

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS**

Francisco Rodrigues Lemes

**PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM
ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS INTEGRADA**

São Carlos

2019

Francisco Rodrigues Lemes

**PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM
ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS INTEGRADA**

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciências - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. Elmer Pablo Tito Cari

Trata-se da versão corrigida da dissertação. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

São Carlos

2019

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

R818p Rodrigues Lemes, Francisco
PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM ESTIMAÇÃO
DE PARÂMETROS INTEGRADA / Francisco Rodrigues Lemes;
orientador Elmer Pablo Tito Cari. São Carlos, 2019.

Dissertação (Mestrado) - Programa de
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Área de
Concentração em Sistemas Elétricos de Potência --
Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de
São Paulo, 2019.

1. Previsão. 2. Geração de Energia. 3. Sistemas
Fotovoltaicos. 4. Estimação de Parâmetros. 5. MVMO. I.
Título.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo dom da vida e aos meus pais pelo apoio, e aos demais familiares que me ajudaram nessa trajetória. Aos funcionários do departamento de engenharia elétrica pela amizade. A meus amigos do LACOSEP que estiveram comigo e me proporcionaram bons momentos de amizade e companheirismo. Em especial Álvaro, Gabriel, Júlio, Jéssica e Taylon. Aos professores do departamento pelos ensinamentos e conhecimentos transferidos, e de mesma forma quero agradecer ao Prof Dr Elmer pela dedicação e orientação.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001. E também do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brazil (CNPq).

*“O estudo, a busca da verdade e da beleza são domínios
em que nos é consentido sermos crianças por toda a vida.”*

Albert Einstein

RESUMO

LEMES, F. R. **PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS INTEGRADA.** 2019. 86p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2019.

Com a crescente preocupação com questões ambientais é grande a procura por fontes renováveis, os geradores fotovoltaicos apresentam uma alternativa viável para a geração distribuída sustentável principalmente devido à grande baixa nos preços para sua instalação. Além disso, devido aos incentivos do governo através de órgãos de fomento e por bancos privados, o sistema elétrico começou a ter uma crescente inserção de geradores fotovoltaicos. Entretanto, a rede elétrica não está preparada para receber esse tipo de geração por se tratar de uma geração intermitente; outro fator que se pode destacar é relacionado ao fluxo bidirecional que esses geradores podem causar no sistema. Com esse cenário o setor começa a contar com distúrbios que antes não teria que lidar, necessitando de novas tecnologias para mitigar esses distúrbios e fazendo questão do levantamento de novos paradigmas para vários ramos de pesquisa. Esta proposta de dissertação propôs uma ferramenta que auxiliaria os operadores a lidar com a intermitência da geração através da previsão da potência fotovoltaica com um estimador de parâmetros integrado. Uma vez que o operador saiba a previsão da geração em um horizonte futuro (uma hora, seis horas ou até 1 dia), poderá atuar antes que surja um distúrbio na rede. Bem como, este operador dispendo de um modelo do sistema fotovoltaico o mesmo pode conhecer seu comportamento bem como programar manutenções e fazer testes frente a distúrbios que este sistema possa vim enfrentar. A proposta desenvolvida foi um modelo de previsão da potência fotovoltaica com um estimador integrado, que é o resultado da combinação de um estimador de parâmetros com método de previsão das variáveis meteorológicas através de uma rede neural com atraso no tempo. O modelo desenvolvido mostrou um bom comportamento obtendo um erro absoluto relativo menor que 13% na previsão da potência fotovoltaica. Uma problemática deste método é que necessita-se ter medidas reais da planta para serem feitas as validações dos parâmetros do modelo do sistema fotovoltaico. Entretanto um método que utiliza apenas informações da folha de dados do módulo fotovoltaico foi apresentado e obtendo comportamento semelhante ao desenvolvido com medidas reais. A pesquisa foi validada com medidas reais obtidas de uma planta real instalada no laboratório da USP obtida pelo projeto FAPESP N° 2017/09208-4.

