ .$	83
Tabela 6.8 – Ana	álise estatística de bases de dados meteorológicos para Araçariguama-	
SP.		84
Tabela 6.9 – Ana	álise comparativa entre dados de energia gerados pelo $\mathrm{PVSYST}^{\mathbbm{R}}$ e	
dad	los medidos	85
Tabela 6.10–Ana	álise estatística da energia gerada por meio de simulações em Python	
com	paradas com dados medidos e simulação em $\mathrm{PVSYST}^{\textcircled{B}}.$	86

# Sumário

1	Introdução						
	1.1	Justifi	cativa	17			
	1.2	Objeti	ivos Gerais	19			
	1.3	Objeti	ivos Específicos	19			
	1.4	Metod	lologia	19			
	1.5	Escop	o da dissertação	22			
2	Fun	<sup>-</sup> undamentos de radiação solar					
	2.1	Geom	etria solar	23			
		2.1.1	Ângulo horário	23			
		2.1.2	Ângulo de declinação solar	24			
		2.1.3	Ângulo azimute	24			
		2.1.4	Ângulo de zênite	25			
		2.1.5	Ângulo de elevação solar	25			
		2.1.6	Ângulo de incidência	25			
	2.2	Avalia	ção do tempo	25			
		2.2.1	Equação do tempo	26			
		2.2.2	Correção da longitude	26			
2.3 Radiação solar		ção solar	26				
		2.3.1	Constante solar	27			
		2.3.2	Irradiância extraterrestre	27			
		2.3.3	Componentes da irradiância solar	29			
		2.3.4	Índice de claridade	30			
3	Irra	diância	horizontal	32			
	3.1	Instru	mentos de medição da radiação solar	32			
	3.2	Bases	de dados solarimétricos	35			
		3.2.1	Dados estimados por satélites	35			
		3.2.2	Dados de programas de processamento de irradiância	36			
	3.3	Model	los de estimativa de irradiância em condições de céu claro	37			
		3.3.1	Modelo de Ineichen e Perez	37			
		3.3.2	Modelo de Bird	43			
	3.4	Model	lo de síntese de dados de irradiância	44			
		3.4.1	Modelo de Aguiar e Collares-Pereira	45			
3.5 Modelos de decomposição de irradiância			los de decomposição de irradiância	50			
		3.5.1	Modelo de Erbs	51			

		3.5.2	Modelo I	DISC	52
		3.5.3	Modelo I	DIRINT	53
4	Мос	Modelagem da radiação solar no plano inclinado			
	4.1	Irradiá	ância dire	ta no plano inclinado	57
	4.2	Irradiá	ância refle	tida no solo	57
	4.3	Irradiá	ância difu	5a	58
		4.3.1	Modelo	de Liu e Jordan - Isotrópico	58
		4.3.2	Modelo d	de Klucher	59
		4.3.3	Modelo d	de Hay e Davies	60
		4.3.4	Modelo o	de Reindl	60
		4.3.5	Modelo o	de Perez	61
5	Ene	rgia ge	rada		63
	5.1	Model	o do pain	el	63
		5.1.1	Extração	de parâmetros	63
			5.1.1.1	Cálculo dos parâmetros de referência em condições STC $$ .	64
			5.1.1.2	Variação dos parâmetros do modelo em condições de ope-	
				ração	65
	5.2	Model	o do inver	SOF	67
6	Aná	lise e c	liscussão	dos resultados	69
	6.1	Localidades			
	6.2	Anális	se estatísti	ca	70
		6.2.1	Erro mé	dio	70
		6.2.2	Erro mé	dio quadrático	71
		6.2.3	Fator de	correlação	71
	6.3	Anális	se de deser	mpenho dos modelos de decomposição e transposição	71
		6.3.1	Metodol	ogia $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$	72
		6.3.2	Resultad	los	73
			6.3.2.1	Modelo de decomposição de ERBS combinado aos modelos	
				de transposição	73
			6.3.2.2	Modelo de decomposição DISC combinado aos modelos de	
				${\rm transposição} \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ . \ $	75
			6.3.2.3	Modelo de decomposição DIRINT combinado aos modelos	
				de transposição	76
	6.4	Anális	se de deser	npenho do modelo de síntese de dados horários de irradiância	78
		6.4.1	Metodol	ogia $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$ $\ldots$	78
		6.4.2	Resultad	los	80
	6.5	Anális	se de deser	mpenho da estimativa de energia gerada	81
		6.5.1	Metodol	ogia $\ldots$	81

6.5.2	Resultados	33
	6.5.2.1 Análise das bases de dados	3
	6.5.2.2 Análise da geração de energia	4
Conclusão		8
Publicações re	ealizadas	0
Referências .	9	2
APÊNDICE	A Fluxogramas dos modelos de estimativa de irradiância no plano	
	horizontal em condições de céu limpo	8
APÊNDICE I	B Fluxogramas dos modelos de decomposição de irradiância glo-	
	bal horizontal	0
APÊNDICE	C Fluxograma do modelo de síntese horária	3
APÊNDICE I	D Fluxograma dos modelo de transposição	5
ANEXO A M	Matriz coeficientes do modelo DIRINT	0

# 1 Introdução

# 1.1 Justificativa

A crescente demanda de energia elétrica e a busca pela redução da dependência de combustíveis fósseis e emissão de gases que causam o efeito estufa vem ocasionando mudanças no setor elétrico mundial. Essas mudanças representam um período de transição, que mostram o começo da ascensão das fontes de energias renováveis a fim de diversificar a matriz energética e evitar os efeitos causados por mudanças climáticas, sem comprometer a demanda de energia.

Nesse contexto, uma das fontes de energia renovável em ascensão é a fotovoltaica. Seu crescimento se intensivou devido à criação políticas de incentivo, que levaram a melhorias tecnológicas e redução de custo de sistemas fotovoltaicos (IRENA, 2017).

De acordo com a Associação Europeia da Industria Fotovoltaica (2019), no ano de 2018 obteve-se o marco histórico de instalação de 100 GW em um ano. Nesse mesmo ano a capacidade instalada mundial atingiu a marca de 517 GW. Além disso, em termos de crescimento médio, a Associação Europeia da Industria Fotovoltaica (2019) prevê um aumento de cerca de 25% da capacidade instalada no ano de 2019. Totalizando assim uma capacidade instalada de 645 GW nesse ano e uma expectativa da capacidade total global atingir valores de 1,3 TW em 2023 (EUROPE, 2019). A Figura 1.1 mostra a capacidade instalada global de sistemas fotovoltaicos desde 2014 e a expectativa de crescimento até o ano de 2023.



Figura 1.1 – Cenário mundial do mercado fotovoltaico de 2014 à 2023. Fonte: Adaptado SolarPower Europe (2019)

Em sistemas fotovoltaicos a previsão do recurso solar é essencial para o dimen-

sionamento de projetos, a estimativa de energia gerada, o estudo de viabilidade econômica e a análise da operação do sistema. Incertezas nos dados de irradiância podem ocasionar uma grande discrepância entre a energia gerada e a estimada, resultando em variações no estudo de viabilidade econômica. Dessa forma, estudos nessa área são necessários a fim de obter dados de irradiância solar cada vez mais precisos (MUBARAK *et al.*, 2017).

Dados de irradiância solar podem ser medidos por estações solarimétricas, por meio de equipamentos como o piranômetro, que mede irradiância global horizontal, e o pireliômetro, responsável pela medição da irradiância direta horizontal. Apesar disso, o alto custo de instalação e manutenção desses equipamentos pode tornar o processo inviável e devido a isso, dados medidos de radiação são escassos para diversas localidades do globo (LORENZO, 2003; COELHO, 2016).

Bases de dados solarimétricos, como a NASA SSE (NASA, 2009), Meteonorm (METEOTEST, 2017a) e PVGIS (Joint Research Centre Institute for Energy, 2012), disponibilizam informações sobre radiação solar, porém grande parte dos dados disponibilizados são apenas de irradiância global horizontal em médias mensais. Além disso, devido às diversas fontes dos dados (imagens de satélites ou interpolação de dados medidos) e intervalos de coleta distintos, existem certas variações nos valores de irradiância disponibilizados por diferentes bases para a mesma localidade.

Para a estimativa da energia gerada por um sistema fotovoltaico é necessário obter dados da irradiância incidente sobre a superfície do módulo fotovoltaico instalado com certa inclinação. A medição desses dados mostra-se inviável devido à possibilidade de instalação dos módulos em diferentes inclinações. Dessa forma, é necessário utilizar modelos matemáticos para a estimativa da irradiância no plano inclinado a partir de dados no plano horizontal (MUBARAK *et al.*, 2017).

A transposição dos dados de irradiância do plano horizontal para a superfície inclinada necessita de dados de irradiância direta e difusa horizontal em médias horárias ou sub-horárias. Devido ao fato de as bases de dados de irradiância fornecerem dados predominantemente em médias mensais e apenas de irradiância global horizontal, é necessário a geração de dados sintéticos de irradiância horária através de médias mensais utilizando modelos de síntese de dados e modelos de decomposição para a obtenção das componentes direta e difusa da irradiância global na superfície horizontal.

O processamento de dados de irradiância, seja na etapa de síntese, decomposição ou transposição, insere erros e imprecisões no resultado final da energia gerada. Desta forma, diversos métodos de estimativa, decomposição e transposição foram modelados em Python e comparados a fim de minimizar os efeitos de incertezas inseridas através dos dados de irradiância. Devido à natureza estocástica da irradiância solar sobre a superfície da Terra, as estimativas da irradiância incidente sobre a superfície dos painéis são predições associadas com um certo grau de incerteza, mesmo se feitas a partir de dados medidos anteriormente. Isso significa que haverá um limite de precisão na estimativa da energia gerada. Em sistemas conectados à rede elétrica essa incerteza pode variar  $\pm 30\%$  para valores mensais e  $\pm 10\%$  para valores anuais (LORENZO, 2003).

## 1.2 Objetivos Gerais

A presente dissertação tem como objetivo geral a análise de diferentes modelos de estimativa de irradiância solar horária no plano horizontal e modelos de transposição para a estimativa de irradiância horária no plano inclinado. Essa avaliação busca obter dados confiáveis para a simulação de geração de energia de sistemas fotovoltaicos.

## 1.3 Objetivos Específicos

O trabalho possui os seguintes objetivos específicos:

Realizar levantamento teórico sobre as etapas de processamento de dados de irradiância solar.

Analisar a precisão de diferentes modelos de estimativa de irradiância global horizontal.

Analisar a precisão de diferentes algoritmos de decomposição de irradiância.

Analisar diferentes algoritmos de transposição de dados de irradiância.

Realizar simulações e comparações de estimativa de energia gerada por sistemas fotovoltaicos através de diferentes algoritmos de transposição.

## 1.4 Metodologia

No presente estudo foram avaliados modelos matemáticos para o processamento de dados de irradiância em diversas etapas, como modelos de estimativa de irradiância em condições de céu limpo de Ineichen e Perez (2008) e Bird (1981), modelos de decomposição de irradiância global horizontal em direta e difusa de Erbs (1982), DISC (1987) e DIRINT (1992), e cinco modelos de transposição, sendo os modelos de Liu e Jordan (1961), Klucher (1979), Reindl (1990a), Hay e Davies (1980) e Perez (1990)A Figura 1.2. As etapas do processamento dos dados de irradiância até a estimativa de energia gerada por um sistema fotovoltaico são ilustradas na Figura 1.2.



Figura 1.2 – Etapas do processamento dos dados de irradiância e estimativa de geração de energia.

Os modelos de transposição parametrizam a irradiância no plano inclinado em três componentes: direta, difusa e refletida no solo. Essas parametrizações necessitam de dados horários de irradiância global, direta e difusa no plano horizontal. Dessa forma, caso essas componentes não estejam disponíveis, é necessário realizar o processamento prévio da irradiância no plano horizontal. Algoritmos de síntese horária são utilizados para transformar as médias de irradiância mensal ou diária em médias horárias ou subhorárias. Após essa etapa, modelos de decomposição podem ser utilizados para estimar as componentes direta e difusa no plano horizontal a partir da irradiância global horizontal. Os modelos estudados foram escolhidos devido as suas amplas aplicações em diversos softwares de simulação de sistemas fotovoltaicos consolidados. A validação de cada etapa de processamento de irradiância foi realizada através de análises estatísticas, utilizando dados medidos de irradiância global, direta e difusa para o plano horizontal e medidas de irradiância global para o plano inclinado a 40° em Golden, Colorado. A análise da geração de energia foi avaliada através de figuras de mérito estatísticas utilizando dados de energia gerada a partir de sistemas instalados em Araçariguama - SP.

A metodologia de realização do presente trabalho consiste nas seguintes etapas:

 Realização de levantamento de referenciais teóricos a respeito das etapas envolvidas no processamento da radiação solar a fim de se obter a radiação incidente em uma superfície inclinada. Essa etapa foi desenvolvida através de pesquisas em artigos científicos, dissertações e teses.

2) Comparação de dados disponibilizados por diferentes bases de dados de irradiância global horizontal com dados medidos em Araçariguama - SP.

3) Estudo e simulação da combinação de modelos de decomposição e transposição. Foram analisadas combinações entre os modelos de decomposição de Erbs (1982), DISC (1987) e DIRINT (1992), e os modelos de transposição de Liu e Jordan (1961), Klucher (1979), Reindl (1990a), Hay e Davies (1980) e Perez (1990). Os dados de entrada de irradiância global horizontal foram medidos na localidade de Golden, Colorado, assim como dados de irradiância global para uma superfície de inclinação 40° e orientação virada para o sul.

4) Estudo e simulação da combinação do modelo de síntese de dados de irradiância horária a partir de dados mensais, proposto por Aguiar e Collares-Pereira (1988, 1992), modelo de decomposição de DIRINT (1992) e modelos de transposição de Liu e Jordan (1961), Klucher (1979), Reindl (1990a), Hay e Davies (1980) e Perez (1990). Os dados de irradiância global horizontal medidos na localidade de Golden, Colorado, foram transformados em médias mensais para a geração de dados sintéticos através do modelo de síntese. O modelo de decomposição de DIRINT foi usado para a obtenção das componentes direta e difusa da irradiância na horizontal e posteriormente esses dados foram aplicados aos modelos de transposição para a estimativa da irradiância incidente em uma superfície com inclinação de  $40^{o}$  e orientação para o sul.

5) Avaliação do modelo de geração de dados horários sintéticos a partir de dados de irradiância global em média mensal. Inicialmente, dados medidos de irradiância global horizontal em intervalos de 1 minuto na localidade de Golden, Colorado, foram transformados em médias mensais. Essas médias foram utilizadas como dados de entrada no modelo de síntese horária. Ao final do processo de síntese, a irradiância global horizontal

horária é aplicada aos modelos de decomposição e transposição de melhor desempenho avaliado no item 4). Os resultados finais de irradiância global no plano inclinado a 40<sup>o</sup> foram comparados com dados medidos no local.

6) Comparação da energia gerada utilizando dados de irradiância global horizontal medidos na localidade de Araçariguama - SP. Os dados de irradiância direta e difusa foram obtidos através do modelo de decomposição de DIRINT e os dados no plano inclinado a 30° e orientação virada para o norte foram estimados através de cada modelo de transposição. O resultado dos dados estimados foram comparados a dados medidos em um sistema fotovoltaico instalado no local e com dados gerados através de simulação utilizando o PVSYST<sup>®</sup>.

## 1.5 Escopo da dissertação

A presente dissertação foi dividida em 6 capítulos, iniciando com a descrição do panorama da energia fotovoltaica no mundo, estabelecimento e discussão dos objetivos do trabalho e a exposição dos assuntos abordados.

No segundo capítulo foi feito um levantamento sobre os fundamentos da radiação solar, onde são descritos elementos básicos que foram considerados nos estudos sobre estimativas do recurso solar. Tais elementos envolvem a origem da energia emitida pelo Sol, fatores que levam a sua atenuação ao atravessar a atmosfera e a definição de ângulos importantes para a estimativa da posição relativa do Sol.

O terceiro capítulo abordou a radiação solar incidente na superfície horizontal após atravessar a atmosfera. Nesse capítulo foram descritos modelos de estimativa de irradiância solar em condição de céu claro, o modelo de síntese horária de dados mensais de irradiância e modelos de decomposição de irradiância.

O quarto capítulo tratou de modelos de estimativa de irradiância incidente em uma superfície inclinada, como a dos módulos fotovoltaicos. Foram abordados modelos de estimativa da irradiância direta, refletida no solo e difusa no plano inclinado. Maiores detalhes foram investidos nos modelos de estimativa da componente difusa no plano inclinado, onde foram abordados modelos isotrópicos e anisotrópicos.

No capítulo cinco foram descritos os modelos de dispositivos fotovoltaicos utilizados, tanto o modelo do módulo fotovoltaico como o do inversor.

O capítulo seis descreveu as etapas envolvidas no processo de simulação dos modelos de estimativa de irradiância e energia gerada. Além da análise comparativa através das figuras de mérito abordadas no capítulo quatro e cinco.

# 2 Fundamentos de radiação solar

Diversos fatores influenciam o desempenho de um sistema fotovoltaico, como a posição aparente do Sol e os níveis de irradiância no local. Esse capítulo abordará o tema de geometria solar, onde serão apresentados ângulos que definem sua posição, além das características da energia emitida pelo Sol, a partir da irradiância fora atmosfera, considerando a sua intensidade e os efeitos sofridos ao atravessar as camadas da atmosfera. Dessa forma, para a melhor compreensão dos modelos de estimativa do recurso solar, é necessário definir alguns conceitos abordados a seguir.

## 2.1 Geometria solar

A intensidade da radiação solar está diretamente relacionada à posição do Sol em relação a um observador na superfície terrestre. Essa interdependência pode ser descrita através de diversos ângulos que caracterizam a posição solar e a orientação da superfície em análise. Esses parâmetros angulares referentes à posição solar variam durante o dia e durante o ano. Dessa forma, algoritmos para o cálculo da posição solar em intervalos horário ou sub-horário são necessários para a correta estimativa da irradiância incidente em uma superfície (DUFFIE *et al.*, 2003).

Um dos algoritmos de posição solar mais precisos e utilizados na atualidade é o modelo desenvolvido pelo *National Renewable Energy Laboratory* (NREL), chamado *Solar Position Algorithm* (SPA) (REDA; ANDREAS, 2008). Tal algoritmo opera com métodos complexos, baseados no equacionamento proposto por Meeus (1998). Os erros apresentados por esse algoritmo são consideravelmente baixos, da ordem de 0,0003°, o que em aplicações em energia solar é desconsiderável (REDA; ANDREAS, 2008).

A posição solar pode ser descrita através dos ângulos que serão abordados a seguir e para isso o algoritmo de posição solar necessita de dados do local como fuso horário, data, latitude, longitude e altitude do local em relação ao nível do mar.

#### 2.1.1 Ângulo horário

O ângulo horário (h) de um determinado ponto na superfície terrestre refere-se à distância angular entre o meridiano desse ponto e a projeção solar. Cada 1h de longitude refere-se a 360/24 ou  $15^{\circ}$ . Dessa forma, a Equação 2.1 relaciona o ângulo horário com a tempo solar aparente (TSA).

$$h = (TSA - 12) \times 15 \tag{2.1}$$

#### 2.1.2 Ângulo de declinação solar

A variação mais perceptível da posição aparente do Sol é aquela que origina as estações do ano, onde a posição do Sol pode variar em torno de 47° no sentido norte-sul. Essa mudança da posição solar origina o ângulo de declinação ( $\delta$ ) definido como a distância angular entre a linha central Sol-Terra e a projeção desta linha no plano do equador (REDA; ANDREAS, 2008). A declinação solar ocorre devido a pequena inclinação do eixo terrestre de aproximadamente 23, 45° com relação ao eixo elíptico. O ângulo de declinação solar ( $\delta$ ) em graus pode ser obtido através da Equação 2.2, onde N é o número do dia do ano.

$$\delta = 23,45 \times \sin\left[\frac{360}{365} \times (284 + N)\right]$$
(2.2)

#### 2.1.3 Ângulo azimute

O ângulo azimute (z) é o ângulo entre a projeção dos raios solares no plano e o norte geográfico, conforme pode ser visto na Figura 2.1. Este ângulo varia durante o dia desde o momento do nascer do Sol até o pôr do Sol. Ao meio dia solar o ângulo azimutal é nulo, pois os raios solares incidentes coincidem com o norte geográfico. Isso significa que nesse instante o Sol está na metade do trajeto desde o nascer até o momento em que se põe. É importante ressaltar que o ângulo azimutal nulo não significa que ocorrerá no meio-dia horário e sim no meio-dia solar (REDA; ANDREAS, 2008).



Figura 2.1 – Ângulos da posição solar. Fonte: Reda e Andreas 2008 (adaptado).

#### 2.1.4 Ângulo de zênite

O ângulo de zênite ( $\phi$ ) refere-se à distância angular entre um eixo imaginário traçado normal ao plano no observador, chamado linha de zênite, até o centro do Sol (IQBAL, 1983).

#### 2.1.5 Ângulo de elevação solar

Devido ao ângulo de declinação solar ( $\delta$ ), a posição em que o Sol nasce e se põe muda durante o ano. Dessa forma, o Sol descreve uma trajetória diferente dependendo do período, sendo esta altura maior durante os dias de verão e menor durante o inverno. O ângulo de elevação pode ser definido também como o complementar do ângulo de zênite, como pode ser visto na Figura 2.1 (REDA; ANDREAS, 2008). O ângulo de elevação solar e o ângulo de zênite podem ser obtidos pela Equação 2.3,

$$sin(\alpha) = cos(\phi) = sin(L)sin(\delta) + cos(L)cos(\delta)cos(h)$$
(2.3)

em que o termo L refere-se à latitude do local.

#### 2.1.6 Ángulo de incidência

O ângulo de incidência solar ( $\theta$ ) é o ângulo entre os raios solares e o eixo normal à superfície considerada, de forma que para uma superfície horizontal o ângulo de incidência solar é equivalente ao ângulo de zênite. Tal ângulo pode ser obtido através da Equação 2.4 (REDA; ANDREAS, 2008; Duffie, John A.; Beckman, 1980):

$$\cos(\theta) = \sin(L)\sin(\delta)\cos(\beta) - \cos(L)\sin(\delta)\cos(z_s) +\cos(L)\cos(\delta)\cos(h)\cos(\beta) + \sin(L)\cos(\delta)\cos(h)\sin(\beta)\cos(z_s)$$
(2.4)

 $+cos(\delta)sin(h)sin(\beta)sin(z_s)$ 

em que  $\beta$  é a inclinação do painel em relação à horizontal e  $z_s$  é o azimute da superfície considerada (ângulo entre a normal à superfície e o norte).

### 2.2 Avaliação do tempo

Em aplicações para cálculo de energia solar deve-se usar o tempo solar aparente (TSA) para expressar a hora do dia. O tempo aparente se baseia no movimento angular do Sol, no qual o meio dia é considerado o momento em que o Sol atravessa o meridiano do observador. Para efetuar a conversão do tempo padrão local (TPL) para o tempo solar aparente (TSA) é necessário a utilização da correção do tempo através da equação do tempo e da longitude.

#### 2.2.1 Equação do tempo

O tempo solar aparente (TSA) difere do tempo padrão local (TPL) ao longo do ano devido a fatores ligados à órbita da Terra ao redor do Sol. Essa diferença ocorre devido à excentricidade da Terra e da sua leve inclinação em relação ao seu eixo de rotação. Essa diferença entre TSA e TPL é conhecida como equação do tempo (ET) e varia de acordo com o dia do ano (N) conforme a Equação 2.5 (KALOGIROU, 2014):

$$ET = 9,87sin(2B) - 7,53cos(B) - 11,5sin(B)$$
(2.5)

em que B é expresso por:

$$B = (N - 81)\frac{360}{364} \tag{2.6}$$

#### 2.2.2 Correção da longitude

O Sol leva aproximadamente 4 minutos para alcançar 1º de longitude, dessa forma é necessário aplicar um fator de correção da longitude de 4 vezes a diferença entre a longitude padrão (LP) e a longitude local (LL). Esse fator de correção pode ser adicionado ou subtraído do horário padrão do local dependendo da posição desse local em relação ao meridiano de Greenwich, sendo somado se a localidade encontra-se a leste do meridiano padrão e subtraído se a oeste. A correção da longitude é expressa pela Equação 2.7 (KALOGIROU, 2014):

$$TSA = TPL + ET \pm 4(LP - LL) - DS \tag{2.7}$$

em que DS refere-se ao horário de verão (assume valor de 0 ou 60 minutos).

## 2.3 Radiação solar

As reações nucleares que acontecem no interior da esfera solar, região que corresponde a 15% do volume solar, geram cerca de 90% da energia gerada pelo Sol. Essa energia é então transferida para camadas mais externas e irradiada pelo espaço. A compreensão da irradiância fora da atmosfera, os efeitos da irradiância incidente em superfícies de diferentes orientações além de uma estimativa teórica da porção da irradiância que atinge a superfície terrestre são conceitos importantes para a compreensão dos capítulos seguintes.

#### 2.3.1 Constante solar

A Figura 2.2, ilustra a geometria da relação entre o Sol e a Terra. Devido à excentricidade da órbita da Terra, a sua distância até o Sol varia cerca de 1,7% durante o ano, sendo a distância média entre eles 1 AU (Unidade Astronômica), que equivale a aproximadamente 1,495x10<sup>11</sup>m. Pode-se considerar quase constante a quantidade de radiação solar que atinge perpendicularmente a camada mais externa da atmosfera, devido à distância e às relações espaciais entre Sol e Terra. Nesse contexto, surge a constante solar ( $I_{sc}$ ), que se refere à energia emitida pelo Sol, por unidade de tempo sobre unidade de área de uma superfície perpendicular a direção de propagação, na distância média entre o Sol e a Terra antes de atravessar a atmosfera (DUFFIE *et al.*, 2003).



Figura 2.2 – Radiação extraterrestre. Fonte: Green Rhino Energy (2016) adaptada.

O valor atual dessa constante é de 1367  $W/m^2$ , sendo apenas um valor médio. A energia emita pelo Sol que atinge a superfície externa da atmosfera não é constante durante todo o ano. Essa variação ocorre devido ao movimento elíptico da Terra ao redor do Sol, que faz variar a distância entre o Sol e Terra durante cada dia do ano. Tal variação será abordada na seção a seguir.

#### 2.3.2 Irradiância extraterrestre

A variação da distância entre o Sol e a Terra, mostrada na Figura 2.3, ocasionada pelo movimento elíptico da Terra ao redor do Sol, acarreta uma flutuação no fluxo de radiação extraterrestre que atinge o topo da atmosfera. Dessa forma, essa radiação pode variar em  $\pm 3\%$  (MARTINAZZO, 2004), sendo -3% no afélio (ponto de maior distância Sol-Terra), e +3% no periélio (ponto de menor distância Sol-Terra) (MYERS, 2013a).

A estimativa do fluxo de energia emitido pelo Sol que atinge o topo da atmosfera terrestre é obtida através de cálculos astronômicos. Tais cálculos envolvem a obtenção de um fator de correção da distância Sol-Terra  $(R_c)$  que é aplicado à constante solar  $(I_o)$ .



Figura 2.3 – Movimento de translação da Terra ao redor do Sol. Fonte: Sonnemaker (2000) adaptada.

Esse fator de correção pode ser obtido através da equação simplificada 2.8, em que  $d_n$  é o número do dia do ano. (MYERS, 2013b).

$$Rc = 1 + 0,033cos\left(\frac{2\pi d_n}{365}\right) \tag{2.8}$$

A radiação solar no topo da atmosfera pode ser estimada através da Equação 2.9 (IQBAL, 1983).

$$I_0 = I_{sc} R_c cos\phi \tag{2.9}$$

Dessa forma, a irradiância extraterrestre varia durante um intervalo de tempo, como pode ser visto na Figura 2.4.



Figura 2.4 – Variação da irradiância extraterrestre. Fonte: Autoria própria

#### 2.3.3 Componentes da irradiância solar

A irradiância incidente na atmosfera terrestre possui um espectro representado pela Figura 2.5. Ao atravessar a atmosfera, a porção de raio X e altas frequências é absorvida na camada da ionosfera pelas moléculas de nitrogênio, oxigênio e outros gases, além da maior parte dos raios ultra-violetas, que são absorvidos pelo ozônio. Dessa forma, a atmosfera terrestre atua como um filtro que modifica a intensidade e a distribuição espectral da irradiância solar. Esse filtro atua de forma variável no feixe da irradiância extraterrestre, de forma que à medida em que essa irradiância atravessa a atmosfera sofre atenuação e espalhamento causados por gases e partículas suspensas (MYERS, 2013b).



Figura 2.5 – Espectro da irradiância extraterrestre e global no solo. Fonte: Dodds e Whiles (2010) adaptada.

A fração da irradiância extraterrestre que atinge a superfície normal à linha que conecta o observador e o centro do disco solar, ou seja, que não sofre nenhuma interferência de partículas de poeira dispersas, gases, nuvens ou outros materiais, é chamada de irradiância direta normal (*Direct Normal Irradiance*, DNI) (ŞEN, 2008). Parte da irradiância que atravessa a atmosfera sofre espalhamento e é chamada de irradiância difusa (*Diffuse Horizontal Irradiance*, DHI). Essa componente sofre reflexão em moléculas de gases, em nuvens e partículas suspensas, atingindo a superfície de forma indireta (LIU; JORDAN, 1960). A Figura 2.6, mostra as componentes da irradiância que atingem a superfície horizontal terrestre.

A soma das irradiâncias direta e difusa horizontais resulta a irradiância global horizontal, conforme mostra a Equação 2.10. Dessa forma, pode-se definir a irradiância global horizontal como a energia total emitida pelo Sol que incide na superfície terrestre



Figura 2.6 – Componentes da irradiância que atinge a superfície da Terra. Fonte: Russi (2012) adaptado.

(COELHO, 2016). A irradiância global é a medição mais comum encontrada em bases de dados meteorológicos.

$$GHI = DNIcos(\theta) + DHI \tag{2.10}$$

O conhecimento do espectro de irradiância global, direta e difusa incidente na superfície terrestre é o parâmetro principal para a análise de geração de energia de sistemas fotovoltaicos, sendo a estimativa do recurso solar a etapa inicial para a simulação desses sistemas.

#### 2.3.4 Índice de claridade

Após a introdução sobre os conceitos de irradiância extraterrestre e da fração que atravessa a atmosfera, os modelos de estimativa da irradiância buscam representar as características de absorção e espalhamento da atmosfera. Dentre esses fatores, o índice de claridade é utilizado em diversos modelos existentes. Esse índice representa a dimensão da transmitância da atmosfera, considerando, inclusive, efeitos de nuvens (MYERS, 2013a). O índice de claridade pode ser obtido através da relação entre os valores de irradiância medidos e a componente equivalente de máximo valor baseada na irradiância extraterrestre acima da atmosfera. Dessa forma, para obtenção do índice de claridade para cada componente da irradiância no plano horizontal utilizam-se as equações:

$$K_t = \frac{GHI}{I_o cos(\theta_z)} \tag{2.11}$$

$$K_d = \frac{DHI}{I_o cos(\theta_z)} \tag{2.12}$$

$$K_n = \frac{DNI}{I_o} \tag{2.13}$$

Os índices de claridade de cada componente se relacionam de forma semelhante à Equação 2.10, conforme mostra a Equação 2.14.

$$K_t = K_n + K_d \tag{2.14}$$

Esse índice será usado nos modelos de estimativa de irradiância, decomposição e síntese que serão abordados no capítulo a seguir.

# 3 Irradiância horizontal

No processo de estimativa de geração de sistemas fotovoltaicos, a primeira etapa é analisar a disponibilidade do recurso solar na localidade requerida. Dessa forma, é possível obter uma análise mais precisa da geração esperada de um sistema fotovoltaico instalado em determinado local, além de prazos de retorno do investimento.

Os dados de radiação solar podem ser disponibilizados de diferentes formas, como irradiância, que é uma medida instantânea de potência em  $W/m^2$ , ou irradiação, que é uma medida de energia representada em  $kWh/m^2$ , obtida através da integração da irradiância. Idealmente dados medidos de irradiância são desejados, porém apenas em raras ocasiões todas as componentes da irradiância (global, direta e difusa) encontram-se disponíveis (DUFFIE *et al.*, 2003).

A maioria dos dados de irradiância disponíveis publicamente ou comercialmente é de irradiância global devido à simplicidade do equipamento de medição, podendo ser medida através da instalação de um piranômetro em superfície horizontal. Dessa forma, modelos para obtenção das componentes faltantes da irradiância (direta e/ou difusa) são necessários para aplicações em sistemas fotovoltaicos. Além disso, é necessária a geração de dados sintéticos de irradiância quando seu valor de entrada é fornecido apenas em média mensal ou diária. Tais etapas são essenciais para a estimativa da irradiância incidente na superfície inclinada dos módulos que será abordada no Capítulo 4.

## 3.1 Instrumentos de medição da radiação solar

A medição de radiação solar que atinge a superfície horizontal terrestre é um fator de grande significância para estudos relacionados às condições climáticas e também para aplicações no desenvolvimento de projetos de sistemas fotovoltaicos. Dados históricos de irradiância global, direta e difusa permitem a avaliação precisa do potencial do local para geração fotovoltaica (PINHO; GALDINO, 2014).

No processo de medição de irradiância solar, dois instrumentos principais são instalados em estações solárimétricas: o piranômetro, responsável por medir irradiância global horizontal, e o pireliômetro, que realiza a medição da irradiância direta.

A Figura 3.1, mostra um piranômetro termoelétrico, responsável por medir irradiância global através de uma termopilha instalada no interior das duas cúpulas de vidro concêntricas.



Figura 3.1 – Piranômetro termoelétrico. Fonte: Kipp & Zonen (2015)

Piranômetros também podem ser utilizados para a medição da componente difusa (DHI), porém devem ser acompanhados de um arco metálico, como na Figura 3.2, ou um disco de sombreamento que pode ser visto na Figura 3.3. O sombreamento bloqueia a irradiância direta, desta forma a termopilha receberá apenas a componente difusa da irradiância. A medição com o arco metálico é a mais simples e de menor custo, porém, nesse sistema o posicionamento do arco metálico deve ser ajustado manualmente para o controle do sombreamento. Já os sistemas de medição que utilizam rastreadores solares chegam a apresentar custos equiparados aos de medição da irradiância direta normal horizontal.



Figura 3.2 – Piranômetro com arco metálico Fonte:Kipp & Zonen (2004a)

A componente direta normal (DNI) é a componente mais difícil de se obter através de dados medidos devido à complexidade do equipamento de medição. A DNI



Figura 3.3 – Sistema de monitoramento solar Fonte:Kipp & Zonen (2004b)

é medida através de um pireliômetro, mostrado na Figura 3.4, que consiste em uma termopilha na base de um tubo que permite a passagem de um ângulo de visão de apenas  $5^{\circ}$ . Esse pireliômetro é então instalado em um rastreador solar e desta forma a termopilha recebe apenas a componente direta normal durante todo o dia.



Figura 3.4 – Pireliômetro. Fonte Hukseflux (2002)

## 3.2 Bases de dados solarimétricos

As informações provenientes de diferentes bases de dados solarimetétricos apresentam diferenças significativas. Essas diferenças são influenciadas pelo fato de os dados serem coletados em períodos diferentes e por serem disponibilizados em diferentes intervalos de tempo e resoluções espaciais. Desta forma, é comum obter diferentes valores para a mesma localização (THEVENARD; PELLAND, 2013). Isso leva os projetistas a um dilema na escolha da melhor base de dados, pois as mesmas oferecem informações complexas, tornando sua compreensão a respeito dos tipos e da qualidade dos dados disponíveis não trivial.

As informações do recurso solar podem ser classificadas em termos de grandeza física e parâmetros que possuem características espaciais e temporais específicas. As características físicas referem-se à irradiância global, direta e difusa, e o termo característica temporal refere-se ao intervalo de tempo (minuto, horário, diário, mensal) e características espaciais referem-se às características geográficas das fontes de informação (PEREZ, 2001).

Nesta seção serão apresentadas algumas das principais bases de dados meteorológicas disponíveis tanto publicamente quanto comercialmente, as quais apresentam dados provenientes de diferentes fontes como estações solarimétricas, dados obtidos por imagem de satélite e derivados de sistemas de integração.

#### 3.2.1 Dados estimados por satélites

Uma alternativa para a estimativa de dados meteorológico de bancos de dados é via imagens de satélite. Essas imagens são obtidas através de mais de 15 satélites climáticos geoestacionários (como por exemplo o NASA SSE). A vantagem desse tipo de dados encontra-se no fato de que possuem dados contínuos espacialmente e no tempo com incertezas invariantes (BUDIG *et al.*, 2010).

A NASA fornece parâmetros designados para o projeto de sistemas de energia renovável gratuitamente através do projeto *Surface meteorology and Solar Energy* (SSE). Os dados são provenientes dos satélites da NASA e derivados de dados meteorológicos e de insolação através de modelos de assimilação. Tais dados foram estimados durante um período de 22 anos, (de julho de 1983 a junho de 2005). Apesar de ser uma plataforma gratuita e bastante utilizada, seus dados ainda possuem uma resolução baixa, estando disponíveis apenas em médias mensais ou anuais. Além disso, seus resultados são estimados através de redes de  $0,5^{\circ}$  de latitude por  $0,5^{\circ}$  de longitude espalhadas pelo globo (STACKHOUSE *et al.*, 2018). A base de dados NASA SSE também oferece dados de irradiância difusa e direta normal que são obtidos através de métodos de decomposição de dados que serão apresentados na seção 3.5.

A base de dados Solargis oferece dados meteorológicos para todas as localidades. Os dados disponibilizados são provenientes de dados de satélite e atmosféricos, que são sistematicamente validados. A resolução espacial dos dados considerados para os cálculos é de aproximadamente 3 km e o resultado do modelo são estimados através de uma rede de 4 x 4 km. O algoritmo responsável pela estimativa da irradiância através de imagens de satélite segue basicamente três passos (SOLARGIS, 2019):

• Cálculo da irradiância de céu limpo usando o modelo de céu limpo. Isso significa a irradiância que atinge o solo em condições de céu sem nuvens.

• Informações de diversos satélites geoestacionários usados para quantificar a atenuação causada por nuvens através do cálculo do índice de nuvens. Desta forma a irradiância em condições de céu limpo é aliada ao índice de nuvens para obter resultados de irradiância para todas as condições de céu. Como resultado desta etapa tem-se as irradiâncias direta e global na horizontal.

• As irradiâncias direta normal e global na horizontal são utilizadas para computar as irradiâncias difusa e global no plano inclinado.

Perez *et al.* (1997) mostraram que não é correto generalizar que dados de irradiância solar medidos através de radiômetros ou estações solarimétricas possuem maior confiabilidade comparados aos dados obtidos por meio de modelos computacionais e imagens de satélite. De acordo com Perez et al. a interpolação dos dados obtidos por meio de redes de radiômetros ou estações solarimétricas cuja distância entre eles seja superior a 45 km, apresentam resultados interpolados diários de irradiância com uma confiabilidade inferior aos modelos que fazem uso de imagens de satélite para estimar a radiação. No contexto brasileiro, estudos realizados utilizando plataformas de coleta de dados do CPTEC/INPE no Sudeste brasileiro obtiveram resultados semelhantes (GUARNIERI *et al.*, 2006).

#### 3.2.2 Dados de programas de processamento de irradiância

Além dos dados gerados por imagens de satélite e os medidos por meio de estações solarimétricas, diversos bancos de dados utilizam o projeto de reanálise. Esse processo consiste em utilizar um sistema de análise do estado da arte e realizar uma assimilação usando dados históricos (BUDIG *et al.*, 2010). Essas informações integradas são adicionadas a bancos de dados através de programas e suporte de serviço.

A base da Meteonorm fornece dados provenientes de mais de 8000 estações solarimétricas espalhadas pelo globo e cinco satélites geoestacionários. Os dados proveni-
entes de estações solarimétricas são obtidos através dos arquivos fornecidos pela *Global Energy Archive Data* (GEBA). Os dados fornecidos por este arquivo cumprem com os critérios de qualidade do *World Meteorological Organisation* (WMO). As informações de irradiância encontram-se disponíveis em dois períodos, de 1981-1990 e de 1991-2010; os outros parâmetros meteorológicos encontram-se disponíveis nos intervalos de 1961-1990 e 2000-2009. Como as estações solarimétricas não estão igualmente distribuídas no globo a Meteonorm utiliza dados medidos para locais até 50km distantes de uma estação solarimétrica. Desta forma, através da aplicação de métodos de interpolação dos dados de várias estações é possível obter informações para qualquer local do globo. Tal método encontra-se disponível no Handbook Part II: Theory (METEOTEST, 2017a).

Adicionalmente, os dados disponibilizados por esta base são complementados através de dados de cinco satélites geoestacionários. Esses dados fornecidos por imagens de satélite tornam as informações mais precisas em casos em que não há estação solarimétrica próxima ao local em análise. As informações obtidas por imagens de satélite são correlacionadas com dados medidos em solo a fim de obterem-se médias homogêneas para um longo período. Este banco de dados oferece acesso a mais de 30 parâmetros distintos incluindo irradiância global, direta e difusa na horizontal, temperatura, umidade e velocidade do vento. Os dados em médias mensais são calculados pelo banco de dados, para médias horárias através de modelos estocásticos (METEOTEST, 2017b).

## 3.3 Modelos de estimativa de irradiância em condições de céu claro

Modelos para estimar a irradiância média no plano horizontal foram inicialmente propostos por Angström (2005). Em seu modelo, Angström propôs uma equação de regressão que relacionava a irradiância média diária com a irradiância em condição de céu claro para a localidade em análise, porém o modelo apresentava certas desvantagens como a dificuldade de se obter a irradiância média diária nessas condições, uma vez que existem incertezas na definição de céu claro. Além disso, ambiguidades da relação entre quantidade de horas de brilho solar devido a problemas de instrumentação abrem espaço para interpretação e aumento de incertezas. Dessa forma, o modelo foi então aperfeiçoado por Page (1964), onde a equação dependeria não mais da irradiância em condições de céu claro mas da irradiância extraterrestre.

#### 3.3.1 Modelo de Ineichen e Perez

O modelo proposto por Ineichen e Perez (2011) estima a irradiância global e suas componentes direta e difusa através do fator de turvação de Linke  $(T_L)$ . Esse índice é uma aproximação usada em condições de céu claro para modelar a absorção do feixe de irradiância direta, devido a vapor d'água e seu espalhamento devido a partículas de aerossol. Através dele é possível descrever a espessura da atmosfera terrestre e assim, estimar a irradiância que atinge a superfície horizontal. Assim, a atenuação sofrida pelos feixes de irradiância extraterrestre é diretamente proporcional a  $T_L$ , de forma que quanto maior o fator de turvação, maior será a atenuação da radiação na atmosfera de céu limpo (REMUND *et al.*, 2003).

O pacote PVLib (HOLMGREN; GROENENDYK, 2016) fornece mapas de índice de turvação mensais obtidos através do modelo proposto por Remund (REMUND *et al.*, 2003) considerando a massa de ar equivalente a 2. Os mapas disponibilizados foram utilizados nas simulações do modelo de Ineichen e Perez e são ilustrados nas Figuras 3.5, 3.6, 3.7,3.8 e 3.9.