Palavras-chave: previsão. geração de energia. sistemas fotovoltaicos. modelos matemáticos. estimação de parâmetros.MVMO.

ABSTRACT

LEMES, F. R. **PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS INTEGRADA.** 2019. 86p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2019.

With the growing concern about environmental issues, the demand for renewable sources is great, photovoltaic generators present a viable alternative for sustainable distributed generation, mainly due to the great drop in prices for its installation. In addition, due to government incentives through development agencies and private banks, the electricity system began to have a growing insertion of photovoltaic generators. However, the power grid is not prepared to receive this type of generation because it is an intermittent generation; another factor that can be highlighted is related to the bidirectional flow that these generators can cause in the system. With this scenario, the sector begins to have disorders that it would not have to deal with before, requiring new technologies to mitigate these disturbances and making a point of raising new paradigms for various branches of research. This dissertation proposal proposed a tool that would help the operators to deal with the generation intermittence through the prediction of photovoltaic power with an integrated parameter estimator. Once the operator knows the forecast of the generation in a future horizon (one hour, six hours or even one day), it can act before a disturbance in the network arises. As well, this operator with a model of the PV system can know its behavior as well as schedule maintenance and test the disturbances that this system can come to face. The proposal developed was a model of prediction of photovoltaic power with an integrated estimator, which is the result of the combination of a parameter estimator with method of forecasting the meteorological variables through a neural network with delay in time. The developed model showed a good behavior obtaining a relative absolute error of less than 13% in the prediction of the photovoltaic power. One problem with this method is that it is necessary to have real measurements of the plant to make the validations of the model parameters of the photovoltaic system. However, a method that uses only information from the datasheet of the photovoltaic module was presented and obtaining behavior similar to that developed with real measurements. The research was validated with actual measurements obtained from a real plant installed in the USP laboratory obtained by the FAPESP project N° 2017/09208-4.

Keywords: prediction. power generation. photovoltaic systems. mathematical models. parameter estimation.MVMO.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Organização de um SEP	17
Figura 2 – Evolução da incrementação anual de potência fotovoltaica	18
Figura 3 – Potência instalada mundialmente 2016	19
Figura 4 – Matriz energetica no Brasil em 2018	20
Figura 5 – Crescimento da potência instalada no Brasil	20
Figura 6 – Intermitencia da produção fotovoltaica	21
Figura 7 – Flutuações de potência	22
Figura 8 – Sistema de distribuição com conexão fotovoltaica	23
Figura 9 – Processo de estimação de Parâmetros de Modelos Não Lineares.	26
Figura 10 – Zona de Convergência	29
Figura 11 – Região de Busca	31
Figura 12 – Aplicação de acordo com o horizonte de previsão	33
Figura 13 – Técnicas Previsão da Potência Fotovoltaica	34
Figura 14 – Diagrama do sistema montado	39
Figura 15 – Folha de dados inversor Fronius	40
Figura 16 – Folha de dados do Módulo Fotovoltaico	41
Figura 17 – Folha de dados Piranômetro	42
Figura 18 – Modelo Proposto Com Estimação com dados Reais	49
Figura 19 – Modelo Proposto Com Estimação com dados Reais	50
Figura 20 – Modelo Proposto Com estimação STC	51
Figura 21 – Resultado da Curva V_{xI} Obtido Para o Módulo GBR265Wp em STC	54
Figura 22 – Desempenho do MVMO como Estimador de Parâmetros	55
Figura 23 – Comparação Entre os Métodos de Estimação de Parâmetros	56
Figura 24 – Desempenho da Previsão da Irradiância das Melhores Topologias Para o mês de Março 2019	60
Figura 25 – Desempenho da Previsão da Irradiância das Melhores Topologias Para o mês de Abril 2019	60
Figura 26 – Desempenho da Previsão da Irradiância das Melhores Topologias Para o mês de Maio 2019	60
Figura 27 – Desempenho da Previsão da Temperatura das Melhores Topologias Para o mês de Março 2019	62
Figura 28 – Desempenho da Previsão da Temperatura das Melhores Topologias Para o mês de Abril 2019	63
Figura 29 – Desempenho da Previsão da Temperatura das Melhores Topologias Para o mês de Maio 2019	63