Figura  $3.5 - T_L$  mensal em janeiro e fevereiro. Fonte: PVLib (2016)



Figura 3.6 –  $T_{L}$ mensal em março, abril e maio. Fonte: PVLib (2016)



Figura 3.7 –  $T_{L}$ mensal em junho, julho e agosto. Fonte: PVLib (2016)



Figura 3.8 –  $T_{L}$ mensal em setembro, outubro e novembro. PVLib $\left( 2016\right)$ 



Figura 3.9 –  $T_L$  mensal em dezembro. PVLib (2016)

O modelo de Ineichen e Perez baseia sua estimativa da irradiância global no plano horizontal no modelo proposto por Kasten (KASTEN, 1984), porém aplicando modificações para reduzir a dependência da elevação solar. O resultado foi a inserção de dois coeficientes  $a_1 e a_2$ , conforme mostra a equação 3.1, em que H é a altitude do local em relação ao nível do mar e am é a massa de ar absoluta.

$$GHI = a_1 I_0 sin(h) e^{\left(-a_2 am(f_{h1} + f_{h2}(T_L - 1))\right)}$$
(3.1)

$$a_1 = 5,09x10^{-5}altitude + 0,868 \tag{3.2}$$

$$a_2 = 3,92x10^{-5}H + 0,0387 \tag{3.3}$$

$$f_{h1} = e^{\left(\frac{H}{8000}\right)} \tag{3.4}$$

$$f_{h2} = e^{\left(\frac{H}{1250}\right)} \tag{3.5}$$

A componente da irradiância normal direta (DNI) é relacionada a um coeficiente b que varia de acordo com a altitude do local, a radiação extraterrestre, o fator de turvação de Linke e a massa de ar. Tal relação é expressa na Equação 3.6:

$$DNI = bI_0 e^{-0.09am(T_L - 1)} ag{3.6}$$

$$b = 0,664 + \frac{0,163}{f_{h1}} \tag{3.7}$$

Finalmente, a componente difusa da irradiância é obtida através da diferença entre a irradiância global e sua componente direta, conforme a Equação 3.8.

$$GHI = DNIcos(z) + DHI \tag{3.8}$$

#### 3.3.2 Modelo de Bird

O modelo de Bird considera que diferentes componentes da atmosfera apresentam transmitâncias específicas, que se referem à razão entre a irradiância incidente no topo da atmosfera e a porção que atinge o nível do solo. Dessa forma, a transmitância total é obtida através do produto da transmitância devido à dispersão de Rayleigh  $(T_r)$ , que representa a tendência de fótons de curto comprimento de onda sofrerem disperção, transmitância devido às propriedades do aerosol  $(T_a)$ , transmitância devido às propriedades ópticas dos gases  $(T_g)$ , transmitância devido às moléculas de ozônio  $(T_o)$  e transmitância devido ao vapor de água  $(T_w)$ . Tal relação pode ser vista na equação 3.9, onde  $R_c$  é a correção da distância entre o Sol e a Terra (Bird, Richard E.; Hulstrom, 1981).

$$DNI = I_o R_c T_r T_a T_q T_o T_w aga{3.9}$$

As transmitâncias usadas para estimar a componente direta da irradiância que atinge a superfície terrestre são obtidas através das Equações 3.10 a 3.15. Onde, M referese à massa de ar relativa no nível do mar, am refere-se à massa de ar relativa, corrigida através da pressão atmosférica local,  $O_z$  é a coluna de ozônio presente na atmosfera (at - cm),  $P_w$  é o índice pluviométrico (atm - cm),  $T_a^3$  é a profundidade óptica do aerosol a 380nm e  $T_a^5$  é a profundidade óptica do aerosol a 500nm. Esses dois últimos fatores podem ser obtidos através de dados disponibilizados pela NASA AERONET (NASA, 2019).

$$T_r = e^{(1+am-am^{1,01})}(-0,0903am^{0,84})$$
(3.10)

$$T_a = e^{(-0,0127am^{0,26})} \tag{3.11}$$

$$T_o = 1 - 0,1611O_z M (1 + 139,48O_z M)^{-0,3035} - \frac{0,002715O_z M}{1 + 0,44O_z M + 0,003(O_z M)^2}$$
(3.12)

$$T_w = \frac{1 - 2,4959P_wM}{(1 + 79,034P_wM)^0,6828 + 6,385P_wM}$$
(3.13)

$$Tau = 0,2758T_a^3 + 0,35T_a^5 \tag{3.14}$$

$$T_a = e^{[(-Tau^{0,873})(1+Tau - (Tau^{0,7088})M^{0,9108}]}$$
(3.15)

A irradiância global horizontal (GHI) é obtida através da relação entre a componente de irradiância direta, a irradiância difusa dissipada ao atravessar a atmosfera  $(I_{as})$ , o albedo  $(\rho)$  e a irradiância refletida de volta pela atmosfera  $R_s$ .

$$GHI = \frac{DNIcos(z) + I_{as}}{1 - \rho R_s}$$
(3.16)

$$D_s = 0,79I_o \cos(0,01745z)T_o T_m T_w TAA$$
(3.17)

$$TAA = 1 - 0, 1(1 - M + M^{1,06})(1 - T_a)$$
(3.18)

$$Ias = \frac{D_s[0, 5(1 - T_r) + 0, 85(1 - \frac{T_a}{TAA})]}{1 - M + M^{1,02}}$$
(3.19)

$$R_s = 0,0685 + (1 - B_a)(1 - \frac{T_a}{TAA})$$
(3.20)

Através dos dados estimados de irradiância direta e global no plano horizontal, é possível obter a componente difusa através da relação mostrada na Equação 3.21

$$DHI = GHI - DNIcos(z) \tag{3.21}$$

## 3.4 Modelo de síntese de dados de irradiância

Em sua maioria, os dados de irradiância encontram-se disponíveis através de bases de dados, em médias diárias ou mensais. Porém, para análise e simulação de sistemas fotovoltaicos é necessário ter conhecimento dos dados de irradiância em valores instantâneos ou pseudo instantâneos como em médias horárias. O conhecimento dos valores instantâneos é essencial para a estimativa da correta irradiância incidente na superfície inclinada dos painéis, que será abordada no capítulo 4, haja visto que a irradiância no plano inclinado está diretamente relacionada ao ângulo de incidência, que varia durante o dia. A relação entre o ângulo de incidência e a potência gerada por um sistema fotovoltaico pode ser observada na Figura 3.10.



Figura 3.10 – Relação entre o ângulo de incidência e a potência gerada. Fonte: Autoria própria.

Fatores como a indisponibilidade de dados medidos para a maioria das localidade e erros de medição tornam a geração de dados sintéticos de irradiância horária muitas vezes a única alternativa para a obtenção de dados em médias diárias ou horárias. Dessa forma, será abordado a seguir o modelo utilizado para a geração de dados horários sintéticos a partir de dados mensais (IQBAL, 1983). Tal processo é denominado síntese de dados em médias diárias e horárias. Os resultados provenientes dessa síntese devem possuir as mesmas propriedades estatísticas dos dados medidos, ou seja, valor médio, variância e autocorrelação.

#### 3.4.1 Modelo de Aguiar e Collares-Pereira

O modelo proposto por Aguiar e Collares-Pereira (1988) estima sequências de dados de irradiância global diária através da irradiância global em média mensal para qualquer localidade. O modelo baseia-se na observação de que existe uma correlação significativa entre dados de irradiância de dias consecutivos além de que a probabilidade de repetição de valores de irradiância é a mesma para meses com o mesmo  $\overline{K_t}$ .

O modelo utiliza uma biblioteca de matrizes de transição de Markov onde cada matriz corresponde a um intervalo específico de  $\overline{K_t}$ . Diversos autores propuseram modelos para estimar a irradiância diária e horária através de modelos *Auto Regressive Moving*  Average (ARMA) como Brinkworth (1977) e Bartoli (1981). Porém, tais modelos falham na reprodução de características da probabilidade da ocorrência de valores de radiação e desta forma, não apresentam resultados satisfatórios para gerar sequências de dados de radiação diários e horários pra localidades onde apenas valores de radiação em médias mensais são conhecidos (AGUIAR *et al.*, 1988).

A primeira observação da correlação entre dados de radiação de dias consecutivos é representada através da analise de Markov de primeira ordem que é baseada em uma Matriz de Transição de Markov (MTM), mostradas nas Tabelas 3.2 a 3.10. Dentro dessa matriz cada elemento representa a probabilidade de o valor diário médio  $K_t$  estar dentro de um intervalo específico em dois dias consecutivos. Esses valores das MTM foram inicialmente estimados por Aguiar e Collares-Pereira (1988) e atualizados pela Meteonorm<sup>®</sup> (2017a).

O fato de que a probabilidade de repetição de valores de radiação é o mesmo para meses com valores iguais de  $\overline{K_t}$  é representado através da derivação de 10 matrizes correspondentes a diferentes valores de médias mensais de  $\overline{K_t}$ , conforme a Tabela 3.1 e calculados através da Equação 3.22, em que  $GHI_m$  é o valor de irradiância mensal medido ou fornecido por bases de dados solarimétricas e  $GHI_{cs}$  é a irradiância global mensal em condições de céu limpo.

$$\overline{K_t} = \frac{GHI_m}{GHI_{cs}} \tag{3.22}$$

Após a estimativa de  $\overline{K_t}$  para cada mês, é escolhida a MTM para tal intervalo conforme a Tabela 3.1. O valor do índice de claridade diário  $k_{td}$  inicial correspondente ao primeiro dia da série do respectivo mês é calculado considerando a  $\overline{K_t}$  do ultimo mês como o mês zero (por exemplo, assumindo que o mês em análise seja o mês de janeiro, dessa forma o mês zero seria dezembro). Avalia-se a qual intervalo pertence o  $\overline{K_t}$  do mês zero e a partir desse intervalo, escolhe-se a linha da MTM selecionada para o  $\overline{K_t}$  do mês em consideração. Um número aleatório R entre 0 e 1 é escolhido e então os fatores que compõem a linha selecionada vão sendo somados até que o valor da soma seja maior que R. O estado em que a soma atingir o valor igual ou maior que R é a  $k_{td}$  para o dia em análise. Ou seja, processo usado para a derivação da matriz é então revertido e o resultado desse processo é uma sequência de dados de irradiância diários.

Ao final do processo de obtenção da série de  $k_{td}$ , a irradiância global horizontal  $(GHI_d)$  pode ser obtida através da Equação 3.23, em que  $GHI_{cs,d}$  é a irradiância global em condições de céu limpo diária.

MTM	Intervalo de $\overline{K_t}$
1	$0,10 < \overline{K_t} \le 0,20$
2	$0,20 < \overline{K_t} \le 0,30$
3	$0,30 < \overline{K_t} \le 0,40$
4	$0,40 < \overline{K_t} \le 0,50$
5	$0,50 < \overline{K_t} \le 0,60$
6	$0,60 < \overline{K_t} \le 0,70$
7	$0,70 < \overline{K_t} \le 0,80$
8	$0,80 < \overline{K_t} \le 0,90$
9	$0,90 < \overline{K_t} \le 1,00$

Tabela 3.1 – Intervalos de  $\overline{K_t}$  para cada MTM.

Tabela 3.2 – Matriz de transição de Markov para  $0, 10 < KT_{m,c} \leq 0, 20.$ 

0,0-0,1         0,500         0,280         0,150         0,050         0,020         0,000         <	0,000 0,000 0,000
0,1-0,2         0,200         0,480         0,200         0,100         0,020         0,000         <	0,000 0,000
<b>0,2-0,3</b> 0,050 0,200 0,480 0,200 0,050 0,020 0,000 0,000 0,000	0,000
$\begin{bmatrix} 0,3-0,4 \\ 0,020 \\ 0,020 \\ 0,020 \\ 0,000 \\ $	0,000
<b>0,4-0,5</b> 0,000 0,020 0,050 0,180 0,500 0,180 0,050 0,020 0,000	0,000
<b>0,5-0,6</b> 0,000 0,000 0,020 0,050 0,180 0,500 0,180 0,050 0,020	0,000
<b>0,6-0,7</b> 0,000 0,000 0,000 0,000 0,050 0,200 0,300 0,200 0,000	0,250
<b>0,7-0,8</b> 0,000 0,000 0,000 0,000 0,020 0,050 0,200 0,480 0,200	0,050
<b>0,8-0,9</b> 0,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,050 0,200 0,500	0,250
<b>0,9-1,0</b> 0,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,000 0,200 0,050 0,050	0,700

Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))

Tabela 3.3 – Matriz de transição de Markov para  $0, 20 < KT_{m,c} \leq 0, 30.$ 

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	$0,\!3-\!0,\!4$	$0,\!4\text{-}0,\!5$	$0,\!5-\!0,\!6$	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
$0,\!0-\!0,\!1$	0,500	0,280	0,150	0,050	0,020	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
$0,\!1-\!0,\!2$	0,200	$0,\!480$	0,200	0,100	0,020	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,2-0,3	0,100	0,650	0,200	0,050	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
$0,\!3-\!0,\!4$	0,000	0,250	0,000	0,050	0,300	0,050	0,000	0,000	0,050	0,300
$0,\!4\text{-}0,\!5$	0,000	0,400	0,050	0,100	0,400	0,050	0,000	0,000	0,000	0,000
$0,\!5-\!0,\!6$	0,000	0,000	0,000	0,000	0,250	0,500	0,250	0,000	0,000	0,000
$0,\!6-0,\!7$	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,250	0,500	0,250	0,000	0,000
0,7-0,8	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,250	0,500	0,250	0,000
0,8-0,9	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,250	0,500	0,250
$0,\!9-1,\!0$	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,700	$0,\!050$	0,000	0,000	0,250

Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))

Tabela 3.4 – Matriz de transição de Markov para  $0, 30 < KT_{m,c} \leq 0, 40.$ 

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	0,4-0,5	0,5-0,6	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,133	0,319	0,204	0,115	0,074	0,033	0,030	0,044	0,011	0,037
0,1-0,2	0,081	0,303	0,232	$0,\!127$	0,088	0,060	0,029	0,031	0,018	0,033
0,2-0,3	0,036	0,195	0,379	0,135	0,087	0,039	0,042	0,027	0,025	0,036
0,3-0,4	0,032	0,190	0,205	0,189	0,119	0,069	0,059	0,038	0,045	$0,\!054$
0,4-0,5	0,051	0,175	0,189	0,185	0,140	0,079	0,060	0,040	0,017	0,064
0,5-0,6	0,042	0,213	0,243	0,126	$0,\!117$	0,090	0,045	0,036	0,021	0,069
0,6-0,7	0,017	0,166	0,237	0,141	0,100	0,091	0,054	0,062	0,046	0,087
0,7-0,8	0,038	0,171	$0,\!190$	0,133	0,095	0,090	$0,\!057$	0,062	0,043	0,119
0,8-0,9	0,044	0,093	0,231	0,143	$0,\!115$	0,066	0,038	0,060	0,099	0,110
0,9-1,0	0,029	0,131	0,163	$0,\!127$	0,062	0,092	0,065	0,072	0,078	0,180

Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	$0,\!3-\!0,\!4$	$0,\!4\text{-}0,\!5$	$0,\!5-\!0,\!6$	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,116	0,223	0,196	0,129	0,093	0,077	0,054	0,044	0,032	0,037
0,1-0,2	$0,\!051$	0,228	0,199	0,143	0,101	0,083	0,065	0,052	0,035	0,043
0,2-0,3	0,028	0,146	0,244	0,156	0,120	0,092	0,069	0,053	0,040	0,052
0,3-0,4	0,020	0,111	$0,\!175$	0,208	0,146	0,104	0,074	0,067	0,044	0,052
0,4-0,5	0,017	0,115	0,161	0,177	0,155	0,102	0,085	0,067	0,054	0,068
0,5-0,6	0,018	0,114	$0,\!147$	0,156	0,142	0,123	0,088	0,075	0,060	0,077
0,6-0,7	0,019	0,116	0,152	0,153	0,133	0,100	0,090	0,078	0,061	0,098
0,7-0,8	0,022	0,105	0,145	0,134	0,112	0,109	0,103	0,085	0,077	0,108
0,8-0,9	0,016	0,100	0,119	0,120	0,100	0,105	0,099	0,096	0,120	0,126
0,9-1,0	0,012	0,081	0,109	$0,\!115$	0,101	0,082	$0,\!075$	0,091	0,107	0,226
Fonte:Meteotest $((METEOTEST, 2017b))$										

Tabela 3.5 – Matriz de transição de Markov para  $0, 40 < KT_{m,c} \le 0, 50$ .

Tabela 3.6 – Matriz de transição de Markov para 0, 50 <  $KT_{m,c} \leq 0, 60.$ 

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	$0,\!4-\!0,\!5$	0,5-0,6	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,095	0,201	0,140	0,121	0,112	0,076	0,073	0,066	0,055	0,061
0,1-0,2	0,029	0,176	$0,\!158$	0,133	0,121	0,096	0,078	0,079	0,067	0,063
0,2-0,3	0,015	0,096	0,171	0,157	0,139	0,121	0,093	0,080	0,066	0,062
0,3-0,4	0,008	0,055	0,103	0,199	$0,\!186$	0,130	0,108	0,085	0,063	0,063
0,4-0,5	0,006	0,039	0,077	0,145	0,236	0,167	0,113	0,083	0,064	0,069
0,5-0,6	0,006	0,044	0,080	0,128	0,192	0,166	0,123	0,100	0,081	0,080
0,6-0,7	0,006	0,049	0,082	0,132	0,152	0,139	0,125	0,110	0,095	0,109
0,7-0,8	0,007	0,047	0,086	0,113	$0,\!138$	0,125	0,114	0,124	0,112	$0,\!134$
0,8-0,9	0,006	0,048	0,079	0,105	0,120	0,108	0,100	0,120	0,138	$0,\!177$
0,9-1,0	0,005	0,033	0,062	0,085	0,102	0,086	0,088	0,103	0,144	0,291
Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))										

Tabela 3.7 – Matriz de transição de Markov para  $0,60 < KT_{m,c} \le 0,70$ .

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	$0,\!4-\!0,\!5$	$0,\!5-\!0,\!6$	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,061	0,169	0,146	0,095	0,106	0,094	0,108	0,085	0,067	0,070
0,1-0,2	0,023	0,113	0,130	0,114	0,107	0,111	0,102	$0,\!108$	0,100	0,092
0,2-0,3	0,007	0,062	0,105	0,132	0,151	0,126	0,113	0,106	0,097	0,100
0,3-0,4	0,004	0,026	0,063	$0,\!150$	0,189	$0,\!147$	$0,\!118$	$0,\!108$	0,097	0,099
0,4-0,5	0,002	0,017	0,040	0,098	0,230	0,164	0,130	0,111	0,103	0,106
0,5-0,6	0,002	0,016	0,040	0,084	0,162	$0,\!179$	$0,\!149$	$0,\!129$	0,119	0,120
0,6-0,7	0,003	0,018	0,040	0,079	0,142	0,143	$0,\!153$	0,140	0,139	0,144
0,7-0,8	0,002	0,017	0,041	0,079	0,126	0,120	0,135	0,151	0,162	0,167
0,8-0,9	0,002	0,017	0,034	0,069	0,108	0,106	0,114	0,144	0,191	0,215
0,9-1,0	0,001	0,012	0,023	$0,\!050$	0,083	$0,\!079$	0,088	$0,\!118$	0,185	0,362

Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))

Tabela 3.8 – Matriz de transição de Markov para  $0,70 < KT_{m,c} \leq 0,80$ .

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	0,4-0,5	0,5-0,6	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,049	0,091	0,112	0,070	0,098	0,077	0,105	0,119	0,112	0,168
0,1-0,2	0,019	0,070	0,090	0,105	0,119	0,113	0,103	0,134	0,121	0,125
0,2-0,3	0,005	0,028	0,074	0,114	0,130	0,123	0,113	0,118	0,145	0,151
0,3-0,4	0,001	0,011	0,039	0,102	0,169	0,135	0,123	0,126	0,136	$0,\!156$
0,4-0,5	0,001	0,007	0,021	0,062	$0,\!175$	0,143	0,132	0,137	0,157	0,167
0,5-0,6	0,001	0,007	0,020	0,049	$0,\!117$	0,146	0,150	0,157	0,172	0,182
0,6-0,7	0,000	0,005	0,015	0,047	0,097	0,122	0,151	0,169	0,197	0,197
0,7-0,8	0,001	0,006	0,016	0,040	0,084	0,098	0,130	0,179	0,224	0,223
0,8-0,9	0,001	0,005	0,011	0,034	0,067	0,079	0,107	0,161	0,262	0,275
0,9-1,0	0,000	0,003	0,007	0,022	0,045	0,055	0,074	0,112	0,222	0,459

Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	$0,\!4-\!0,\!5$	0,5-0,6	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,000	0,000	0,077	0,077	0,154	0,077	0,154	0,154	0,077	0,231
0,1-0,2	0,000	0,043	0,061	0,070	0,061	0,087	0,087	0,217	0,148	0,226
0,2-0,3	0,000	0,017	0,042	0,073	0,095	0,112	0,120	0,137	0,212	0,193
0,3-0,4	0,001	0,003	0,015	0,055	0,106	0,091	0,120	0,139	0,219	0,250
0,4-0,5	0,000	0,002	0,009	0,035	0,097	0,113	0,123	0,155	0,209	0,258
0,5-0,6	0,000	0,002	0,007	0,028	0,063	0,089	0,123	0,157	0,235	0,295
0,6-0,7	0,000	0,002	0,005	0,020	0,054	0,069	0,114	0,170	0,260	0,307
0,7-0,8	0,000	0,001	0,004	0,015	0,043	0,058	0,097	0,174	0,288	0,320
0,8-0,9	0,000	0,001	0,002	0,011	0,027	0,039	0,071	0,139	0,319	0,390
0,9-1,0	0,000	0,001	0,001	0,005	$0,\!015$	0,024	0,043	0,086	0,225	$0,\!600$
Fonte:Meteotest $((METEOTEST, 2017b))$										

Tabela 3.9 – Matriz de transição de Markov para  $0,80 < KT_{m,c} \le 0,90$ .

Tabela 3.10 – Matriz de transição de Markov para  $0,90 < KT_{m,c} \leq 1,00$ .

	0,0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,3	0,3-0,4	0,4-0,5	0,5-0,6	0,6-0,7	0,7-0,8	0,8-0,9	0,9-1,0
0,0-0,1	0,500	0,250	0,200	0,050	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,1-0,2	0,200	0,500	0,200	$0,\!050$	$0,\!050$	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
0,2-0,3	0,000	0,000	0,250	0,000	0,000	0,000	0,250	0,250	0,000	0,250
0,3-0,4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,048	0,000	0,143	0,095	0,190	0,524
0,4-0,5	0,000	0,000	0,014	0,000	0,027	0,041	0,041	0,233	0,192	0,452
0,5-0,6	0,000	0,000	0,000	0,008	0,039	0,031	0,078	0,093	0,326	$0,\!425$
0,6-0,7	0,000	0,000	0,000	0,006	0,019	0,019	0,067	0,102	0,254	0,533
0,7-0,8	0,000	0,000	0,000	0,005	0,012	0,024	0,041	0,106	0,252	0,560
0,8-0,9	0,000	0,000	0,000	0,001	0,006	0,012	0,031	0,078	0,283	0,589
0,9-1,0	0,000	0,000	0,000	0,001	0,002	0,004	0,012	0,029	0,134	0,818
		L	Conto Mc	tootoct		OTECT	9017h	.)		

Fonte:Meteotest ((METEOTEST, 2017b))

Os dados da série de  $k_{td}$  para cada dia do ano podem ser transformados em dados horários através do modelo proposto por Aguiar e Collares-Pereira (1992). O modelo assume que a distribuição do índice de claridade horário  $(k_t)$  é similar para cada hora solar h.

O modelo é denominado Time-Dependent Autoregressive Gaussian (TAG). Por utilizar funções Gaussianas para estimar os valores de  $k_t$  horários, as estimativas poderiam se extender indefinidamente. Devido a isso, o modelo TAG limita as iterações, mantendo o valor de  $k_t$  dentro do intervalo:  $k_t < 0$  e  $k_t > k_{cs}$ .

Como as varições de  $k_t$  não são estacionárias ou homogêneas no tempo, uma variável de normalização y é inserida e pode ser obtida através da Equação 3.24:

$$y(h) = \phi \times y(h-1) + r \tag{3.24}$$

em que r é uma variável Gaussiana aleatória e  $\phi$  é o coeficiente de correlação de primeira ordem.

 $r = \sigma \frac{(z^{0,135} - (1-z)^{0,135})}{0,1975}$ , sendo z um número aleatório de uma distribuição uniforme em [0,1].

$$\phi = 0,38 + 0,06\cos(7,4K_{td} - 2,5)$$

O valor da variável de normalização é levado a zero para ângulos horários antes do nascer do Sol e após o pôr do Sol.