Figura 30 – Desempenho da Previsão da Potência Fotovoltaica Para Dados do Mês de Maio Com Parâmetros Estimados Em Condições Reais	65
Figura 31 – Desempenho da Previsão da Potência Fotovoltaica Para Dados do Mês de Maio Com Parâmetros Estimados Em Condições STC	65
Figura 32 – Modelo simplificado de uma célula fotovoltaica	77
Figura 33 – Modelo de um diodo melhorado	79
Figura 34 – Modelo de dois diodo	81
Figura 35 – Modelo de três diodo	82
Figura 36 – Modelo de Com recuperação	83
Figura 37 – Associação de Células e Módulos Fotovoltaicos	84

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Modelos Fotovoltaicos	27
Tabela 2 – Valores das Características STC do Módulo GBR265W	53
Tabela 3 – Valores Estimados	53
Tabela 4 – Valores Máximo e Mínimos dos Parâmetros Para Módulo Fotovoltaico	54
Tabela 5 – Parâmetros Estimados Para às Medidas do Dia 1 e 2	55
Tabela 6 – Resultados Obtidos nos métodos STC e MVMO	56
Tabela 7 – Organização das Medidas de Irradiância e Temperatura Para Serem Usadas Pela RNA	57
Tabela 8 – Topologias Considerando Número de Atrasos e Neurônios por camada Escondida.	58
Tabela 9 – Melhores Topologias da RNA Após o Treinamento Para Irradiância . .	59
Tabela 10 – Resultado da Validação Para Irradiância	61
Tabela 11 – Melhores Topologias da RNA Após o Treinamento Para Temperatura da Célula	62
Tabela 12 – Resultado da validação Para Temperatura	64
Tabela 13 – Desempenho da Previsão Fotovoltaica	66
Tabela 14 – Valores típicos de energia da banda proibida	79

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Cenário fotovoltaico no mundo e no Brasil	18
1.2	Motivação e Justificativa	21
1.3	Objetivos	24
1.3.1	Objetivos gerais	24
1.3.2	Objetivos específicos	24
1.4	Estrutura e organização	24
2	ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS	25
2.1	Processo de Estimação de Parâmetros de Modelos Não Lineares	25
2.2	Modelos Matemáticos do Sistema Fotovoltaico	27
2.3	Modelos de Estimação de Parâmetros de Módulos Fotovoltaicos	28
2.3.1	Estimação de parâmetros baseado em uma abordagem analítica	28
2.3.2	Estimação de parâmetros baseado em problema de otimização	29
2.3.3	Estimação de parâmetros com abordagem híbrida	31
3	PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA	33
3.1	Modelos de previsão da Potência fotovoltaica	34
3.1.1	Técnicas Não-Paramétricas	35
3.1.2	Técnicas Paramétricas	36
3.1.3	Técnicas Híbridas	36
4	SISTEMA FOTOVOLTAICO MONITORADO	39
4.1	Minigeração Fotovoltaica Instalada	39
4.1.1	Inversor Fronius	40
4.1.2	Módulos Fotovoltaicos	41
4.2	Estação Meteorológica Instalada	42
4.2.1	Piranômetro	42
4.2.2	Sensor de temperatura de contato	42
4.3	Sistema de Monitoramento e Armazenamento de Dados	43
4.3.1	Sistema de Monitoramento do inversor	43
4.3.2	Sistema de Monitoramento da Estação Meteorológica	43
5	SISTEMA DE PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM ESTIMADOR DE PARÂMETROS	45
5.1	Modelo do Sistema fotovoltaico	45

5.2	Estimação de Parâmetros de Sistemas Fotovoltaicos	46
5.2.1	Estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos usando condições STC (<i>Datasheets</i>)	46
5.2.2	Estimação de parâmetros usando medidas reais	47
5.3	Previsão das Variáveis Meteorológicas	48
5.4	Modelo Previsão Integrado Com o Estimador	50
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES	53
6.1	Estimador de parâmetros de sistemas fotovoltaicos	53
6.1.1	Estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos para Condições STC . . .	53
6.1.2	Estimação de Parâmetros para Condições Reais de Operação	54
6.2	Previsão das Variáveis Meteorológicas	57
6.2.1	Previsão da Irradiância	59
6.2.2	Previsão da Temperatura da Célula Fotovoltaica	61
6.3	Previsão da Potência Fotovoltaica	64
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS E PERSPECTIVAS FUTURAS	67
	REFERÊNCIAS	69
	APÊNDICES	73
	APÊNDICE A – RESULTADOS OBTIDOS DA PESQUISA	75
	APÊNDICE B – MODELOS DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS	77
B.1	Modelos de módulos fotovoltaicos	77
B.1.1	Modelo de um diodo melhorado (1DM)	79
B.1.2	Modelo de dois diodos (2DM)	80
B.1.3	Modelo de três diodos (3DM)	81
B.1.4	Modelo com corrente de Recuperação	82
B.2	Influencia da Irradiação e Temperatura na Célula	83
B.3	Associação de Células e Módulos Fotovoltaicos	83
B.4	Ponto de máxima potência e Algoritmos MPPT	85
B.5	Modelos Simplificados	85

1 INTRODUÇÃO

Atualmente a energia elétrica tornou-se imprescindível na vida das pessoas, ou seja, cada vez mais que a população se desenvolve, mais ela se torna dependente do consumo de energia elétrica. Podemos encontrar essa dependência desde os grandes consumidores como o setor industrial, aos pequenos consumidores residenciais. Uma vez que existe uma grande demanda por energia elétrica faz-se necessário que exista um sistema elétrico de potência (SEP) para atender a essa demanda.

Um sistema elétrico de potência como mostrado na Figura 1 é geralmente constituído por um sistema de geração, transmissão e distribuição. A geração está atrelada ao recurso disponível da região em que se é implantada a unidade geradora, bem como a sua viabilidade técnica e econômica levando em conta aspectos ambientais. Os sistemas de transmissão e distribuição fazem o trabalho de transportar essa energia para o consumidor, além de outros papéis como de prover uma maior confiabilidade ao sistema, fazendo a interligação com outras fontes geradoras, criando assim um sistema interligado.

Figura 1 – Organização de um SEP



Fonte: (LOPES, 2015)

O uso da energia pode ser de forma direta ou indireta, além do mais tem o papel de desempenhar o intercâmbio entre as fontes de energia, pois em poucos casos a eletricidade é usada de forma direta no consumidor final, sempre convertida em outro tipo de energia, como mecânica, térmica, luminosa, entre outras. No mesmo sentido a eletricidade pode ser gerada por vários mecanismos que utilizam de diferentes fontes primárias de energia, ou seja, a fonte primária tem uma forte relação com disponibilidade do recurso da região em que se encontra a unidade geradora, podendo assim gerar grandes impactos ambientais. Hoje, com um novo cenário em que se necessita de sustentabilidade, cada vez mais se busca por fontes renováveis, a produção de energia elétrica se tornou um foco importante no que tange à produção renovável, por se tratar de um recurso essencial para humanidade.