Dessa forma,  $k_t$  pode ser obtido através da Equação 3.25.

$$k_t(h) = k_{tm}(h) + \sigma y(h) \tag{3.25}$$

em que  $\sigma$  é o desvio padrão e  $k_{tm}$  é o índice de claridade médio, obtidos pelas Equações 3.26 e 3.27, respectivamente:

$$\sigma = A \times exp(B(1 - sin(\alpha))) \tag{3.26}$$

$$k_{tm} = \lambda + \eta \times exp\left(\frac{-\kappa}{\sin(\alpha)}\right) \tag{3.27}$$

em que os coeficientes das equações são obtidos através de:

$$\lambda = -0, 19 + 1, 12ktd + 0, 24exp(-8k_{td})$$
  

$$\eta = 0, 32 - 1, 6(k_{td} - 0, 5)^2$$
  

$$\kappa = 0, 19 + 2, 27k_{td}^2 - 2, 51k_{td}^3$$
  

$$A = 0, 14exp(-20(k_{td} - 0, 35)^2)$$
  

$$B = 3(k_{td} - 0, 45)^2 + 16k_{td}^5$$

Ao final desse processo, uma série de dados de  $k_t$  horários para cada hora do ano é gerada. Então, o valor da irradiância horária pode ser obtido através Equação 3.28:

$$GHI_h = k_t(h) \times GHI_{cs}(h) \tag{3.28}$$

## 3.5 Modelos de decomposição de irradiância

Em aplicações relacionadas a energia solar, o conhecimento das componentes direta e difusa da irradiância horizontal é importante, pois cada uma dessas variáveis afeta o sistema de maneiras diferentes e serão consideradas separadamente na etapa de transposição para o plano inclinado (IQBAL, 1983). Devido à complexidade e ao alto custo de equipamentos de medição da irradiância direta e difusa e ao fato de dados coletados durante um longo tempo dessas variáveis são raros, dados de irradiância global horizontal são os mais facilmente encontrados. Dessa forma, foram desenvolvidos modelos matemáticos que estimam as componentes faltantes a partir da irradiância global. Diversos modelos foram desenvolvidos para a decomposição da irradiância global como os modelos de Erbs, DISC e DIRINT que foram usados neste trabalho. Muitos autores realizaram estudos comparativos entre modelos de decomposição em que os modelos citados apresentaram bons resultados (Mahachi; Rix, 2016; HOFMAN MAR-TIN; SECKMEYER, 2017; TORRES J.L.; DE BLAS, 2009; INEICHEN, 2008).

Estudos comparativos entre estes três modelos mostraram que em um intervalo horário a irradiância direta normal pode ser avaliada a partir de irradiância global horizontal com uma tendência negligenciável e uma precisão de  $84W/m^2$  e 23% (INEICHEN, 2008).

#### 3.5.1 Modelo de Erbs

O modelo proposto por Erbs estima as componentes difusa e direta da irradiância global horizontal. Erbs propôs um fator de correlação  $f_d$  para a componente da irradiância difusa. Este fator está diretamente ligado ao índice de claridade do local  $(k_t)$ (ERBS *et al.*, 1982). Essa correlação é dividida em três zonas:

Uma regressão linear para  $0 \le k_t \le 0, 22$ 

$$f_d = 1 - 0,09k_t \tag{3.29}$$

Um polinômio de quarta ordem para  $0, 22 < k_t \leq 0, 80$ 

$$f_d = 0,9511 - 0,1604k_t + 0,4388k_t^2 - 6,638k_t^3 + 12,338k_t^4$$
(3.30)

E uma constante para  $0, 8 < k_t$ 

$$f_d = 0,165 \tag{3.31}$$

Através desse fator de correlação, a irradiância horizontal difusa (DHI) pode ser obtida através da Equação 3.32.

$$DHI = f_d * GHI \tag{3.32}$$

Conhendo os valores da irradiância global e difusa, a componente direta normal pode ser obtida através da Equação 3.33:

$$DNI = \frac{GHI - DHI}{\cos(\theta_z)} \tag{3.33}$$

#### 3.5.2 Modelo DISC

O modelo Direct Insolation Simulation Code (DISC) proposto por Maxwell (1987) estima a componente da irradiância direta normal através de relações empíricas entre os índices de claridade global  $(k_t)$  e de claridade direta  $(k_n)$ .

Ao contrário dos modelos anteriores, esse modelo não utiliza a relação DNI/GHI. Em vez disso é utilizado um fator  $k_n$  que representa o índice de claridade do feixe direto. Para um dado  $k_t$  (GHI) existem diversos valores de  $k_n$  (DNI) e  $k_d$  (DHI) de forma que ao serem combinados resultam em  $k_t$  ou GHI. Supondo  $k_t$  ou GHI inicialmente conhecidos, existem duas possibilidades:

Para 
$$(K_t \le 0, 6)$$
:  
 $a = 0, 512 - 1, 56K_t + 2, 286(K_t)^2 - 2, 222(K_t)^3$   
 $b = 0, 370 + 0, 962(K_t)^3$   
 $c = -0, 280 + 0, 932K_t - 2, 048(K_t)^2$   
Para  $K_t > 0, 6$ :  
 $a = -5, 743(K_t) + 21, 77(K_t)^2 + 11, 56(K_t)^3$   
 $b = 41, 4 - 118, 5(K_t) + 66, 05(K_t)^2 + 31, 90(K_t)^3$   
 $c = -47, 01 + 184, 2(K_t) - 222, 0(K_t)^2 + 73, 81(K_t)^3$ 

Através dos valores obtidos de a, b, c a variação  $\delta k_n$  da condição de céu limpo para o valor de  $k_n$  pode ser obtida através da Equação 3.34.

$$\delta k_n = a + b * e^{(c * am)} \tag{3.34}$$

Em seguida o limite de céu limpo  $K_{nc}$  é estimado através da massa de ar como expresso na Equação (3.35).

$$k_{nc} = 0,866 - 0,122am + 0,0121am^2 - 0,000653am^3 + 0,000014am^4$$
(3.35)

A variação de  $k_n$  da condição de céu limpo pode ser obtida através da equação (3.36).

$$\delta k_n = a + b * e^{c*am} \tag{3.36}$$

O índice de claridade do feixe direto  $k_n$  é obtido através de:

$$k_n = k_{nc} - \delta k_n \tag{3.37}$$

Desta forma a irradiância direta normal pode ser estimada através da relação expressa na Equação 3.38.

$$DNI = I_0 k_n \tag{3.38}$$

De acordo com (MYERS, 2013a), o modelo DISC apresentou algumas tendências de erros de aproximadamente 50  $W/m^2$  e erros aleatórios na ordem de 150  $W/m^2$ . Em seu desenvolvimento, o modelo DISC foi validado e desenvolvido apenas para localidades continentais entre a latitude de 28N e 45N. Para aplicações fora desses limites de latitude o modelo poderá apresentar grandes erros.

#### 3.5.3 Modelo DIRINT

Perez et *al*.1992 avaliou o desempenho do modelo DISC e concluiu que o mesmo apresentava vários erros aleatórios e corriqueiros. Dessa forma, baseado no modelo DISC, foi proposto um novo modelo, o modelo DIRINT. Esse modelo utiliza o parâmetro de variação de  $k_t$  conhecido como  $k'_t$  ou  $k_t$  prime (PEREZ *et al.*, 1990).

O modelo utiliza dados de entrada conhecidos e populares entre modelos de estimativa de irradiância como a massa de ar (am), o índice de claridade  $(k_t)$ , a irradiância extraterrestre  $G_0$  e o ângulo de zênite z. Um diferencial do modelo é a possibilidade de utilizar dados de temperatura de gota de orvalho, se estiver disponível. Através destes parâmetros, o modelo estima a componente direta normal horária da irradiância DNI. Essa estimativa foi derivada estatisticamente de uma grande quantidades de dados experimentais multiclimáticos.

A condição de insolação do local é parametrizada em espaço multidimensional e cada dimensão é uma função direta da condição do céu. As primeiras duas dimensões são estimadas de acordo com informações já disponíveis como a irradiância horária global, o tempo e o local.

O valor de  $k'_t$  é estimado através da Equação 3.39 onde am é calculado através do modelo de Kasten (KASTEN, 1980). A equação é independente do ângulo de zênite e assegura que este novo valor de  $k'_t$  representa condições meteorologicamente semelhantes mas independente da posição do Sol.

$$k'_{t} = \frac{k_{t}}{1,031e^{\frac{-1,4}{0.9+\frac{9,4}{am}}} + 0,1}$$
(3.39)

O modelo DIRINT introduz um novo coeficiente  $\delta k'_t$  que é chamado de índice de estabilidade e varia de acordo com o tempo como mostra a Equação 3.40, em que  $k'_{t.next}$  é o valor futuro da série  $k'_t \in k'_{t.last}$  é o valor anterior da série de  $k'_t$ .

$$\delta k'_t = 0, 5(|k'_t - k'_{t.next}| + |k'_t - k'_{t.last}|)$$
(3.40)

$$\delta k_t' = |k_t' - k_{t.next/last}'| \tag{3.41}$$

Caso algum dos valores da série de  $\delta k'_t$ não esteja disponível, a Equação (3.40) pode ser modificada para 3.41:

O valor de  $\delta k'_t$  baixo determina um índice de claridade estável e valores altos de  $\delta k'_t$  representa valores instáveis de índices de claridade. Isso permite diferenciar condições de céu muito nublado e parcialmente nublado.

Uma outra dimensão adicionada ao modelo DIRINT é a temperatura estimada através de ponto de orvalho (*dew point*) ( $T_d$ ). Esse fator estima a precipitação atmosférica, o que influencia a absorção da irradiância. Dessa forma, o índice de precipitação atmosférica pode ser obtido através da Equação 3.42.

$$W = exp(0,07T_d - 0,075) \tag{3.42}$$

A irradiância direta DNI é obtida através da Equação 3.43:

$$DNI = DNI_{DISC}X(k_{t'}, Z, W, \delta k_{t'})$$
(3.43)

em que  $X(k'_t, Z, W, \delta k'_t)$  é uma função de coeficientes que representa os quatro parâmetros de condição de insolação. Essa função é obtida através de uma tabela de 4 dimensões 6 X 6 X 5 X 7, baseada nos bins da Tabela 3.11.

Bin	I	$K'_t$	į	z	V	N	δ	$K'_t$
Dill	min	máx	min	máx	min	máx	$\min$	máx
1	0,00	0,24	0	25	0	1	0,000	0,015
2	0,24	0,40	25	40	1	2	0,015	0,035
3	0,40	0,56	40	55	2	3	0,035	0,070
4	0,56	0,70	55	70	3	$\infty$	0,070	0,150
5	0,70	0,80	70	80	0	$\infty$	0,150	0,300
6	0,80	1,00*	80	90**			0,300	1,000*
7							0,000	1,000

Tabela 3.11 – Bins do modelo DIRINT

Fonte: Perez (1992).

# 4 Modelagem da radiação solar no plano inclinado

Os módulos fotovoltaicos de sistemas fixos são instalados a uma certa inclinação em relação à superfície horizontal. Isso se deve ao fato de que os níveis de irradiância média incidentes na superfície do painel fotovoltaico podem ser otimizados se o sistema for instalado com uma certa inclinação e posicionado na orientação ótima para o local (MYERS, 2013a).



Figura 4.1 – Irradiância global incidentes em superfícies de diversas inclinações. Fonte: Autoria própria.

A grande maioria dos sistemas fotovoltaicos instalados são sistemas de inclinação fixa. Nestes casos a escolha do melhor ângulo de inclinação do sistema visa maximizar a produção média de energia ao longo do ano (MICHALAKOPOULOS; PERRAKI, 2016). Considerando o módulo fotovoltaico instalado em posição horizontal, nos meses de inverno, quando o Sol apresenta um ângulo de elevação menor, a captação de irradiância ficará comprometida. Porém, nessa inclinação a irradiância captada durante os meses de verão, quando o Sol apresenta um ângulo de elevação maior, é otimizada. Por outro lado, ao instalar os módulos na posição vertical em relação ao solo, a incidência da irradiância durante os meses de inverno é otimizada e porém, prejudicada durantes os meses de verão (VILLALVA, 2017).

O ângulo de inclinação ideal possibilita maior incidência de irradiância direta,

perpendicularmente à superfície do módulo fotovoltaico. Em sistemas de inclinação fixa não é possível ajustar a inclinação de forma a garantir a maior captação de irradiância todos os dias, porém a escolha do ângulo de inclinação é feita de forma a otimizar a captação média anual de irradiância (VILLALVA, 2017).

Apesar de não existir um consenso sobre o melhor ângulo de inclinação para um sistema fotovoltaico, é possível estimar ângulos para latitudes específicas, que possibilitam um aumento na produção média anual de energia. Tais ângulos encontram-se na Tabela 4.1

Latitude	$ \begin{array}{c} \mathbf{\hat{A}ngulo}  \mathrm{de}  \mathrm{inclina} \boldsymbol{\varsigma} \mathbf{\tilde{a}o} \\ (\beta) \end{array} $
$0^{\circ}$ a $10^{\circ}$	$\beta = 10^{\circ}$
$11^{\circ} a 20^{\circ}$	$\beta = $ latitude
21° a 30°	$\beta = $ latitude + 5°
$31^{\circ} a 40^{\circ}$	$\beta = $ latitude + 10°
$41^{\circ}$ ou mais	$\beta = $ latitude + 15°

Tabela 4.1 – Ângulos de inclinação dos módulos fotovoltaicos. Fonte: Villalva (2017)

A estimativa da irradiância incidente em uma superfície inclinada é de extrema importância para o dimensionamento de sistemas fotovoltaicos, permitindo avaliar sua viabilidade econômica e sua estimativa da produção de energia anual (OLIVEIRA, 2017). Os dados de irradiância no plano horizontal são utilizados por modelos de transposição que realizam a estimativa da irradiância incidente sobre uma superfície posicionada com certa inclinação.

Considerando uma superfície inclinada em  $\beta$ , a irradiância total incidente no plano inclinado é composta por três componentes principais, como pode ser visto na Figura 4.2. Matematicamente, a irradiância total incidente na superfície inclinada pode ser expressa através da Equação 4.1 em que  $E_b$  representa a irradiância direta no plano inclinado,  $E_g$  a irradiância refletida no solo e  $E_d$  a irradiância difusa no céu (PADOVAN; Del Col, 2010).

$$E_{GT} = E_b + E_g + E_d \tag{4.1}$$

As estimativas da irradiância direta e a refletida no solo são consideradas simples. A complexidade da transposição da irradiância encontra-se na componente difusa no céu (*sky diffuse irradiance*), que será descrita em maiores detalhes na seção 4.3.



Figura 4.2 – Feixe incidente, irradiância difusa no céu e refletida no solo incidente em uma superfície inclinada. Fonte: Iqbal (1983) adaptada.

### 4.1 Irradiância direta no plano inclinado

A irradiância direta no plano inclinado varia em função do ângulo de incidência, que está diretamente relacionado ao ângulo de inclinação dos módulos fotovoltaicos. Desta forma, a componente direta da irradiância para o plano inclinado pode ser obtida através de relações simples entre a irradiância direta no plano horizontal e o ângulo de incidência dos raios solares ( $\theta$ ), conforme a Equação 4.2 (KALOGIROU, 2014).

$$E_b = DNIcos(\theta) \tag{4.2}$$

### 4.2 Irradiância refletida no solo

A irradiância refletida do solo é calculada através da irradiância incidente no solo, o índice de reflectância do solo (albedo) e o ângulo de inclinação dos painéis ( $\beta$ ) através da Equação 4.3 (REINDL *et al.*, 1990b):

$$E_g = GHIalbedo \frac{1 - \cos(\beta))}{2} \tag{4.3}$$

Para a utilização da Equação 4.3 admite-se que a irradiância incidente sobre o solo é uniforme e igual a GHI, ou seja, bloqueio do horizonte e os sombreamentos próximos

são ignorados; a irradiância reflete-se no solo igualmente em todas as direções, ou seja, o solo é um refletor difuso e, por fim, o solo é visível ao arranjo a partir de um ponto de intersecção da inclinação do arranjo projetada no solo, até o horizonte infinito.

O software PVsyst<sup>®</sup>, disponibiliza um guia para a estimativa do albedo conforme especificado na Tabela 4.2:

		0,03-0,10
$0,\!15\text{-}0,\!25$	Asfalto molhado	$0,\!18$
0,26	Concreto	$0,\!25\text{-}0,\!35$
0,82	Tijolos vermelhos	0,33
$0,\!55\text{-}0,\!75$	Alumínio	$0,\!85$
	0,15-0,25 0,26 0,82 0,55-0,75	0,15-0,25         Asfalto molhado           0,26         Concreto           0,82         Tijolos vermelhos           0,55-0,75         Alumínio

Tabela 4.2 – Tabela de valores de albedo.

## 4.3 Irradiância difusa

Para a obtenção da componente difusa no céu, que se refere à irradiância difusa no plano inclinado desconsiderando a irradiância refletida no solo, podem-se classificar os modelos como isotrópicos ou anisotrópicos. Modelos isotrópicos consideram que a irradiância difusa se espalha uniformemente na mesma intensidade em todas as direções da cúpula celeste, e modelos anisotrópicos levam em consideração a natureza anisotrópica da irradiância difusa (GUEYMARD, 1987),(INEICHEN, 2011), (REINDL *et al.*, 1990a), (DAVID *et al.*, 2013).

A irradiância difusa no céu pode ser dividida em três componentes principais mostrados na Figura 3. Diversos modelos de transposição de dados baseiam suas estimativas através de combinações destes componentes (LOUTZENHISER *et al.*, 2007).

• Um componente isotrópico, que representa a irradiância que se espalha uniformemente a partir da cúpula celeste.

• Um componente de irradiância difusa circunsolar, que representa o espalhamento da irradiância que se concentram ao redor de um feixe de irradiância direta.

• Uma componente de brilho do horizonte, que representa a irradiância solar que se concentra próxima à linha do horizonte e é mais notável em dias de céu claro.

#### 4.3.1 Modelo de Liu e Jordan - Isotrópico

O modelo de transposição isotrópico é o mais simples para se estimar a irradiância difusa no céu. Em sua análise, o modelo considera que a irradiância difusa

Fonte: Qu et al. (2015).



Figura 4.3 – Componentes da irradiância difusa no plano inclinado. Fonte: Duffie e Beckman (2003

comporta-se de forma uniforme em todas as direções partindo da cúpula celeste. A componente da irradiância difusa no céu para o plano inclinado é uma fração da irradiância difusa no plano horizontal e pode ser obtida através da Equação 4.4 (LOUTZENHISER *et al.*, 2007). Apesar de a consideração de isotropia aumentar as incertezas deste modelo, ele é de extrema importância pois serve de base para modelos mais complexos desenvolvidos posteriormente.

$$E_d = DHI \frac{1 + \cos(\beta)}{2} \tag{4.4}$$

#### 4.3.2 Modelo de Klucher

O modelo de Klucher considera dois fatores propostos por Temps e Coulson (1977), sendo um fator  $1+\sin^{(\frac{\beta}{2})}$  que considera a componente de brilho no horizonte e uma componente  $1 + \cos^2\theta \sin^3\phi$  que considera a componente circunsolar, que são ajustados de acordo com um fator F'. Este fator relaciona a componente difusa e a irradiância global no plano horizontal conforme a Equação 4.5. Apesar de considerar a natureza anisotrópica da irradiância difusa e possuir resultados adequados para condição de céu claro, o modelo de Klucher não apresenta resultados precisos para condições de céu nublado ou parcialmente nublado (KLUCHER, 1979)

$$F' = 1 - \left(\frac{DHI}{GHI}\right)^2 \tag{4.5}$$

Desta forma, a irradiância difusa no plano inclinado, segundo Klucher, pode ser obtida através da Equação 4.6:

$$E_d = DHI\Big(\frac{1+\cos(\beta)}{2}\Big)\Big(1+F'\sin^3\Big(\frac{\beta}{2}\Big)(1+F'\cos^2(\theta)\sin^3(\phi))\tag{4.6}$$

#### 4.3.3 Modelo de Hay e Davies

O modelo de Hay e Davies (1980) considera apenas os componentes isotrópicos e circunsolar da irradiância difusa. Neste modelo, a componente de brilho no horizonte não é considerada. Esse modelo estima um fator de anisotropia  $A_i$ , obtido através da Equação 4.7:

$$A_i = \frac{DNI}{I_0} \tag{4.7}$$

Para a obtenção da irradiância difusa na superfície inclinada dos painéis, o método requer dados de irradiância difusa no plano horizontal (DHI), um fator  $R_b$  que relaciona o ângulo de incidência ( $\theta$ ) com o ângulo de zênite ( $\phi$ ) e o ângulo de inclinação dos painéis ( $\beta$ ). Desta forma, a irradiância difusa é obtida através de Equação 4.8:

$$E_{d} = DHI \Big[ A_{i}R_{b} + (1 - A_{i}) \frac{1 + \cos(\beta)}{2} \Big]$$
(4.8)

Em que:

$$R_b = \frac{\cos(\theta)}{\cos(\phi)} \tag{4.9}$$

#### 4.3.4 Modelo de Reindl

Assim como o modelo de Hay e Davies (1980), o modelo proposto por Reindl (1990a, 1990b) considera o fator de anisotropia segundo a Equação 4.7. Reindl considera a componente isotrópica, componente circunsolar e adicionalmente o horizonte, o que o torna mais complexo que os modelos propostos anteriormente.

O fator de anisotropia é aplicado na estimação da irradiação difusa no plano inclinado, que depende da irradiância difusa no plano horizontal (DHI), irradiância direta horizontal (DNI), irradiância global horizontal (GHI), ângulo de incidência ( $\theta$ ), ângulo de inclinação ( $\beta$ ) e o ângulo de zênite ( $\phi$ ), conforme a Equação (27). Em seu modelo, Reindl considera a componente isotrópica e circunsolar exatamente como Hay e Davies, a diferença encontra-se no último termo da equação que estima o brilho no horizonte.

$$E_d = DHI \Big[ A_i R_b + (1 - A_i) \frac{1 + \cos(\beta)}{2} \Big( 1 + \sqrt{\frac{DNI\cos(\phi)}{GHI}} \sin^3\left(\frac{\beta}{2}\right) \Big)$$
(4.10)

#### 4.3.5 Modelo de Perez

O modelo proposto por Perez et al. (1986, 1987, 1988) apresenta uma complexidade maior do que os métodos citados anteriormente. Assim como o modelo proposto por Reindl, considera as três componentes da irradiância difusa, que são os componentes isotrópico, circunsolar e horizonte. Os modelos desenvolvidos anteriormente desconsideram alguns casos como a intensificação da componente circunsolar à atmosfera que possui alta irradiância difusa e intenso brilho. Perez utilizou coeficientes empíricos para todos os termos da equação que são o coeficiente de anisotropia circunsolar e anisotropia do horizonte,  $F_1 \in F_2$ , respectivamente. Desta forma, o modelo de Perez pode ser aplicado a um espectro maior de configurações celestiais, onde as componentes circunsolar de horizonte sobrepõem a cúpula isotrópica com intensidades conforme valores de  $F_1 \in F_2$  que variam de acordo com os índices de claridade e brilho.