A produção de energia elétrica renovável pode ser definida como a geração através de tecnologias cuja fonte primária é um recurso renovável, como biomassa, vento, irra-

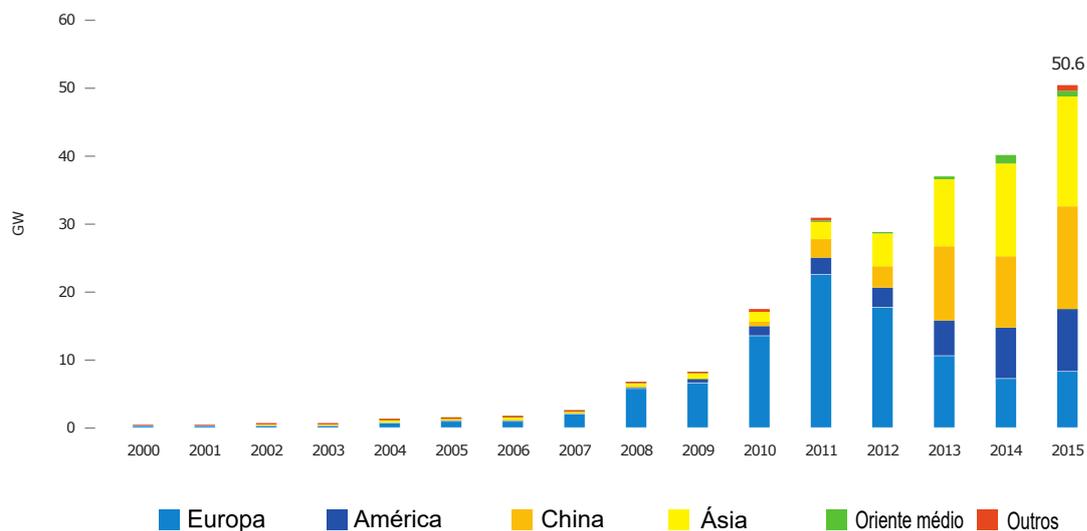
diância solar, hídrica, marés, célula combustível e outras. Na atualidade, muitos países se comprometeram em renovar suas matrizes com energia limpa, por meio de diversos incentivos aos seus consumidores e produtores de energia.

Na aposta por energia limpa tem-se uma grande exigência de estabelecer um equilíbrio de preços e incentivos para que os produtores tenham valores de mercado com tarifas competitivas. Com isso as fontes renováveis têm recebido uma grande atenção por parte do governo e consumidores, refletindo em um grande crescimento de sua importância econômica e ambiental.

1.1 Cenário fotovoltaico no mundo e no Brasil

Na crescente busca por fontes renováveis, a que teve o maior crescimento nos últimos anos foi a fotovoltaica. Estima-se que em 2012 houve o marco inicial de sua exploração e expansão no Brasil. A Alemanha hoje é um país referência no que diz respeito às instalações fotovoltaicas, contando com mais de 1.5 milhões de instalações fotovoltaicas. A China se encontra como outro país que vem crescendo em ritmo exponencial; estima-se que 2016 ela aumentou em 14 % sua produção fotovoltaica em apenas três meses (Fraunhofer Institute, 2016).

Figura 2 – Evolução da incrementação anual de potência fotovoltaica



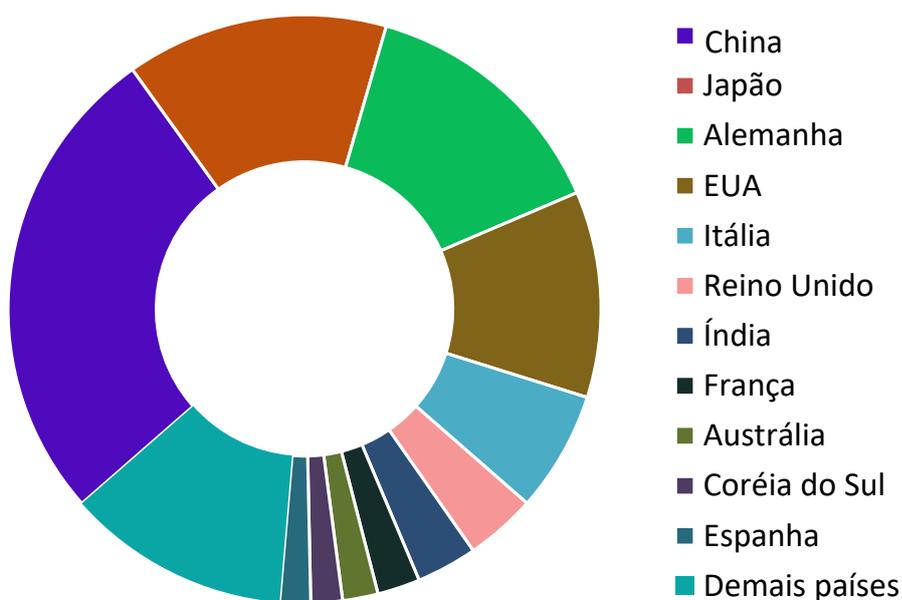
Fonte: (Solar Power Europe, 2016)