O índice de claridade  $\epsilon$  leva em consideração as condições do céu limpo, parcialmente nublado e nublado. Tal índice é obtido através da Equação 4.11. A variação no índice de claridade representa a transição de um céu nublado para céu limpo.

$$\epsilon = \frac{\frac{(DHI+DNI)}{DHI} + k\phi^3}{1 + k\phi^3} \tag{4.11}$$

Onde  $\phi$  é o ângulo de zênite em radianos e k é uma constante igual a 1,041. O fator de brilho do céu  $\Delta$  é obtido pela Equação 4.12. A variação deste fator reflete na opacidade ou espessura das nuvens.

$$\Delta = \frac{DHIAM}{I_0} \tag{4.12}$$

Finalmente, a irradiância difusa é descrita conforme a Equação 4.13:

$$E_{d} = DHI\Big[(1 - F_{1})\Big(\frac{1 + \cos(\beta)}{2}\Big) + F_{1}\Big(\frac{a}{b}\Big) + F_{2}\sin(\beta)\Big]$$
(4.13)

Em que :

$$a = max[0, cos(\theta)]$$
  

$$b = max[cos(85^{\circ}), cos(z)]$$
  

$$z \text{ em radianos}$$
  

$$F_1 = max[0, (f_{11} + f_{12}\Delta + f_{13}z]$$
  

$$F_2 = f_{21} + f_{22}\Delta + f_{23}z$$

Os coeficientes  $f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{21}, f_{22}$  e  $f_{23}$  foram inicialmente estimados em (PE-REZ *et al.*, 1988) para cidades e países específicos além de valores que podem ser usados para qualquer localidade. Tais valores foram disponibilizados em tabelas e atualizados em (PEREZ *et al.*, 1990). Para a escolha destes coeficientes, inicialmente aproxima-se o índice de claridade  $\epsilon$  conforme a Tabela 4.3:

$\epsilon$	Limite inferior	Limite superior
1 Céu nublado	1	1,065
2	1,065	1,23
3	1,23	1,5
4	1,5	1,95
5	1,95	2,8
6	2,8	4,5
7	4,5	6,2
8 Céu limpo	6,2	-

Tabela 4.3 – Categorias discretas do índice de claridade ( $\epsilon$ ).

Fonte: Perez et al. (1990).

A partir dos valores de  $\epsilon$  obtêm-se os valores dos coeficientes conforme a Tabela

#### 4.4

Tabela 4.4 – Coeficientes de irradiância para todas as localidades propostos por Perez.

$\epsilon$	$f_{11}$	$f_{12}$	$f_{13}$	$f_{21}$	$f_{22}$	$f_{23}$
1	-0,008	0,588	-0,062	-0,06	0,072	-0,022
2	0,13	$0,\!683$	-0,151	-0,019	0,066	-0,029
3	0,33	$0,\!487$	-0,221	$0,\!055$	-0,064	-0,026
4	0,568	0,187	-0,295	0,09	-0,152	-0,014
5	0,873	-0,392	-0,362	0,226	-0,4622	0,001
6	1,132	-1,237	-0,41	0,288	-0,823	0,056
7	1,06	-1,6	-0,359	0,264	-1,127	0,131
8	0,678	-0,327	-0,25	$0,\!156$	-1,377	0,251
	Fonte: Perez $et al.$ (1990).					

## 5 Energia gerada

## 5.1 Modelo do painel

Um dispositivo fotovoltaico é todo aquele capaz de realizar a conversão de energia proveniente da radiação solar em eletricidade. Esses dispositivos podem ser representados através de modelos matemáticos que variam em complexidade, precisão e velocidade de processamento (MOREIRA, 2018). Dentre os modelos existentes o modelo do diodo simples, ilustrados na Figura 5.1, é amplamente utilizado. Os resultados desses modelos fornecem parâmetros importantes para obtenção da curva I-V do arranjo fotovoltaico e consequentemente para a estimativa da capacidade de geração de energia do arranjo.



Figura 5.1 – Modelos de células fotovoltaicas

A análise dos modelos fotovoltaicos é realizada através das características elétricas das células, ou seja, da sua relação tensão-corrente sob diferentes condições de irradiância solar e diferentes temperaturas (Duffie, John A.; Beckman, 1980). De acordo com (Duffie, John A.; Beckman, 1980), modelos mais simples são capazes de atender as necessidades do escopo dessa pesquisa. Dessa forma, será utilizado o modelo de 5 parâmetros proposto por De Soto (De Soto, 2004) que utiliza o circuito equivalente de diodo simples.

#### 5.1.1 Extração de parâmetros

Através da análise do circuito da Figura 5.1 e aplicando da lei de Kirchoff das correntes, obtém-se a relação tensão-corrente proposta por esse modelo, representada pela Equação 5.1.

$$I = I_{pv} - I_D - I_{sh} = I_{pv} - I_o \exp\left\{\left[\frac{(V + IR_s)}{a}\right] - 1\right\} - \frac{V + IR_s}{R_{sh}}$$
(5.1)

Os cinco parâmetros do modelo do diodo simples são a fotocorrente  $(I_{pv})$ , a corrente de saturação reversa do diodo  $(I_0)$ , o fator de idealidade (a), uma resistência em paralelo  $(R_{sh})$ , que modela a corrente de fuga presente na junção p-n do semicondutor, e uma resistência em série  $(R_s)$ , que modela as perdas internas ocasionadas pelo fluxo de corrente e conexões elétricas (VILLALVA, 2010).

O conjunto de pares operacionais I-V de um módulo fotovoltaico é responsável por caracterizá-lo de acordo com algumas condições de operação, como a temperatura da célula, irradiância efetiva e ângulo de incidência. Dessa forma, os parâmetros que descrevem a curva também sofrerão variações. Para avaliar as alterações dos parâmetros e da curva I-V em diferentes condições de operação, é necessário inicialmente estimar os parâmetros de referência do modelo nas condições STC.

#### 5.1.1.1 Cálculo dos parâmetros de referência em condições STC

Para realizar a estimativa dos cinco parâmetros de referência do modelo são necessários os dados do módulo fotovoltaico em condições STC ( $T_c = 25^{\circ}C$  e  $G_{eff} =$  $1000W/m^2$ ), contidas no *datasheet* do modulo em análise. Tais dados são os valores da corrente de curto circuito ( $I_{s0}$ ), a tensão de circuito aberto ( $V_{oc0}$ ), a corrente de máxima potência ( $I_{mp0}$ ), a tensão de máxima potência ( $V_{mp0}$ ) e a inclinação da curva I-V no ponto de curto circuito. Todos esses parâmetros, em condições de referência. Na ausência de dados da inclinação da curva, o mesmo pode ser obtido através da curva I-V em condições STC fornecida pelo fabricante ou através de aproximações utilizando os parâmetros disponibilizados ( $I_{s0}$ ,  $V_{oc0}$ ,  $I_{mp0}$  e  $V_{mp0}$ ) (De Soto, 2004).

A Equação 5.1 pode ser então re-escrita como a Equação 5.2:

$$I = I_{pv,ref} - I_{o,ref} \exp\left\{\left[\frac{(V + IR_{s,ref})}{a}\right] - 1\right\} - \frac{V + IR_{s,ref}}{R_{sh,ref}}$$
(5.2)

Aplicando as seguintes considerações na equação 5.2, os parâmetros de referência podem ser obtidos resolvendo as Equações 5.3 - 5.7 simultaneamente.

No ponto de corrente de curto circuito  $(I = I_{sc} \in V = 0)$ :

$$I_{sc0} = I_{L,ref} - I_{o,ref} \exp\left\{\left[\frac{I_{sc0}R_{s,ref}}{a_{ref}}\right] - 1\right\} - \frac{I_{sc0}R_{s,ref}}{R_{sh,ref}}$$
(5.3)

$$\frac{dI_{sc}}{dV} = -\frac{1}{R_{sh,ref}} \tag{5.4}$$

No ponto de tensão de circuito aberto  $(I = 0 e V = V_{oc0})$ :

$$0 = I_{L,ref} - I_{o,ref} \exp\left\{\left[\frac{V_{oc0}}{a_{ref}}\right] - 1\right\} - \frac{V_{oc0}}{R_{sh,ref}}$$
(5.5)

No ponto de máxima potência  $(I = I_{mp0} e V = V_{mp0})$ :

$$I_{mp0} = I_{L,ref} - I_{o,ref} \exp\left\{\left[\frac{V_{mp0} + I_{mp0}R_{s,ref}}{a_{ref}}\right] - 1\right\} - \frac{V_{mp0} + I_{mp0}R_{s,ref}}{R_{sh,ref}}$$
(5.6)

$$\frac{dP}{dV_{mp}} = 0 \tag{5.7}$$

#### 5.1.1.2 Variação dos parâmetros do modelo em condições de operação

As condições de operação afetam diferentemente cada parâmetro do modelo. O formato da curva I-V varia de acordo com as condições de operação, como a temperatura da célula  $(T_c)$ , a irradiância efetiva  $(G_{eff})$  e o ângulo de incidência  $(\theta)$ .

O fator de idealidade do diodo (a) está relacionado diretamente com a temperatura da célula, todavia, variações na irradiância não o afetam de forma significativa.

$$\frac{a}{a_r ef} = \frac{T_c}{T_{c,ref}} \tag{5.8}$$

A corrente de saturação reversa do diodo  $(I_0)$  depende da temperatura da célula, da banda de energia do material que a constitui  $(\epsilon)$  e do número total de células conectadas em série  $(N_s)$ , conforme a Equação 5.9

$$\frac{I_0}{I_{0,ref}} = \left[\frac{T_c}{T_{c,ref}}\right]^3 e^{\frac{\epsilon N_s}{a_{ref}} \left(1 - \frac{T_{c,ref}}{T_c}\right)}$$
(5.9)

A fotocorrente está diretamente relacionada aos seguintes parâmetros: a irradiância incidente sobre a célula  $(G_{eff})$ , o coeficiente de corrente de curto circuito  $(a_{Isc})$ , a temperatura da célula  $(T_c)$ , além da massa de ar, conforme a Equação 5.10:

$$I_{pv} = \frac{G_{eff}M_{am}}{G_{eff,ref}M_{am,ref}} \Big[ I_{pv,ref} + a_{Isc}(T_c - T_{c,ref})$$
(5.10)

A resistência em série  $(R_s)$  está relacionada à irradiância efetiva e à temperatura da célula. Essa resistência atua no controle da localização do ponto de máxima potência, porém não interfere na corrente de curto-circuito nem na tensão de circuito



Figura 5.2 – Curva I-V. Fonte: Autoria própria.

aberto. Os fatores que representam os efeitos das condições de operação são descritos na Equação 5.11:

$$\frac{G_{eff}}{G_{eff,ref}} = \frac{\frac{a_{ref}}{I_{0,ref}}e^{\frac{-V_{mp,ref}+I_{mp,ref}R_{s,ref}}{a_{ref}}} + R_{s,ref}}{\frac{a}{I_0}e^{\frac{-(V_{mp}+I_{mp}R_s)}{a}} + R_s}$$
(5.11)

Em sua análise, De Soto (De Soto, 2004) avaliou os efeitos da resistência em paralelo  $(R_{sh})$ , para diversos modelos de células, através da variação do valor de  $R_{sh}$ de 125 $\Omega$  a 1500 $\Omega$  e analisando o impacto na curva I-V. Os resultados mostraram que com exceção das células de 3 junções de silício amorfo, as variações de  $R_{sh}$  apresentaram pouco impacto na curva. Dessa forma, não sendo necessário a consideração do impacto das variações da condição de operação sobre a resistência em paralelo.

$$R_{sh} = R_{sh,ref} \tag{5.12}$$

No presente estudo, foi utilizado o módulo *single diode* da ferramenta de código aberto PVLib e foi utilizado o modelo proposto por Jain *et al.* (JAIN; KAPOOR, 2004) para a obtenção da curva I-V. Esse módulo utiliza os parâmetros de saída do modelo de De Soto (De Soto, 2004) para traçar a curva através da função Lambert W.

A curva I-V é traçada a partir de cinco pontos, mostrados na Figura 5.2, sendo estes a corrente de curto-circuito  $I_{sc}$ , a tensão de circuito aberto  $V_{oc}$ , o ponto de máxima potência obtido em  $I_{mp}$  e  $V_{mp}$ , e os pontos  $I_x$ , representado por  $I_x = \frac{1}{2}V_{oc}$ , e  $I_{xx}$ , obtido através de  $I_{xx} = \frac{1}{2}(V_{oc} + V_{mp})$ , que definem a curvatura do gráfico.

## 5.2 Modelo do inversor

O inversor de um sistema fotovoltaico é o dispositivo capaz de realizar a conversão da energia em corrente contínua fornecida pelo gerador fotovoltaico, em corrente alternada de acordo com as características da rede elétrica na qual será injetada.

O desempenho de um sistema fotovoltaico está diretamente ligado à escolha do inversor. Fatores como a eficiência de conversão, os níveis de tensão e corrente, durabilidade e proteções como anti-ilhamento, sobrecarga e temperatura devem ser levados em consideração na seleção do inversor a ser utilizado (Zilles, Roberto; Macêdo, Wilson Negrão; Galhardo, Marcos André Barros; Oliveira, 2012).

O modelo do inversor utilizado foi o desenvolvido pelos laboratórios Sandia (KING *et al.*, 2007) cujo código encontra-se disponível no pacote PVLib. Esse modelo realiza a conversão da potência e de tensão CC em CA para sistemas conectados à rede. Os parâmetros de entrada são a tensão CC e a potência CC do conjunto de módulos fotovoltaicos e as especificações do inversor. Tais parâmetros retornarão a potência CA. Os dados do inversor necessários para o modelo são:

 $P_{ac0}$  Potência nominal de saída CA do inversor em condições nominais de operação;

 $P_{dc0}$  Potência nominal de entrada CC, tipicamente assume-se o valor da potência máxima do conjuntos de módulos fotovoltaicos;

 $V_{dc0}$  Tensão CC na qual é obtida a potência nominal CA em condições de operação de referência;

 $P_{s0}$  Potência CC necessária para iniciar o processo de conversão de potência. É a potência consumida pelo inversor e influencia significativamente a eficiência do inversor em condições de potência baixa;

 $C_0$  Parâmetro que define a curvatura parabólica da relação entre a potência CA e CC nas condições padrão;

 $C_1$  Parâmetro empírico que permite  $P_{dc0}$  variar linearmente com a tensão CC de entrada;

 $C_2$  Parâmetro empírico que permite  $P_{s0}$  variar linearmente com a tensão CC de entrada;

 $C_3$  Parâmetro empírico que permite  $C_0$  variar linearmente com a tensão CC de entrada;

 $P_{nt}$  Potência consumida pelo inversor durante a noite para manter a circuitaria necessária para reconhecer a tensão do conjunto de módulos.

O modelo do inversor é definido pela Equação 5.13:

$$P_{ac} = \frac{P_{ac0}}{A - B} - C(A - B)(P_{dc} - B) + C(P_{dc} - B)^2$$
(5.13)

$$A = P_{dco}(1 + C_1(V_{dc} - V_{dco}))$$
(5.14)

$$B = P_{so}(1 + C_2(V_{dc} - V_{dco}))$$
(5.15)

$$C = C_0 (1 + C_3 (V_{dc} - V_{dco})) \tag{5.16}$$

## 6 Análise e discussão dos resultados

O escopo do presente capítulo é apresentar os resultados da análise de dados de irradiância solar e de energia gerada, através de simulações e figuras de mérito estatístico. Foram realizados estudos sobre o melhor desempenho obtido através da combinação entre modelos de decomposição e transposição. Em seguida, foi acrescentada a etapa de síntese de dados horários através do modelo de Aguiar e Collares-Pereira aliado ao modelo de decomposição de melhor desempenho na análise anterior e aos modelos de transposição.

O modelo de decomposição com melhores resultados foi utilizado para as simulações de estimativa de energia, onde foram comparados o impacto de diferentes modelos de transposição na estimativa da geração além do desempenho da ferramenta em Python comparado com simulações em PVSYST<sup>®</sup> e dados medidos.

As simulações em Python foram realizadas utilizando funções disponibilizadas através da biblioteca PVLIB, desenvolvida inicialmente pelo Laboratório Nacional de Sandía na versão em MATLAB e posteriormente em Python. Essa última versão opera de forma independente da versão inicial em MATLAB e encontra-se disponível no repositório GitHub, onde conta com a contribuição de uma grande comunidade de usuários para o aprimoramento das funções nele contidas (HOLMGREN; GROENENDYK, 2016).

## 6.1 Localidades

Dados de diferentes localidades foram utilizados nas simulações realizadas. Cada localidade apresenta diferentes parâmetros medidos disponíveis, que variam entre tipos de dados medidos de irradiância e intervalo e período de medição. A descrição de cada localidade e características dos parâmetros disponíveis são mostrados a seguir:

- Araçariguama-SP, (-23,4449°; -47,1085°), altitude 695m. Para essa localidade, a irradiância global horizontal é medida por uma estação solarimétrica instalada próxima ao sistema fotovoltaico de 3,72 kW<sub>p</sub> ali presente. A descrição dos dados solarimétricos disponíveis encontra-se na Tabela 6.1 e a descrição do sistema fotovoltaico instalado e medição de energia na Tabela 6.2.
- Tabela 6.1 Descrição dos dados solarimétricos disponíveis para a localidade de Araçariguama - SP

	Equipamento de medição	Intervalo de medição	Período de medição
Irradiância global horizontal	2 Piranômetros de primeira classe modelo SR11-TR-05, Hukseflux.	2 minutos	10/2017 a $10/2018$

	Descrição	Intervalo de medição de energia	Período de medição de energia
Arranjo fotovoltaico	12 módulos Talesun Solar d e 310W, TP672P	5 minutos	01/01/2018 a 31/12/2018
Inversor	1 inversor Fronius International, Primo 5.0, 5kW, 240V		

Tabela 6.2 – Descrição do sistema fotovoltaico instalado na localidade de Araçariguama - SP

 Golden-CO, Estados Unidos, (39,74°; -105,18°), altitude: 1829m. Os dados para essa localidade foram coletados pela NREL (*National Renewable Energy Laboratory*) e obtidos através da ferramenta de download SRRL ((STOFFEL; ANDREAS, 1981)).

Tabela 6.3 – Descrição dos dados solarimétricos disponíveis para a localidade de Golden, Colorado

	Equipamento de medição	Intervalo de medição	Período de medição
Irradiância global horizontal	Piranômetro, primeira classe, CMP11, Kipp & Zonen	1 minuto	01/01/2016 a 31/12/2016
Irradiância difusa horizontal	Piranômetro, primeira classe, CMP11, Kipp & Zonen	1 minuto	01/01/2016 a 31/12/2016
Irradiância global para o plano			
inclinado à 40°, orientação para	Piranômetro, primeira classe, CMP11, Kipp & Zonen	1 minuto	01/01;2016 a 31/12/2016
o sul			

## 6.2 Análise estatística

Segundo Iqbal (1983), avaliar o desempenho de um modelo de estimativa de irradiância apenas comparando seus resultados com dados medidos não é suficiente para garantir a qualidade do modelo. A análise de precisão específica requer uma grande quantidades de dados históricos e a aplicação de figuras estatísticas específicas. Testes de análise estatística amplamente utilizados são o erro médio (*mean bias error* - MBE), o erro médio quadrático (*root mean square error* - RMSE) e o fator de correlação (FC).

#### 6.2.1 Erro médio

A figura de mérito estatístico de erro médio representa o desvio médio do valor calculado comparado ao valor medido e é obtido através da Equação 6.1 (IQBAL, 1983). O valor do erro médio em porcentagem é estimado por meio da Equação 6.2. Valores negativos representam uma subestimação dos valores de irradiância e energia gerada modelados. Uma das desvantagens do erro médio é que valores que subestimam os dados podem ser cancelados por valores superestimados, dessa forma são mais indicados para uma análise a longo período. A literatura sugere que erros médios mensais de irradiância dentro dos limites -5%<NMBE<5% são considerados aceitáveis (IQBAL, 1983; Mahachi; Rix, 2016).

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^{N} (y_i - x_i)}{N}$$
(6.1)

$$NMBE = \frac{\sum_{i=1}^{N} \left(\frac{y_i - x_i}{x_i}\right)}{N} \tag{6.2}$$

#### 6.2.2 Erro médio quadrático

O erro médio quadrático avalia a variação do valor estimado com relação aos valores medidos. Essa figura sempre apresentará valores positivos, porém, quanto mais próximo de zero, mais os dados calculados se aproximam dos dados reais. A literatura sugere que valores de NRMSE mensais inferiores ou igual a 10% são considerados aceitáveis (IQBAL, 1983; Mahachi; Rix, 2016). Os valores de RMSE e NRMSE são obtidos por meio das Equações 6.3 e 6.4, respectivamente.

$$RMSE = \left\{\frac{\sum_{i=1}^{N} (y_i - x_i)^2}{N}\right\}^{1/2}$$
(6.3)

$$NRMSE = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^{N} \left( \frac{y_i - x_i}{x_i} \right)^2 \right\}^{1/2}$$
(6.4)

#### 6.2.3 Fator de correlação

O fator de correlação busca avaliar a relação linear entre os valores estimados e os valores medidos de irradiância. Idealmente, esse fator deveria assumir valor 1. Essa figura é obtida através da Equação 6.5.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^{N} (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\left\{ \left[ \sum_{i=1}^{N} (y_i - \bar{y})^2 \right] \left[ \sum_{i=1}^{N} (x_i - \bar{x})^2 \right] \right\}^{\frac{1}{2}}}$$
(6.5)

## 6.3 Análise de desempenho dos modelos de decomposição e transposição

Nesta seção são avaliados os modelos de síntese, decomposição e transposição discutidos nos capítulos 3 e 4, através de simulações utilizando a ferramenta desenvolvida em Python e comparações por meio de análises estatísticas dos valores de irradiância global no plano inclinado estimados com valores medidos para a localidade de Golden, Colorado.

#### 6.3.1 Metodologia

Para avaliar o desempenho dos modelos de estimativa de irradiância no plano inclinado foram consideradas duas situações distintas. A primeira, que considera os dados de irradiância global horizontal em médias horárias, e a segunda considerando que apenas dados de irradiância global em médias mensais estão disponíveis, como mostra o fluxograma na Figura 6.1.



Figura 6.1 – Fluxograma da análise dos modelos de decomposição e transposição.

Na primeira análise foram avaliados os desempenhos dos modelos de decomposição de Erbs, DISC e DIRINT, combinados aos modelos de transposição de Liu e Jordan, Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez. Os dados de irradiância global horizontal medidos na localidade de Golden, Colorado, descritos na seção 6.1, foram utilizados pelos modelos de decomposição para a estimativa das componentes direta e difusa horizontais.
Os resultados dos modelos de decomposição foram utilizados pelos modelos de transposição para estimar a irradiância incidente em uma superfície inclinada a  $40^{\circ}$  da horizontal e orientação virada para o sul. Os valores de irradiância no inclinado foram estimados utilizando os modelos de transposição citados para a estimativa da componente difusa no plano inclinado, conforme explicado na seção 4.3. As componentes de irradiância direta no plano inclinado e refletida no solo foram obtidas da mesma forma conforme descrito na seção 4.1 e 4.2, respectivamente.

Os resultados obtidos pelos modelos de transposição ao final do processo, são comparados por meio de figuras estatísticas de NMBE e NRMSE, aos resultados de irradiância global medidos sobre uma superfície de mesma inclinação e orientação considerada nos modelos de transposição.