Um dos fatores que permitiu esse grande crescimento foi o baixo custo dos equipamentos fotovoltaicos, bem como novas políticas de incentivos à instalação das unidades geradoras fotovoltaicas (International Energy Agency, 2013). Em um levantamento realizado por (Solar Power Europe, 2016) em que se mostra o crescimento de unidades

geradoras por ano, apresentado na 31a, pode-se ver que a quantidade de unidades geradoras novas vem com um crescimento exponencial iniciando em 2008, e que a China sozinha se mostra o país que mais incrementa unidades novas por ano.

Dados de *Internacional Renewable Energy Agency* (IRENA) do ano de 2016 mostram que a capacidade instalada de unidades geradoras fotovoltaicas era de um total de $290 GW_p$, e como esperado China tem a maior potência instalada do mundo, seguida de Japão e Alemanha, podendo ainda ver que esses três países juntos detêm a maior parcela de potência instalada do mundo (IRENA, 2017). Esse contexto é bem representado na Figura 3.

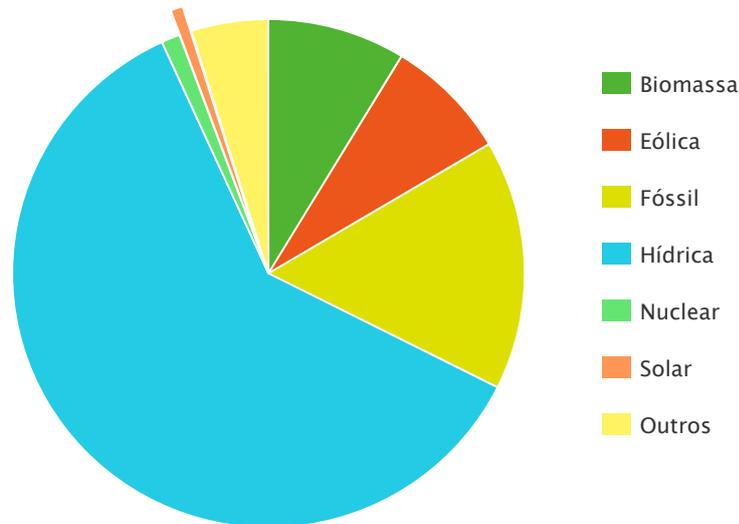
Figura 3 – Potência instalada mundialmente 2016



Fonte: (IRENA, 2017)

Apesar do Brasil possuir um grande potencial de irradiância total por ano, em comparação aos maiores produtores do mundo esse bem ainda não é muito explorado como visto na Figura 3. Hoje o Brasil não representa um parcela significativa na cooperação mundial de instalações fotovoltaicas tendo apenas $1.3 GW_p$, ou seja, uma contribuição de 0.44% no mundo. Segundo dados da (ANEEL, 2018) no Brasil temos hoje apenas 0.77% de potência fotovoltaica instalada em comparação com a matriz total. Na Figura 4 pode-se ainda ver que existe uma grande dependência das hidrelétricas, e uma participação muito grande da eólica em relação à fotovoltaica.