#### 6.3.2 Resultados

#### 6.3.2.1 Modelo de decomposição de ERBS combinado aos modelos de transposição

As Figuras 6.2 e 6.3, mostram os valores de erro médio e erro médio quadrático, em porcentagem para cada mês do ano, obtidos através da comparação dos dados estimados usando o modelo de decomposição de Erbs e os modelos de transposição de Liu e Jordan, Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez.



Figura 6.2 – NMBE da irradiância global no plano inclinado a 40° obtida pelo modelo de decomposição de Erbs.

Observa-se que o nos meses de janeiro, fevereiro, março, outubro e dezembro, os níveis de NMBE e NRMSE estão acima dos considerados aceitáveis pela literatura



Figura 6.3 – NRNMSE da irradiância global no plano inclinado a  $40^{\circ}$  obtida por modelos de decomposição de Erbs.

(IQBAL, 1983). Nesses meses, o erro médio atinge valores de até 14% e o erro médio quadrático acima de 35% para os modelos de Hay e Davies e Reindl. Essas discrepâncias podem ter ocorrido devido ao fato de o modelo de decomposição de Erbs subestimar a componente DHI, consequentemente superestimando DNI para esses meses, que é considerada na estimativa do modelo de Hay e Davies e Reindl. Apesar de os modelos apresentarem resultados melhores nos meses de verão, os altos erros mencionados anteriormente afetam a precisão do modelo de Erbs combinado com os modelos de transposição, em especial de Hay e Davies e Reindl.

A Tabela 6.4 mostra os erros médios anuais de cada modelo de transposição. Com exceção do modelo isotrópico, todos os modelos de transposição superestimaram a irradiância global incidente no plano inclinado, como pode ser visto através dos MBE positivos.

Tabela 6.4 – Erros estatísticos da irradiância no plano inclinado usando o modelo de decomposição de Erbs

	Isotrópico	Klucher	Hay e Davies	Reindl	Perez
MBE	-7,927	$1,\!8169$	2,6375	$3,\!4355$	4,5959
NMBE	-4,362	0,999	1,452	1,891	2,529
RMSE	10,55	8,04	15,68	15,57	9,92
NRMSE	$5,\!80$	4,43	8,63	8,57	5,46
CC	0,9710	0,9616	0,7864	0,7955	0,9561

Apesar dos erros médios apresentarem valores baixos, na ordem de 2% e -2%,

para os modelos anisotrópicos, pode ter ocorrido o cancelamento de um dado superestimado com um dado subestimado, anulando grandes variações locais. Observa-se que o erro médio quadrático apresenta valores relativamente altos principalmente quando os modelos de Hay e Davies e Reindl são utilizados. O mau desempenho desses dois modelos também se reflete nos valores de correlação (CC) mais baixos, sendo esses menores que 0,80.

#### 6.3.2.2 Modelo de decomposição DISC combinado aos modelos de transposição

As Figuras 6.4 e 6.5, ilustram os resultados obtidos utilizando o modelo de decomposição de DISC e os modelos de transposição isotrópico, Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez. Percebe-se que o aumento da complexidade do modelo DISC comparado com o de Erbs melhorou o desempenho dos resultados finais. Nos meses críticos de janeiro, fevereiro, março, outubro e dezembro, o erro médio foi reduzido para um valor máximo de 6% e o erro médio quadrático para aproximadamente 14%.



Figura 6.4 – NMBE da irradiância global no plano inclinado a 40° obtida pelo modelo de decomposição de DISC.

No geral, o modelo de Klucher apresentou bons resultados com exceção dos meses de maio, junho e julho. Uma das possíveis razões para esse comportamento é o fato de o modelo de Klucher não apresentar bons resultados para condições de céu nublado ou parcialmente nublado. O modelo isotrópico apresentou o pior desempenho, subestimando a irradiância global no plano inclinado de forma considerável durante todos os meses com exceção dos meses de maio, junho e julho. Tais comportamentos confirmam resultados disponíveis na literatura para outras localidades e condições climáticas.



Figura 6.5 – NRNMSE da irradiância global no plano inclinado a 40° obtida por modelos de decomposição de DISC.

Apesar da melhora significativa em relação aos resultados obtidos com o modelo de Erbs, os erros encontrados no modelo de DISC ainda apresentam erros médios mensais acima de 5% e erros médios quadráticos acima de 10% em alguns meses.

A Tabela 6.5, mostra uma melhora no índice de correlação de todos os modelos de transposição comparados com os resultados obtidos através do modelo de decomposição de Erbs. Nota-se que os modelos de transposição de melhor desempenho foram os de Hay e Davies, Reindl e Perez, resultando valores de erros médios anuais menores que 0,5% e erros médios quadráticos na ordem de 2% e correlação de aproximadamente 0,99.

Tabela 6.5 – Erros estatísticos da irradiância no plano inclinado usando o modelo de decomposição de DISC.

	Isotrópico	Klucher	Hay e Davies	Reindl	Perez
MBE	-10,549	0,141	-1,468	-0,461	-0,428
NMBE	-4,68	0,02	0,46	-0,03	-0,01
RMSE	14,33	7,39	5,01	4,72	6,29
NRMSE	6,27	3,08	2,22	$2,\!15$	2,72
CC	0,9348	0,9593	0,9889	0,9880	0,9703

#### 6.3.2.3 Modelo de decomposição DIRINT combinado aos modelos de transposição

O modelo DIRINT foi criado através de um aperfeiçoamento do modelo de DISC. As Figuras 6.6 e 6.7 mostram os valores de NMBE e NRMSE obtidos utilizando a combinação do modelo de decomposição DIRINT e os modelos de transposição.



Figura 6.6 – NMBE da irradiância global no plano inclinado a  $40^o$ obtida pelo modelo de decomposição de DIRINT.



Figura 6.7 – NRMSE da irradiância global no plano inclinado a 40° obtida por modelos de decomposição de DIRINT.

Observa-se que todos os modelos de transposição apresentam valores MBE e RMSE dentro dos limites de  $\pm 5\%$  e 10%, respectivamente, exceto o modelo isotrópico que apresenta NMBE de -7,73% e NRMSE de 9,51%. O erro médio quadrático apresenta uma variação elevada no mês de dezembro, mas ainda menor do que os erros encontrados nos modelos de decomposição anteriores. Todos os modelos de transposição subestimaram a irradiância global incidente na superfície inclinada, porém essa subestimação é mais evidente para o modelo isotrópico, como pode ser visto na Figura 6.6. A Tabela 6.6 mostra que o modelo de transposição de melhor desempenho foi o modelo de Perez, apresentando erro médio quadrático de 3,18% e erro médio de -1,61%.

	Isotrópico	Klucher	Hay e Davies	Reindl	Perez
MBE	-17,39	-4,89	-7,29	-6,08	-3,90
NMBE	-7,73	-2,23	-3,06	-2,55	-1,61
RMSE	21,45	10,86	9,33	8,49	7,70
NRMSE	9,51	4,72	3,85	3,49	3,18
CC	0,9053	0,9385	0,9721	0,9701	0,9761

Tabela 6.6 – Erros estatísticos da irradiância no plano inclinado usando o modelo de decomposição de DIRINT.

O modelo de Reindl apresentou NMBE de -2,55% e NRMSE de 3,49%, que não foram tão diferentes dos resultados obtidos usando o modelo de Hay e Davies, que resultou -3,06% e 3,85%, respectivamente. O que indica que para a localidade de Golden, com orientação para o sul e inclinação de  $40^{\circ}$ , a componente de brilho no horizonte considerada pelo modelo de Reindl e que o diferencia do modelo de Hay e Davies, não exerce uma influência significativa. Apesar dos fatores de correlação e NRMSE serem maiores que os resultados utilizando o modelo de decomposição DISC, os valores de NMBE e NRMSE para todos os modelos de transposição anisotrópicos estão dentro do limite de  $\pm 5\%$  e 10%respectivamente, durante todos os meses.

### 6.4 Análise de desempenho do modelo de síntese de dados horários de irradiância

#### 6.4.1 Metodologia

A segunda etapa envolve o modelo de síntese de dados de irradiância em médias horárias. Dessa forma, os valores de irradiância global horizontal medidos em intervalos de 1 minuto foram transformados em médias mensais para servirem como dados de entrada do modelo de síntese de Aguiar e Collares-Pereira. As etapas envolvidas no processo de simulação encontram-se brevemente descritas no fluxograma da Figura 6.8.

O modelo de Aguiar e Collares-Pereira descrito na seção 3.4.1, foi utilizado para a geração de dados sintéticos horários de irradiância global horizontal a partir de dados em médias mensais. Nesse modelo, inicialmente são obtidos os índices de claridade mensais  $k_{tm}$ , através da Equação 3.22. Para a obtenção dos índices de claridade mensais são necessários dados de irradiância global mensal e dados de irradiância global mensal em condições de céu limpo. Foram considerados os modelos de Ineichen e Perez e Bird descritos nas seções 3.3.1 e 3.3.2 para a estimativa da irradiância em condições de céu sem



Figura 6.8 – Fluxograma da análise do modelo de síntese de dados horários.

nuvens. O modelo de Bird apresentou um desempenho melhor em considerar as perdas da irradiância extraterrestre ao atravessar a atmosfera conforme pode ser visto na Figura 6.9. Dessa forma esse modelo foi escolhido para a determinação de  $k_{tm}$ .

Após a estimativa de  $k_{tm}$  para cada mês, escolhe-se a MTM conforme o intervalo de  $k_{tm}$  do mês em análise. Para a obtenção do valor do índice de claridade diário  $k_{td}$ , é necessário ter conhecimento do dado de  $k_{td}$  do dia anterior. Dessa forma, para a estimativa do primeiro  $k_{td}$  da série, considera-se que o  $k_{tm}$  do mês anterior é equivalente ao  $k_{td}$  do dia anterior. Conhecendo o  $k_{td}$  que antecede o dia considerado, escolhe-se a linha da respectiva MTM do mês, de acordo com os intervalos mostrados nas Tabelas 3.2 a 3.10 ao qual o  $k_{td}$  antecessor se encaixa. Após isso, um número aleatório [0,1] é escolhido e os termos da linha selecionada da MTM são somados até que o valor da soma seja igual ou superior a R. O estado em que a soma se igualar ou superar R será o  $k_{td}$  do dia.

Após a estimativa de  $k_{td}$ , o índice de claridade horário  $k_{th}$  é obtido conforme descrito na seção 3.4.1. Utilizando como dados de entrada o índice de claridade diário, o ângulo de declinação e o ângulo de nascer e pôr do sol.

Ao final do processo de síntese, os dados de irradiância global horizontal



Figura 6.9 – Irradiância global horizontal medida e estimadas em condições de céu limpo.

encontram-se em médias horárias. Para a obtenção das componentes direta e difusa, foi utilizado o modelo de decomposição de DIRINT, por apresentar baixos valores de erros na análise anterior. Os resultados foram estimados para a localidade de Golden, Colorado, para uma superfície inclinada a 40° em relação a horizontal e orientação virada para o sul. As performances dos modelos foram comparadas através de figuras como NMBE e NRMSE.

#### 6.4.2 Resultados

A Figura 6.10 mostra os resultados dos erros médios e erros médios quadráticos obtidos através da transposição de dados horários obtidos através do modelo de síntese horária de Collares-Pereira e decomposição de DIRINT.

Todos os modelos de transposição superestimaram a irradiância incidente na superfície inclinada considerada. A pior estimativa foi realizada utilizando o modelo de Perez apresentando um erro médio de 21% e um erro médio quadrático de 23,54%. Os melhores resultados foram obtidos através dos modelos de Hay e Davies e Reindl em que o valor de NMBE foi aproximadamente 15% e NRMSE 19,20%. Percebe-se um aumento considerável dos erros comparados com os resultados da Tabela 6.6. Uma possível causa desse aumentos pode ser justificada pela utilização do modelo simples de Aguiar e Collares-Pereira para a obtenção do índice de claridade diário. Melhoras no desempenho desse modelo podem ser obtidas através da utilização de uma interpolação linear dentro do intervalo dos estados em que a soma dos termos da linha da MTM é maior que R (número



Figura 6.10 – Erro médio e erro médio quadrático em porcentagem dos resultados de transposição de dados sintéticos de irradiância.

aleatório [0,1]).

#### 6.5 Análise de desempenho da estimativa de energia gerada

#### 6.5.1 Metodologia

Para avaliar o desempenho da ferramenta desenvolvida em Python, simulações foram realizadas considerando a localidade de Araçariguama - SP. Inicialmente os dados medidos de irradiância global durante o ano de 2018 foram comparados com as bases de dados solarimétricos NASA-SSE, Meteonorm 7.2, PVGIS e CRESESB, a fim de avaliar a presença de erros nos dados medidos e a precisão das bases de dados para a localidade.

Os dados de irradiância disponíveis para o local são apenas de irradiância global horizontal, dessa forma é necessário a utilização de um modelo de decomposição para a obtenção das componentes direta e difusa na horizontal. Como visto na seção anterior, os resultados obtidos utilizando o modelo de decomposição DIRINT apresentaram erros médios e erros médios quadráticos mensais menores, comparados aos modelos de Erbs e DISC. Devido a isso, na análise de estimativa de energia o modelo DIRINT foi utilizado.

Os valores de irradiância no plano inclinado foram estimados utilizando os modelos de Liu e Jordan (isotrópico), Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez para a estimativa da componente difusa no plano inclinado, conforme descrito na seção 4.3. As componentes de irradiância direta no plano inclinado e refletida no solo foram obtidas da mesma forma conforme descrito na seção 4.1 e 4.2, respectivamente.

Os resultados de irradiância global incidente na superfície instalada a 30° da superfície horizontal são estimados através de cada modelo de transposição e aplicados aos modelos do módulo fotovoltaico e inversor, descritos no capítulo 5, para a estimativa de energia gerada. O fluxograma da Figura 6.11, ilustra as etapas do processamento da irradiância e da estimativa de geração de energia.



Figura 6.11 – Fluxograma da estimativa de energia gerada.

Os resultados da energia estimada por meio das simulações do código, foram

comparados de forma independente com os dados medidos na localidade e dados gerados através de simulação no *software* PVSYST<sup>®</sup>. Adicionalmente, o código desenvolvido em Python não considera certos erros como *mismatch*, perdas ôhmicas e perdas devido aos limites de potência do inversor. Desse modo, as perdas foram subtraídas da energia total gerada através de simulações do código. Os percentuais de cada perda foram obtidos por meio do relatório de simulação do PVSYST<sup>®</sup> e estão descritos na Tabela 6.7.

Tabela 6.7 – Perdas consideradas nas simulações de estimativa de energia gerada.

Perdas	%
Mismatch	0,11
Perdas Ohmicas	1,11
Perdas devido aos limites	4.00
de potência do inversor	4,09
Fonte: PVSYST 2017	

As análises comparativas do desempenho de cada modelo de transposição e da funcionalidade da ferramenta desenvolvida foram realizadas através de figuras de erro médio e erro médio quadrático.

#### 6.5.2 Resultados

#### 6.5.2.1 Análise das bases de dados

A Figura 6.12, ilustra a irradiância global horizontal mensal para a localidade de Araçariguama - SP. Percebe-se que, apesar da variações de valores em certos meses, as curvas de todas as bases seguem um padrão durante o ano.





A Tabela 6.8 mostra os resultados das figuras estatísticas obtidas para cada base de dados comparadas a valores mensais de irradiância medidos.

	Meteonorm 7.2	NASA SSE	PVGIS	CRESESB
MBE	-28,24	-0,035	0,78	-2,17
<b>NMBE</b> (%)	-16,60	-0,017	0,39	-1,11
RMSE	34,65	23,52	18,03	20,82
NRMSE(%)	20,37	11,86	9,06	10,61
CC	0,88	0,80	0,91	0,85

Tabela 6.8 – Análise estatística de bases de dados meteorológicos para Araçariguama-SP.

A base de dados PVGIS apresentou melhores índices estatísticos. O RMSE foi o menor entre as bases consideradas, atingindo níveis inferiores a 10%. Além disso, o fator de correlação dos dados foi o maior, sendo 0,91. A base de dados Meteonorm 7.2, apresentou os piores resultados, tanto em termos de erro médio quando erro médio quadrático, sendo esses -16,6% e 20,37%, respectivamente. Nota-se que no geral, essa base subestima a irradiância global horizontal, p que se pode observar através do sinal negativo de erro médio.

Apesar de todas as bases apresentarem variações no valor de irradiância média mensal, percebe-se uma tendência dos valores para cada mês. Com exceção da base de dados da Meteonorm 7.2, os NMBE e NRMSE de todas as bases são inferiores a 2% e 12% respectivamente. Além disso, os coeficientes de correlação estão acima de 0,8 em todas as bases. Dessa forma, percebe-se que os dados medidos são similares aos dados das bases solarimétricas, indicando a ausência de discrepâncias ocasionadas por erros de medição graves.

#### 6.5.2.2 Análise da geração de energia

A Figura 6.13 ilustra os resultados de energia gerada utilizando o software PVSYST<sup>®</sup> considerando o modelo de transposição de Perez, comparados à energia medida no sistema de 3,75  $kW_p$  em Araçariguama - SP. Os módulos do sistema fotovoltaico analisado estão instalados a uma inclinação de 30° da horizontal e orientação virada para o norte.

O erro médio dos dados de energia mensal estimados pelo PVSYST<sup>®</sup>, foram baixos, apenas 2,44%. O erro médio quadrático apresentou valor de 7,47%, conforme mostra a Tabela 6.9.

Observa-se que os resultados do *software* PVSYST<sup>®</sup> superestimaram a energia gerada, como pode ser visto através do MBE positivo de 2,44% e da Figura 6.13 em que a energia estimada é superior à medida durante quase todos os meses. Para comparar os re-



Figura 6.13 – Energia gerada por simulação no PVSYST<sup>®</sup> e dados medidos.

Tabela 6.9 – Análise comparativa entre dados de energia gerados pelo  $PVSYST^{\textcircled{B}}$  e dados medidos.

Figuras estatísticas	Erros
MBE	10,58
NMBE (%)	2,44
RMSE	$32,\!47$
NRMSE (%)	7,47

sultados obtidos através deste *software* consolidado no mercado com os resultados obtidos utilizando ferramenta desenvolvida, foram realizadas simulações utilizando os dados de GHI em médias horárias medidos no local, aplicados ao modelo de decomposição DIRINT e aos modelos de transposição Isotrópico, Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez. Os resultados podem ser vistos na Figura 6.14, que mostra a energia gerada mensalmente, em kWh, utilizando cada modelo de transposição, comparadas aos valores de energia medidos no local e simulação realizada no PVSYST<sup>®</sup>.

O modelo de Klucher superestimou a energia gerada durante os meses de verão na localidade. Essa superestimação se deve ao fato do modelo de Klucker não apresentar uma boa estimativa em condições de céu nublado ou parcialmente nublado, como mencionado na análise anterior. Essa condição de céu nublado e parcialmente nublado para os meses de maio a setembro podem ser percebidas na Figura 6.9, em que os modelos de Bird e Ineichen e Perez apresentam variações maiores comparadas ao valor medido, devido aos mesmos não considerarem a influência de nuvens. Além disso, os resultados dos modelos de Hay e Davies e Reindl foram bastante próximos durante todo o período considerado, o



Figura 6.14 – Energia medida e obtida por simulações em Python e PVSYST para a localidade de Araçariguama - SP.

que mostra que a componente de brilho no horizonte não apresentou mudança significativa na irradiância difusa para esta inclinação e orientação, estimada através do modelo de Reindl.

Uma análise mais detalhada pode ser obtida através da análise das figuras estatísticas de cada modelo. Dessa forma, a Tabela 6.10 mostra os erros obtidos através da simulação da ferramenta desenvolvida para cada modelo de transposição, comparados com dados de energia medidos e estimados através do PVSYST<sup>®</sup>.

Tabela 6.10 – Análise estatística da energia gerada por meio de simulações em Python comparadas com dados medidos e simulação em  $PVSYST^{\textcircled{R}}$ .

	Simulações em Python comparadas				Simulações em Python comparadas com simulação no					
	com dados medidos 2018				PVSYST-Perez					
	Isotrópico   Klucher   Hay e Davies   Reindl   Perez				Isotrópico	Klucher	Hay e Davies	Reindl	Perez	
MBE	-12,55	4,77	-4,97	-3,73	3,11	-23,13	-5,80	-15,56	-14,31	-7,47
NMBE	-2,85	1,04	-1,13	-0,86	0.69	-5,05	-1,31	-3,44	-3,17	-1,68
RMSE	31,96	29,787	29,16	28,97	30,13	31,83	15,53	19,18	18,35	11,43
NRMSE	7,47	6,96	6,76	6,73	6,94	6,91	3,38	4,25	4,06	2,52

Percebe-se que a estimativa de geração de energia através da ferramenta desenvolvida apresentou erro médio e erro médio quadrático inferior aos erros do PVSYST<sup>®</sup>, com exceção do modelo de transposição isotrópico. Comparado aos dados medidos, os modelos de transposição de Hay e Davies e Reindl apresentam erros médios e erros médios quadráticos próximos, sendo os de Reindl levemente menor, -0,86% de erro médio e 6,73% de erro médio quadrático. O modelo de Perez apresentou NMBE de 0,69% e NRMSE de 6,94%, bastante próximo dos valores dos modelos de Hay e Davies e Reindl. No geral as diferenças entre os erros dos modelos de transposição anisotrópicos são pequenas, porém, os modelos de Klucher e Perez superestimaram a energia gerada enquanto os modelos de Hay e Davies e Reindl subestimaram a geração, como pode ser visto através do NMBE negativo para esses dois últimos modelos.

Quando são comparados aos dados de energia estimados pelo PVSYST<sup>®</sup>, percebe-se que o modelo de Perez apresentou o melhor resultado, o que era esperado, devido ao mesmo modelo ter sido usado na simulação no PVSYST<sup>®</sup>. Em ambos os casos, o modelo de transposição isotrópico apresentou o pior desempenho, subestimando os valores de geração de energia como pode ser observado através do NMBE de -2,85%, comparado aos dados medidos, e -5,05% quando comparado ao PVSYST<sup>®</sup>.

## Conclusão

A estimativa do recurso solar disponível é a etapa inicial para o projetos de sistemas que envolvem o aproveitamento desse recurso. Devido à indisponibilidade de dados históricos medidos para diversas localidades, o alto custo de instalação e manutenção de estações solarimétricas e a inviabilidade de medição de irradiância para superfícies inclinadas, a estimativa da irradiância solar por meio de modelos matemáticos se torna, muitas vezes, a única alternativa efetiva.

Foram apresentados estudos sobre a combinação dos modelos de decomposição de Erbs, DISC e DIRINT, e modelos de transposição de irradiância para o plano inclinado de Liu e Jordan, Klucher, Hay e Davies, Reindl e Perez. Os resultados mostraram uma tendência dos modelos de ERBS de subestimar DHI e, dessa forma, superestimar DNI, o que afetou principalmente os resultados dos modelos de transposição de Hay e Davies e Reindl. Melhoras significativas nos valores de erros foram obtidos utilizando os modelos de decomposição DISC e DIRINT em que o NMBE foi reduzido de 15% (modelo de ERBS) para aproximadamente  $\pm 5\%$  (modelos DISC e DIRINT).

Um estudo inicial foi apresentado, incluindo o modelo de síntese de dados horários simplificado de Aguiar e Collares-Pereira antecedendo o processo de decomposição. O inserção de dados sintéticos aumentou os erros dos dados estimados no plano inclinado de forma considerável ao final de todos os modelos de transposição. Todos os resultados superestimaram a irradiância no plano inclinado em até 21% durante o ano com o modelo de Perez. O modelo com o menor erro médio quadrático foi o de Reindl, porém ainda considerado elevado, sendo na ordem de 19,12%. Melhorias podem ser realizadas através da utilização de interpolações lineares dentro do intervalo dos estados das MTM do modelo de Aguiar e Collares-Pereira, aumentando assim a precisão da estimativa do índice de claridade diário.

Dentre os modelos de transposição estudados, os modelos de Hay e Davies, Reindl e Perez apresentaram o melhor desempenho em todas as análises. Os resultados entre os modelos de Hay e Davies e Reindl foram bastante semelhantes o que indica que para a localidade e orientação em análise, a componente de brilho no horizonte não exerce grande influencia na irradiância difusa no plano inclinado.

A ferramenta desenvolvida em Python apresentou resultados de estimativa de energia bastante satisfatórios. Os erros comparados a dados medidos foram na ordem de 7% para NRMSE e  $\pm 2\%$  para NMBE. Os erros comparados aos dados obtidos por meio de simulação no PVSYST<sup>®</sup> foram ainda menores, na ordem de 4% para NRMSE e -2%

para NMBE.

Uma análise mais robusta poderia ser obtida através de um estudo mais detalhado com de dados históricos confiáveis e medições de irradiância no plano inclinado para localidades próximas a sistemas fotovoltaicos instalados. Essas condições aumentariam a confiabilidade dos resultados de simulação desenvolvidos no presente trabalho, possibilitando uma validação dos modelos de decomposição e transposição de forma mais precisa. Além disso, estudos mais avançados que consideram sombreamento e mais fatores de perdas envolvidas no processo de estimativa de energia gerada contribuiriam para a geração de dados mais precisos e uma ferramenta de simulação robusta.

#### Perspectivas Futuras

O estudo da radiação solar é de extrema importância para a correta estimativa de energia gerada por um sistema fotovoltaico. Dessa forma, como sugestões para trabalhos futuros para a estimativa de radiação solar e o projeto e a simulação de sistemas fotovoltaicos, destacam-se:

- Utilização de dados históricos de irradiância global, direta e difusa horizontal, medidos durante vários anos para aumentar a confiabilidade do modelo de decomposição de irradiância.
- Estudo e implementação de modelos de síntese horária mais complexos como o utilizado pela base de dados da Meteonorm 7.2.
- Medição de irradiância global incidente em uma superfície inclinada para a localidade de Campinas, para aumentar a confiabilidade dos modelos de transposição para a região.
- Analisar os efeitos de sombreamento na geração de energia de um sistema fotovoltaico.
- Estudo sobre sistemas com rastreadores solares e inserção na ferramenta de simulação sendo desenvolvida.
- Comparar desempenho de modelos de módulos fotovoltaicos e inversores para aperfeiçoar a estimação de produção de energia.

### Publicações Realizadas

#### Artigos publicados em congressos

M. K. da Silva, D. I. Narvaez, K. B. de Melo, and M. G. Villalva, "Comparative veanalysis of transposition models applied to photovoltaic systems using meteonorm and nasa sse databases." in 2018 13th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON), Nov 2018, pp. 237–241

**Abstract**— Global environment concerns and increasing energy demand are expanding interests in renewable energy sources such as photovoltaic systems. An optimized application of these systems requires the use of accurate climatic and irradiation data. Most of the available data sources provide irradiation values only on the horizontal plane. These data must be converted to a tilted plane in order to estimate a more accurate value of the energy produced. To process that conversion there are many mathematical models available in the literature, such as Perez's model and Hay's model. The impact of these methods on the energy generated is compared in this study, also the accuracy of the Meteonorm 7.1 and NASA SSE databases is investigated for the location of the Tanquinho Power Plant in Campinas, Brazil. As a result of the analysis, the Meteonorm database presented more accurate solarimetric data for the considered location. Also, the Perez's method had an absolute error of 9.97% while Hay's method showed an error of 10.11%. As a conclusion, the NASA database is indicated to be used to estimate the energy generated by photovoltaic systems installed in the studied area. Additionally, to obtain a more accurate irradiation data on the tilted plane, the Perez's method is more precise.

M. K. Silva, D. I. Narvaez, K. B. Melo, T. S. Costa, T. G. Siqueira, and M. G.Villalva, "Comparative Analysis of Meteorological Databases and Transposition Models Applied To Photovoltaic Systems,"Proceedings XXII Congresso Brasileiro deAutomática, 2018.

Abstract Estimation of the solar irradiation incidence on the surface of photovoltaic panels is a determinant factor for the anal-ysis of risks and the expected energy generated by photovoltaic systems. One of the biggest challenges in this field is to obtain the incident radiation on tilted surfaces since the radiation data available in meteorological databases considers only the radiation on the horizontal plane. For the conversion of the radiation data from the horizontal to the tilted plane, there are several mathematical models available in the literature, such as Perez's model and Hay's model. The analysis described in this study seeks to investigate the impact of these transposition models as well as the accuracy of the NASA SSE and Meteonorm 7.1 irradiation databases, regarding the power generation of a photovoltaic system located at the Tanquinho Photovoltaic Power Plant in Brazil.

M. K. Silva, K. B. Melo, D. I. Narvaez, D. B. Mesquita, M. G. Villalva, "Comparative Study of Sky Diffuse IrradianceModels Applied to Photovoltaic Systems,"in 2019 2<sup>nd</sup> International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST).

Abstract The increasing energy demand and the search for greener energy resources are expanding interests on photovoltaic systems. These systems need an accurate climatic and irradiation data in order to precisely estimate the energy yield of PV system. However, most of the available irradiance data, are only for the horizontal plane. The precise estimation of the total irradiance incident on the surface of photovoltaic modules is one of the most important steps in the performance analysis of PV systems. In order to estimate the irradiance on a tilted surface from the irradiance data on the horizontal plane, there are many models available in the literature, they can be classified in isotropic and anisotropic models. This study aims to access the performance of an isotropic and three anisotropic models, which are used by PV system simulation softwares, and the impact of each of them on the estimated energy generation. The results are compared with measured energy data collected at Politec(R), Arac ariguama in Brazil. Results showed that positioning the module at the correct tilted angle and facing north can optimise the global irradiance incident on the module's surface. Hay Davies model presented the lowest Mean Bias Error and Root Mean Squared Error while also showing a correlation coefficient close to 1.

## Referências

Aguiar, R.; Collares-Pereira, M. TAG : A TIME-DEPENDENT , AUTOREGRESSIVE , GAUSSIAN MODEL FOR GENERATING SYNTHETIC HOURLY RADIATION. *Solar Energy*, v. 49, p. 167–174, 1992. Citado 4 vezes nas páginas 10, 21, 49 e 104.

AGUIAR, R. J.; CONDE, J. P.; COLLARES-PEREIRA, M. SIMPLE PROCEDURE FOR GENERATING SEQUENCES OF DAILY RADIATION VALUES USING A LIBRARY OF MARKOV TRANSITION MATRICES. *Solar Energy*, v. 40, n. 1, p. 269–279, 1988. Citado 5 vezes nas páginas 10, 21, 45, 46 e 103.

BARTOLI, B.; COLUZZI, B.; FRANCESCA, V. G.; SERIO, I. I. G. Autocorrelation of Daily Global Solar Radiation . List of symbols . *Nuovo Cimento*, v. 4, 1981. Citado na página 46.

Bird, Richard E.; Hulstrom, R. L. A Simplified Clear Sky Model for Direct and Diffuse Insolation on Horizontal Surfaces. [S.l.: s.n.], 1981. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 43.

BRINKWORTH, B. J. AUTOCORRELATION AND STOCHASTIC MODELLING OF INSOLATION SEQUENCES. *Solar Energy*, v. 19, p. 343–347, 1977. Citado na página 46.

BUDIG, C.; OROZALIEV, J.; VAJEN, K. Comparison of Different Sources of Meteorological Data for Central Asia and Russia. *EuroSun 2010*, p. 8, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 35 e 36.

COELHO, L. D. N. *MODELOS DE ESTIMATIVA DAS COMPONENTES DE RADIAÇÃO SOLAR A PARTIR DE DADOS METEOROLÓGICOS.* 129 p. Tese (Doutorado) — Universidade de Brasília, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 30.

DAVID, M.; LAURET, P.; BOLAND, J. Evaluating tilted plane models for solar radiation using comprehensive testing procedures, at a southern hemisphere location. *Renewable Energy*, Elsevier Ltd, v. 51, p. 124–131, 2013. ISSN 09601481. Disponível em: <a href="http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2012.08.074">http://dx.doi.org/10.1016/j.renene.2012.08.074</a>>. Citado na página 58.

De Soto, W. Photovoltaic System Equipped with Digital Command Control and Acquisition. 2004. Citado 3 vezes nas páginas 63, 64 e 66.

DODDS, W.; WHILES, M. Freshwater Ecology: Concepts and Environmental Applications of Limnology. 2nd editio. ed. [S.l.]: Elsevier Ltd, 2010. 829 p. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 29.

DUFFIE, J. a.; BECKMAN, W. a.; WOREK, W. M. Solar Engineering of Thermal Processes, 4nd ed. [S.l.: s.n.], 2003. v. 116. 67 p. ISSN 01996231. ISBN 1118418123. Citado 5 vezes nas páginas 9, 23, 27, 32 e 59.

Duffie, John A.; Beckman, W. A. Solar Engineering of Thermal Processes - Duffie & Beckman. 2nd. ed. [S.l.]: JOHN WILEY & SONS, INC., 1980. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 63.

ENERGY, G. R. *Extraterestrial Irradiation: The Solar Constant.* 2016. Disponível em: <a href="http://www.greenrhinoenergy.com">http://www.greenrhinoenergy.com</a>. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 27.

ERBS, D. G.; KLEIN, S. A.; DUFFIE, J. A. Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation. *Solar Energy*, v. 28, n. 4, p. 293–302, 1982. ISSN 0038092X. Citado 3 vezes nas páginas 19, 21 e 51.

EUROPE, S. Strong global solar market outlook. 2019. Disponível em: <a href="http://www.solarpowereurope.org/strong-global-solar-market-outlook/">http://www.solarpowereurope.org/strong-global-solar-market-outlook/</a>>. Citado na página 17.

GUARNIERI, R.; MARTINS, F.; SILVA, S.; PEREIRA, E. Avaliação de estimativas de radiação solar incidente baseadas em extrapolação e interpolação na região sudeste do Brasil. *Anais do XIV Congresso Brasileiro de Meteorologia realizado em Florianópolis*, n. 12, 2006. Citado na página 36.

GUEYMARD, C. A. AN ANISOTROPIC SOLAR IRRADIANCE MODEL FOR . *Solar Energy*, v. 38, n. 5, p. 367–386, 1987. Citado na página 58.

HOFMAN MARTIN; SECKMEYER, G. A new model for estimating the diffuse fraction of solar irradiance for photovoltaic system simulations. *Energies*, 2017. Citado na página 51.

HOLMGREN, W. F.; GROENENDYK, D. G. An Open Source Solar Power Forecasting Tool Using PVLIB-Python. *43rd Photovoltaic Specialists Conference2*, 2016. Citado 7 vezes nas páginas 9, 38, 39, 40, 41, 42 e 69.

HUKSEFLUX. DR02. n. 8, p. 1–2, 2002. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 34.

INEICHEN, P. A broadband simplified version of the Solis clear sky model. *Solar Energy*, v. 82, n. 8, p. 758–762, 2008. ISSN 0038092X. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 51.

INEICHEN, P. Global irradiation: average and typical year, and year to year annual variability. *IEA Solar Heating and Cooling Program Task 36*, n. september, p. 26, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 37 e 58.

IQBAL, M. An Introduction to Solar Radiation. Toronto, Canada: Academic Press, 1983. Citado 9 vezes nas páginas 9, 25, 28, 45, 50, 57, 70, 71 e 74.

IRENA, I. R. E. A. Renewable Power Generation Costs in 2017. [S.l.: s.n.], 2017. ISBN 978-92-9260-040-2. Citado na página 17.

JAIN, A.; KAPOOR, A. Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using Lambert W -function. v. 81, p. 269–277, 2004. Citado na página 66.

John E. Hay, J. A. D. Calculation of the solar radiation incident on an inclined surface. *Proc. of First Canadian Solar Radiation Data Workshop*, 1980. Citado 3 vezes nas páginas 19, 21 e 60.

Joint Research Centre Institute for Energy. *Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS)*. 2012. Disponível em: <a href="http://re.jrc.ec.europa.eu/pvgis/>">http://re.jrc.ec.europa.eu/pvgis/></a>. Citado na página 18.

KALOGIROU, S. A. Solar Energy Engineering Processes and Systems. Second edi. Oxford: Elsevier Inc., 2014. ISBN 9780123972705. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 57. KASTEN, F. A simple parameterization of the pyreliometric formula for determining the Linke turbidity factor. *Meteor*, p. 124–127, 1980. Citado na página 53.

KASTEN, F. Parametriesierung der Globalstrahlung durch Bedekungsgrad und Trübungsfaktor. *Annalen der Meteorologie Neue Folge*, v. 20, p. 49–50, 1984. Citado na página 42.

KING, D. L.; GONZALEZ, S.; GALBRAITH, G. M.; BOYSON, W. E. Performance Model for Grid-Connected Photovoltaic Inverters, SAND2007-5036. *Sandia technical report*, v. 38, n. September, p. 655–660, 2007. Disponível em: <a href="http://jsedres.sepmonline.org/content/38/2/655.abstract">http://jsedres.sepmonline.org/content/38/2/655.abstract</a>>. Citado na página 67.

KIPP&ZONNEN. Instruction Manual. 2004. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 33.

KIPP&ZONNEN. Instruction Manual. 2004. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 34.

KIPP&ZONNEN. The Working Principle of a Thermopile Pyranometer. 2015. 27 p. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 33.

KLUCHER, T. M. EVALUATION OF MODELS TO PREDICT . *Solar Energy*, v. 23, p. 111–114, 1979. Citado 3 vezes nas páginas 19, 21 e 59.

LIU, B.; JORDAN, R. Daily insolation on surfaces tilted towards equator. ASHRAE J.; (United States), v. 10, 10 1961. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 21.

LIU, B. Y.; JORDAN, R. C. The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation. *Solar Energy*, v. 4, n. 3, p. 1–19, 1960. ISSN 0038092X. Citado na página 29.

LORENZO, E. Energy Collected and Delivered by PV Modules. [S.l.: s.n.], 2003. 984–1042 p. ISBN 9780470721698. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.

LOUTZENHISER, P. G.; MANZ, H.; FELSMANN, C.; STRACHAN, P. A.; FRANK, T.; MAXWELL, G. M. Empirical validation of models to compute solar irradiance on inclined surfaces for building energy simulation. *Solar Energy*, v. 81, n. 2, p. 254–267, 2007. ISSN 0038092X. Citado 2 vezes nas páginas 58 e 59.

Mahachi, T.; Rix, A. J. Evaluation of irradiance decomposition and transposition models for a region in south africa investigating the sensitivity of various diffuse radiation models. In: *IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. [S.l.: s.n.], 2016. p. 3064–3069. Citado 3 vezes nas páginas 51, 70 e 71.

MARTINAZZO, C. A. *MODELOS DE ESTIMATIVA DE RADIAÇÃO SOLAR PARA ELABORAÇÃO DE MAPAS SOLARIMÉTRICOS.* 210 p. Tese (Doutorado), 2004. Citado na página 27.

MAXWELL, E. L. A Quasi-Physical Model for Converting Hourly Global Horizontal to Direct Normal Insolation. Golden, Colorado, 1987. Citado 3 vezes nas páginas 19, 21 e 52.

MEEUS, J. Astronomical Algorithms. Second edition. [S.l.]: Willmann-Bell, 1998. Citado na página 23.

METEOTEST. Handbook part II: Theory, Global Meteorological Database Version 7 Software and Data for Engineers, Planers and Education The Meteorological Reference for Solar Energy Applications, Building Design, Heating & Cooling Systems, Education Renewable Energ. n. March, p. 79, 2017. Disponível em: <http://www.meteonorm.com/images/uploads/downloads/mn72{\\_}theory>. Citado 3 vezes nas páginas 18, 37 e 46.

METEOTEST. Meteonorm Handbook part I: Software, Global Meteorological Database Version 7 Software and Data for Engineers, Planers and Education. n. March, p. 55, 2017. Disponível em: <a href="http://www.meteonorm.com">http://www.meteonorm.com</a>. Citado 4 vezes nas páginas 37, 47, 48 e 49.

MICHALAKOPOULOS, T.; PERRAKI, V. Effect of solar radiation incidence angle and module tilt angle on the PV module performance : modeling for Mediterranean sites. n. January, p. 566, 2016. Citado na página 55.

MOREIRA, H. S. Estudo de Técnicas de Rastreamento de Máxima Potência Tolerantes a Sombras para Sistemas Fotovoltaicos. 161 p. Tese (Doutorado) — University of Campinas, 2018. Citado na página 63.

MUBARAK, R.; HOFMANN, M.; RIECHELMANN, S.; SECKMEYER, G. Comparison of modelled and measured tilted solar irradiance for photovoltaic applications. *Energies*, v. 10, n. 11, 2017. ISSN 19961073. Citado na página 18.

MYERS, D. R. Solar Radiation: Practical Modeling for Renewable Energy Applications. 1<sup>a</sup> ed., ed. [S.l.]: CRC Press, 2013. 210 p. Citado 4 vezes nas páginas 27, 30, 53 e 55.

MYERS, D. R. Solar Radiation: Practical Modeling for Renewable Energy Applications. [S.l.: s.n.], 2013. v. 58. 1–167 p. ISSN 0028-0836. ISBN 9781466503274. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 29.

NASA. Surface meteorology and solar energy (SSE) release 6.0 - Methodology Version 2.4. 2009. Citado na página 18.

NASA. Aerosol Robotic Network. 2019. Disponível em: <a href="https://aeronet.gsfc.nasa.gov/>">https://aeronet.gsfc.nasa.gov/></a>. Citado na página 43.

OLIVEIRA, L. G. M. Avaliação De Fatores Que Influenciam Na Estimativa Da Geração E Operação De Sistemas Fotovoltaicos Conectados À Rede Elétrica. 242 p. Tese (Doutorado), 2017. Citado na página 56.

PADOVAN, A.; Del Col, D. Measurement and modeling of solar irradiance components on horizontal and tilted planes. *Solar Energy*, v. 84, n. 12, p. 2068–2084, 2010. ISSN 0038092X. Citado na página 56.

PAGE, J. K. The estimation of monthly mean values of daily total shortwave radiation on vertical and inclined surfaces from sunshine records for latitudes, 40N-40S. *New Sources of Energy*, 1964. Citado na página 37.

PEREZ, R. Dynamic global-to-direct irradiance conversion models. Ashrae Transactions, v. 98, n. 1, p. 354–369, 1992. Disponível em: <a href="https://archive-ouverte.unige.ch/unige:38583">https://archive-ouverte.unige.ch/unige:38583</a>>. Citado 4 vezes nas páginas 19, 21, 53 e 54.

PEREZ, R.; INEICHEN, P.; SEALS, R.; MICHALSKY, J.; STEWART, R. Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance. *Solar Energy*, v. 44, n. 5, p. 271–289, 1990. ISSN 0038092X. Citado 3 vezes nas páginas 19, 21 e 62.

PEREZ, R.; SEALS, R.; INEICHEN, P.; STEWART, R.; MENICUCCI, D. A new simplified version of the perez diffuse irradiance model for tilted surfaces. *Solar Energy*, v. 39, n. 3, p. 221–231, 1987. ISSN 0038092X. Citado na página 61.

PEREZ, R.; SEALS, R.; ZELENKA, A. Comparing satellite remote sensing and ground network measurements for the production of site/time specific irradiance data. *Solar Energy*, v. 60, n. 2, p. 89–96, 1997. ISSN 0038092X. Citado na página 36.

PEREZ, R.; SEALS, R.; ZELENKA, A.; INEICHEN, P. Climatic Evaluation of Models that Prdict Hourly Direct Irradiance From Hourly Global Irradiance. *Solar Energy*, v. 44, n. 2, p. 99–108, 1990. Citado na página 53.

PEREZ, R.; STEWART, R.; ARBOGAST, C.; SEALS, R.; SCOTT, J. An anisotropic hourly diffuse radiation model for sloping surfaces: Description, performance validation, site dependency evaluation. *Solar Energy*, v. 36, n. 6, p. 481–497, 1986. ISSN 0038092X. Citado na página 61.

PEREZ, R.; STEWART, R.; SEALS, R.; GUERTIN, T. The Development and Verification of the Perez Diffuse Radiation Model. n. October, 1988. Disponível em: <a href="http://prod.sandia.gov/techlib/access-control.cgi/1988/887030">http://prod.sandia.gov/techlib/access-control.cgi/1988/887030</a>>. Citado na página 61.

PEREZ, R. et al. Solar Resource Assessment: A Review. In: GORDON, J. (Ed.). Solar Energy - The State Of The Art: ISES Position Papers. [S.l.]: James and James Publisher, 2001. p. 497–575. Citado na página 35.

PINHO, J. T.; GALDINO, M. A. *Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos*. Rio de Janeiro: [s.n.], 2014. 530 p. ISBN 9783540773405. Citado na página 32.

PVSyst SA. *PVSyst6*. 2017. 105 p. Disponível em: <http://www.pvsyst.com>. Citado na página 83.

QU, Y.; LIANG, S.; LIU, Q.; HE, T.; LIU, S.; LI, X. Mapping Surface Broadband Albedo from Satellite Observations: A Review of Literatures on Algorithms and Products. p. 990–1020, 2015. Citado na página 58.

REDA, I.; ANDREAS, A. Solar Position Algorithm for Solar Radiation Applications. National Renewable Energy Laboratory, 2008. Citado 4 vezes nas páginas 9, 23, 24 e 25.

REINDL, D.; BECKMAN, W.; DUE, J. Diuse fraction correlations. *Solar Energy*, v. 45, n. 1, p. 1–7, 1990. ISSN 0038092X. Citado 4 vezes nas páginas 19, 21, 58 e 60.

REINDL, D. T.; BECKMAN, W. A.; DUFFIE, J. A. Evaluation of hourly tilted surface radiation models. *Solar Energy*, v. 45, n. 1, p. 9–17, 1990. ISSN 0038092X. Citado 2 vezes nas páginas 57 e 60.

REMUND, J.; WALD, L.; LEFEVRE, M.; RANCHIN, T.; PAGE, J.; REMUND, J.; WALD, L.; LEFEVRE, M.; RANCHIN, T.; PAGE, J.; LINKE, W. Worldwide Linke turbidity information. *Proceedings of ISES Solar World Congress*, 2003. ISSN 0021-9258. Citado na página 38.

RUSSI, M. PROJETO E ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DE UM SISTEMA SOLAR MISTO DE AQUECIMENTO DE ÁGUA E DE CONDICIONAMENTO TÉRMICO DE EDIFICAÇÕES PARA SANTA MARIA - RS. 173 p. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 30.

SOLARGIS. SOLARGIS. 2019. Disponível em: <a href="https://solargis.com/">https://solargis.com/</a>>. Citado na página 36.

SONNEMAKER, J. B. *Meteorologia*. [S.l.: s.n.], 2000. 202 p. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 28.

STACKHOUSE, P. W.; ZHANG, T.; WESTBERG, D.; BARNETT, A. J.; BRISTOW, T.; MACPHERSON, B.; HOELL, J. M.; HAMILTON, B. A. POWER Release 8 (with GIS Applications) Methodology (Data Parameters, Sources, & Validation) Documentation Date (All previous versions are obsolete) (Data Version 8.0.1). NASA Langley Research Center, v. 8, 2018. Citado na página 35.

STOFFEL, T.; ANDREAS, A. Nrel solar radiation research laboratory (srrl): Baseline measurement system (bms); golden, colorado (data). *NREL Report*, No. DA-5500-56488, 1981. Citado na página 70.

TEMPS, R. C.; COULSON, K. L. Solar Radiation Incident Upon Slopes of Different Orientations. *Solar Energy*, v. 19(2), p. 179–184, 1977. Citado na página 59.

THEVENARD, D.; PELLAND, S. Estimating the uncertainty in long-term photovoltaic yield predictions. *Solar Energy*, Elsevier Ltd, v. 91, p. 432–445, 2013. ISSN 0038092X. Disponível em: <a href="http://dx.doi.org/10.1016/j.solener.2011.05.006">http://dx.doi.org/10.1016/j.solener.2011.05.006</a>>. Citado na página 35.

TIBA, C.; De Aguiar, R.; FRAIDENRAICH, N. Analysis of a new relationship between monthly global irradiation and sunshine hours from a database of Brazil. *Renewable Energy*, v. 30, n. 6, p. 957–966, 2005. ISSN 09601481. Citado na página 37.

TORRES J.L.; DE BLAS, M. G. A. d. F. A. Comparative study of various models in estimating hourly diffuse solar irradiance. *Renewable Energy*, v. 35, 2009. Citado na página 51.

VILLALVA, M. G. Conversor Eletrônico de Potência Trifásico para Sistema Fotovoltaico Conectado à Rede Elétrica. 292 p. Tese (Doutorado), 2010. Disponível em: <http://repositorio.unicamp.br/jspui/handle/REPOSIP/260742>. Citado na página 64.

VILLALVA, M. G. Energia Solar Fotovoltaica Conceitos e Aplicações. 2ª ed.. ed. [S.l.]: Saraiva, 2017. Citado 3 vezes nas páginas 12, 55 e 56.

Zilles, Roberto; Macêdo, Wilson Negrão; Galhardo, Marcos André Barros; Oliveira, S. H. F. *Sistemas Fotovoltaicos Conectados à Rede Elétrica*. São Paulo: [s.n.], 2012. 208 p. Citado na página 67.

ŞEN, Z. Solar Energy Fundamentals and Modeling Techniques: Atmosphere, Environment, Climate Change and Revewable Energy. Londres: Springer, 2008. Citado na página 29.

# APÊNDICE A – Fluxogramas dos modelos de estimativa de irradiância no plano horizontal em condições de céu limpo



Figura A.1 – Fluxograma do modelo de Ineichen e Perez para estimativa de irradiância global, direta e difusa no plano horizontal



Figura A.2 – Fluxograma do modelo de Bird para estimativa de irradiância global, direta e difusa no plano horizontal

# APÊNDICE B – Fluxogramas dos modelos de decomposição de irradiância global horizontal



Figura B.1 – Fluxograma do modelo de Erbs para a estimativa de componente difusa horizontal a partir da irradiância global horizontal



Figura B.2 – Fluxograma do modelo Disc para a estimativa de componente direta normal a partir da irradiância global horizontal



Figura B.3 – Fluxograma do modelo DIRINT para a estimativa de componente direta normal a partir da irradiância global horizontal

# APÊNDICE C – Fluxograma do modelo de síntese horária



Figura C.1 – Fluxograma do modelo de Aguiar e Collares-Pereira (1988) de síntese diária



Figura C.2 – Fluxograma do modelo de Aguiar e Collares-Pereira (1992) de síntese horária

# APÊNDICE D – Fluxograma dos modelo de transposição



Figura D.1 – Fluxograma do modelo de transposição isotrópico de Liu e Jordan.



Figura D.2 – Fluxograma do modelo de transposição de Klucher.



Figura D.3 – Fluxograma do modelo de transposição de Hay e Davies.



Figura D.4 – Fluxograma do modelo de transposição de Reindl.


Figura D.5 – Fluxograma do modelo de transposição de Perez.

## ANEXO A – Matriz coeficientes do modelo DIRINT

	(0, 385230)	0,385230	0,385230	0,462880	0,317440	
	0,338390	0,338390	0,221270	0,316730	0,503650	
	0,235680	0,235680	0,241280	0,157830	0,269440	
A(1;1;;) =	0,830130	0,830130	0,171970	0,841070	0,457370	
	0,548010	0,548010	0,478000	0,966880	1,036370	
	0,548010	0,548010	1,000000	3,012370	1,976540	
	0,582690	0,582690	0,229720	0,892710	0,569950	
	(0, 131280)	0,131280	0,385460	0,511070	0, 127940	
	0,223710	0,223710	0,193560	0,304560	0,193940	
	0,229970	0,229970	0,275020	0,312730	0,244610	
A(1;2;;) =	0,090100	0,184580	0,260500	0,687480	0,579440	
	0,131530	0,131530	0,370190	1,380350	1,052270	
	1,116250	1,116250	0,928030	3,525490	2,316920	
	0,090100	0,237000	0,300040	0,812470	0,664970	
	(0, 587510)	0,130000	0,400000	0,537210	0,832490	
	0,306210	0,129830	0,204460	0,500000	0,681640	
	0,224020	0,260620	0,334080	0,501040	0,350470	
A(1;3;;) =	0,421540	0,753970	0,750660	3,706840	0,983790	
	0,706680	0,373530	1,245670	0,864860	1,992630	
	4,864400	0,117390	0,265180	0,359180	3,310820	
	0,392080	0,493290	0,651560	1,932780	0,898730	
A(1;4;;) =	(0, 126970)	0,126970	0, 1269'	70 0,126	970  0,1269	70
	0,810820	0,810820	0,81085	20 0,810	820 0,8108	20
	3,241680	2,50000	) 2,2914	40  2,291	440 2,2914	40
	4,000000	3,00000	2,0000	0,975	430  1,9655	70
	12,494170	12,49417	0 8,0000	5,083	520 8,7923	90
	21,744240	21,74424	0 21,7442	240 21,744	240 21,7442	240
	(3, 241680)	12,49417	0 1,6207	50  1,3752	250 2,3316	20

	(0,126970	0,126970	0,126970	0,126970	0,126970
	0,810820	0,810820	0,810820	0,810820	0,810820
	3,241680	2,500000	2,291440	2,291440	2,291440
A(1; 5; ;) =	4,000000	3,000000	2,000000	0,975430	1,965570
	12,494170	12,494170	8,000000	5,083520	8,792390
	21,744240	21,744240	21,744240	21,744240	21,744240
	3,241680	12,494170	1,620760	1,375250	2,331620
	(0,126970	0,126970	0,126970	0,126970	0,126970
	0,810820	0,810820	0,810820	0,810820	0,810820
	3,241680	2,500000	2,291440	2,291440	2,291440
A(1;6;;) =	4,000000	3,000000	2,000000	0,975430	1,965570
	12,494170	12,494170	8,000000	5,083520	8,792390
	21,744240	21,744240	21,744240	21,744240	21,744240
	3,241680	12,494170	1,620760	1,375250	2,331620
	(0, 337440)	0 337440 0	969110 1	097190 1 1	16080
	0.337440	0.337440 0	.969110 1.	116030 0.6	23900
	0.337440	0.337440 1	530590 1.	024420 0.9	08480
A(2;1;;) =	0,584040	0.584040 0	.847250 0.	914940 1.2	89300
	0.337440	0.337440 0	310240 1.	435020 1.8	52830
	0,337440	0,337440 1	,015010 1,	097190 2.1	17230
	0,337440	0,337440 0	,969110 1,	145730 1,4	76400
	\ \	0.300000 0	700000 1	100000 0 7	7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7
	0,300000 0.210870	0,300000 0	526530 0	800610 0.6	70340 70300
	0,215070	0,215670 0	, 520550 0, 119320 0	576120 0.6	455460
$A(2\cdot 2\cdot \cdot) =$	0,746730	0,300830 0	,113320 0, 470970 0	986530 0 7	85370
11(2,2,,)	0,710700	0.936700 1	649200 1	495840 1 3	35590
	1,319670	4 002570 1	$ \begin{array}{c}           276390 \\           276390 \\           2       \end{array}       $	644550 2 5	18670
	0,665190	0,678910 1	,012360 1,	199940 0,9	86580
	(0.279970)	0 074060 0	500000 0	401990 0 6	65200
	0,370070	0,974000 0	,500000 0,	491000 0,0	82500
	0, 100210 0 312000	$0, 200 \pm 70 = 0$ 0 3/159/10 1	14/180 0,	85/700 0.5	12280
$A(2:3:\cdot) =$	0,012000	0.365120 0	560520 0	793720 0.8	02600
	0 781610	0.837390 1	270420 1	537980 1 2	92950
	1.152290	1.152290 1	, 492080 1	245370 2 1	77100
	0,424660	0,529550 0	, 966910 1.	033460 0.9	58730
	\ <i>'</i>	, 0	,,		/

	(0, 310590)	0,714410	0,252450	0,500000	0,607600
	0,975190	0,363420	0,500000	0,400000	0,502800
	0,175580	0,196250	0,476360	1,072470	0,490510
A(2;4;;) =	0,719280	0,698620	0,657770	1,190840	0,681110
	0,426240	1,464840	0,678550	1,157730	0,978430
	2,501120	1,789130	1,387090	2,394180	2,394180
	0,491640	0,677610	0,685610	1,082400	0,735410
	(0,597000	0,500000	0,300000	0,310050	0,413510
	0,314790	0,336310	0,400000	0,400000	0,442460
	0,166510	0,460440	0,552570	1,000000	0,461610
A(2; 5; ;) =	0,401020	0,559110	0,403630	1,016710	0,671490
	0,400360	0,750830	0,842640	1,802600	1,023830
	3,315300	1,510380	2,443650	1,638820	2,133990
	(0, 530790)	0,745850	0,693050	1,458040	0,804500
	(0,597000	0,500000	0,300000	0,310050	0,800920
	0,314790	0,336310	0,400000	0,400000	0,237040
	0,166510	0,460440	0,552570	1,000000	0,581990
A(2;6;;) =	0,401020	0,559110	0,403630	1,016710	0,898570
	0,400360	0,750830	0,842640	1,802600	3,400390
	3,315300	1,510380	2,443650	1,638820	2,508780
	(0, 204340)	1,157740	2,003080	2,622080	1,409380
	(1, 242210)	1,242210	1,242210	1,242210	1,242210
	0,056980	0,056980	0,656990	0,656990	0,925160
	0,089090	0,089090	1,040430	1,232480	1,205300
A(3;1;;) =	1,053850	1,053850	1,399690	1,084640	1,233340
	1,151540	1,151540	1,118290	1,531640	1,411840
	1,494980	1,494980	1,700000	1,800810	1,671600
	(1,018450)	1,018450	1,153600	1,321890	1,294670
	(0,700000	0,700000	1,023460	0,700000	0,945830
	0,886300	0,886300	1,333620	0,800000	1,066620
	0,902180	0,902180	0,954330	1,126690	1,097310
A(3; 2; ;) =	1,095300	1,075060	1,176490	1,139470	1,096110
	1,201660	1,201660	1,438200	1,256280	1,198060
	1,525850	1,525850	1,869160	1,985410	1,911590
	(1, 288220)	1,082810	1,286370	1,166170	1,119330

	(0,600000	1,029910	0,859890	0,550000	0,813600
	0,604450	1,029910	0,859890	0,656700	0,928840
	0,455850	0,750580	0,804930	0,823000	0,911000
A(3;3;;) =	0,526580	0,932310	0,908620	0,983520	0,988090
	1,036110	1,100690	0,848380	1,035270	1,042380
	1,048440	1,652720	0,900000	2,350410	1,082950
	0,817410	0,976160	0,861300	0,974780	1,004580
	(0,782110	0,564280	0,600000	0,600000	0,665740
	0,894480	0,680730	0,541990	0,800000	0,669140
	0,487460	0,818950	0,841830	0,872540	0,709040
A(3;4;;) =	0,709310	0,872780	0,908480	0,953290	0,844350
	0,863920	0,947770	0,876220	1,078750	0,936910
	1,280350	0,866720	0,769790	1,078750	0,975130
	(0,725420)	0,869970	0,868810	0,951190	0,829220
	(0,791750	0,654040	0,483170	0,409000	0,597180
	0,566140	0,948990	0,971820	0,653570	0,718550
	0,648710	0,637730	0,870510	0,860600	0,694300
A(3;5;;) =	0,637630	0,767610	0,925670	0,990310	0,847670
	0,736380	0,946060	1,117590	1,029340	0,947020
	1,180970	0,850000	1,050000	0,950000	0,888580]
	0,700560	0,801440	0,961970	0,906140	0,823880
	(0,500000	0,500000	0,586770	0,470550	0,629790
	0,500000	0,500000	1,056220	1,260140	0,658140
	0,500000	0,500000	0,631830	0,842620	0,582780
A(3;6;;) =	0,554710	0,734730	0,985820	0,915640	0,898260
	0,712510	1,205990	0,909510	1,078260	0,885610
	1,899260	1,559710	1,000000	1,150000	1,120390
	(0, 653880)	0,793120	0,903320	0,944070	0,796130
	(1,000000	1,000000	1,050000	1,170380	1,178090
	0,960580	0,960580	1,059530	1,179030	1,131690
	0,871470	0,871470	0,995860	1,141910	1,114600
A(4; 1; ;) =	1,201590	1,201590	0,993610	1,109380	1,126320
	1,065010	1,065010	0,828660	0,939970	1,017930
	1,065010	1,065010	0,623690	1,119620	1,132260
	(1,071570)	1,071570	0,958070	1,114130	1,127110

	(0,950000	0,973390	0,852520	1,092200	1,096590
	0,804120	0,913870	0,980990	1,094580	1,042420
	0,737540	0,935970	0,999940	1,056490	1,050060
A(4; 2; ;) =	1,032980	1,034540	0,968460	1,032080	1,015780
	0,900000	0,977210	0,945960	1,008840	0,969960
	0,600000	0,750000	0,750000	0,844710	0,899100
	0,926800	0,965030	0,968520	1,044910	1,032310
	(0, 850000)	1,029710	0,961100	1,055670	1,009700
	0,818530	0,960010	0,996450	1,081970	1,036470
	0,765380	0,953500	0,948260	1,052110	1,000140
A(4; 3; ;) =	0,775610	0,909610	0,927800	0,987800	0,952100
	1,000990	0,881880	0,875950	0,949100	0,893690
	0,902370	0,875960	0,807990	0,942410	0,917920
	0,856580	0,928270	0,946820	1,032260	0,972990
	(0,750000	0,857930	0,983800	1,056540	0,980240
	0,750000	0,987010	1,013730	1,133780	1,038250
	0,800000	0,947380	1,012380	1,091270	0,999840
A(4;4;;) =	0,800000	0,914550	0,908570	0,999190	0,915230
	0,778540	0,800590	0,799070	0,902180	0,851560
	0,680190	0,317410	0,507680	0,388910	0,646710
	0,794920	0,912780	0,960830	1,057110	0,947950
	(0,750000	0,833890	0,867530	1,059890	0,932840
	0,979700	0,971470	0,995510	1,068490	1,030150
	0,858850	0,987920	1,043220	1,108700	1,044900
A(4; 5; ;) =	0,802400	0,955110	0,911660	1,045070	0,944470
	0,884890	0,766210	0,885390	0,859070	0,818190
	0,615680	0,700000	0,850000	0,624620	0,669300
	(0, 835570)	0,946150	0,977090	1,049350	0,979970)
	(0, 689220)	0,809600	0,900000	0,789500	0,853990
	0,854660	0,852840	0,938200	0,923110	0,955010
	0,938600	0,932980	1,010390	1,043950	1,041640
A(4;6;;) =	0,843620	0,981300	0,951590	0,946100	0,966330
	0,694740	0,814690	0,572650	0,400000	0,726830
	0,211370	0,671780	0,416340	0,297290	0,498050
	(0, 843540)	0,882330	0,911760	0,898420	0,960210

	(1,054880)	1,075210	1,068460	1,153370	1,069220
	1,000000	1,062220	1,013470	1,088170	1,046200
	0,885090	0,993530	0,942590	1,054990	1,012740
A(5;1;;) =	0,920000	0,950000	0,978720	1,020280	0,984440
	0,850000	0,908500	0,839940	0,985570	0,962180
	0,800000	0,800000	0,810080	0,950000	0,961550
	(1,038590)	1,063200	1,034440	1,112780	1,037800
	(1,017610	1,028360	1,058960	1,133180	1,045620
	0,920000	0,998970	1,033590	1,089030	1,022060
	0,912370	0,949930	0,979770	1,020420	0,981770
A(5; 2; ;) =	0,847160	0,935300	0,930540	0,955050	0,946560
	0,880260	0,867110	0,874130	0,972650	0,883420
	0,627150	0,627150	0,700000	0,774070	0,845130
	0,973700	1,006240	1,026190	1,071960	1,017240
	(1,028710	1,017570	1,025900	1,081790	1,024240
	0,924980	0,985500	1,014100	1,092210	0,999610
	0,828570	0,934920	0,994950	1,024590	0,949710
A(5;3;;) =	0,900810	0,901330	0,928830	0,979570	0,913100
	0,761030	0,845150	0,805360	0,936790	0,853460
	0,626400	0,546750	0,730500	0,850000	0,689050
	0,957630	0,985480	0,991790	1,050220	0,987900
	(0,992730	0,993880	1,017150	1,059120	1,017450
	0,975610	0,987160	1,026820	1,075440	1,007250
	0,871090	0,933190	0,974690	0,979840	0,952730
A(5;4;;) =	0,828750	0,868090	0,834920	0,905510	0,871530
	0,781540	0,782470	0,767910	0,764140	0,795890
	0,743460	0,693390	0,514870	0,630150	0,715660
	0,934760	0,957870	0,959640	0,972510	0,981640
	(0,965840)	0,941240	0,987100	1,022540	1,011160
	0,988630	0,994770	0,976590	0,950000	1,034840
	0,958200	1,018080	0,974480	0,920000	0,989870
A(5;5;;) =	0,811720	0,869090	0,812020	0,850000	0,821050
	0,682030	0,679480	0,632450	0,746580	0,738550
	0,668290	0,445860	0,500000	0,678920	0,696510
	0,926940	0,953350	0,959050	0,876210	0,991490

	(0, 948940)	0,997760	0,850000	0,826520	0,998470
	1,017860	0,970000	0,850000	0,700000	0,988560
	1,000000	0,950000	0,850000	0,606240	0,947260
A(5;6;;) =	1,000000	0,746140	0,751740	0,598390	0,725230
	0,922210	0,500000	0,376800	0,517110	0,548630
	0,500000	0,450000	0,429970	0,404490	0,539940
	(0,960430)	0,881630	0,775640	0,596350	0,937680
	(1, 030000)	1,040000	1,000000	1,000000	1,049510
	1,050000	0,990000	0,990000	0,950000	0,996530
	1,050000	0,990000	0,990000	0,820000	0,971940
A(6; 1; ;) =	1,050000	0,790000	0,880000	0,820000	0,951840
	1,000000	0,530000	0,440000	0,710000	0,928730
	0,540000	0,470000	0,500000	0,550000	0,773950
	(1,038270)	0,920180	0,910930	0,821140	1,034560
	(1,041020)	0,997520	0,961600	1,000000	1,035780
	0,948030	0,980000	0,900000	0,950360	0,977460
	0,950000	0,977250	0,869270	0,800000	0,951680
A(6; 2; ;) =	0,951870	0,850000	0,748770	0,700000	0,883850
	0,900000	0,823190	0,727450	0,600000	0,839870
	0,850000	0,805020	0,692310	0,500000	0,788410
	(1,010090)	0,895270	0,773030	0,816280	1,011680
	(1,022450)	1,004600	0,983650	1,000000	1,032940
	0,943960	0,999240	0,983920	0,905990	0,978150
	0,936240	0,946480	0,850000	0,850000	0,930320
A(6; 3; ;) =	0,816420	0,885000	0,644950	0,817650	0,865310
	0,742960	0,765690	0,561520	0,700000	0,827140
	0,643870	0,596710	0,474460	0,600000	0,651200
	(0,971740)	0,940560	0,714880	0,864380	1,001650
	(0,995260)	0,977010	1,000000	1,000000	1,035250
	0,939810	0,975250	0,939980	0,950000	0,982550
	0,876870	0,879440	0,850000	0,900000	0,917810
A(6;4;;) =	0,873480	0,873450	0,751470	0,850000	0,863040
	0,761470	0,702360	0,638770	0,750000	0,783120
	0,734080	0,650000	0,600000	0,650000	0,715660
	(0, 942160)	0,919100	0,770340	0,731170	0,995180

	(0,952560)	0,916780	0,920000	0,900000	1,005880
	0,928620	0,994420	0,900000	0,900000	0,983720
	0,913070	0,850000	0,850000	0,800000	0,924280
A(6; 5; ;) =	0,868090	0,807170	0,823550	0,600000	0,844520
	0,769570	0,719870	0,650000	0,550000	0,733500
	0,580250	0,650000	0,600000	0,500000	0,628850
	0,904770	0,852650	0,708370	0,493730	0,949030
	0 011070	0 800000	0 800000	0 800000	0.056320)
	0,011010	0,000000	0,00000	0,00000	0, 550520
	0,912620	0,682610	0,750000	0,700000	0,950110
	0,653450	0,659330	0,700000	0,600000	0,856110
A(6;6;;) =	0,648440	0,600000	0,641120	0,500000	0,695780
	0,570000	0,550000	0,598800	0,400000	0,560150
	0,475230	0,500000	0,518640	0,339970	0,520230
	(0,743440)	0,592190	0,603060	0,316930	0,794390)