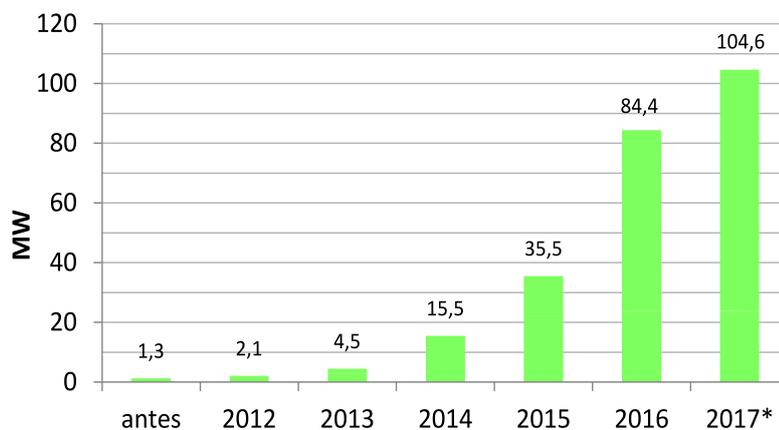
Figura 4 – Matriz energética no Brasil em 2018



Fonte: (ANEEL, 2018)

Mesmo nesse cenário, o Brasil segue o mesmo ritmo de crescimento mundial apresentado na 31a. Segundo (ANEEL, 2018) o Brasil vem crescendo ano após ano, desde 2012 e alcançou no primeiro trimestre de 2017 cerca de 104,6 MW de potência instalada. Esse crescimento pode ser visto na Figura 5. Um motivo pelo qual se teve o crescimento em 2012 foi a resolução normativa (RN 482/2012) logo depois atualizada pela (RN 687/2015) em que o governo incentivou a inclusão de fontes alternativas de energia, entre elas a fotovoltaica. A expectativa é que até 2025 se tenha quase 1 milhão de novas ligações.

Figura 5 – Crescimento da potência instalada no Brasil



Fonte: (ANEEL, 2018)

A geração fotovoltaica mostra-se uma solução promissora às questões de sustentabilidade. Como mostrado anteriormente, o cenário tanto mundial e nacional vê um grande crescimento nos últimos anos, tornando-se uma alavanca de boas perspectivas de

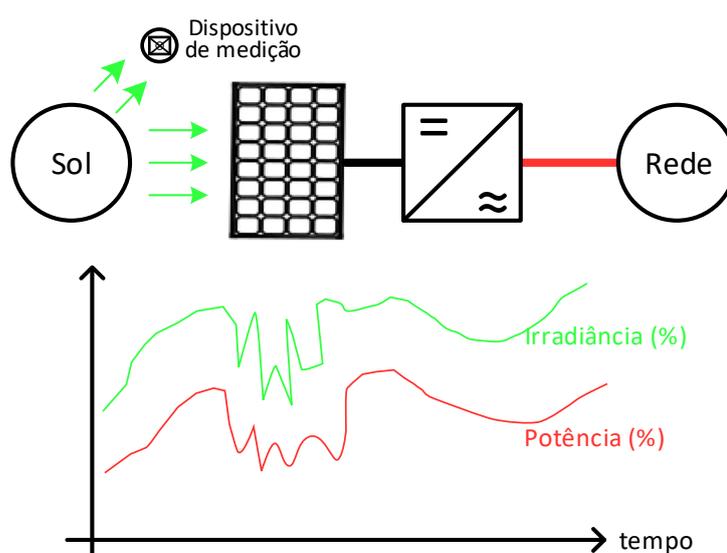
uma continuidade do crescimento para os próximos anos. No entanto, com esse grande número de fontes sendo interligadas à rede, começa a surgir uma nova problemática para a operação e manutenção do sistema, assim necessitando de uma busca por ferramentas para que o funcionamento das novas unidades não prejudique na operação segura do sistema.

1.2 Motivação e Justificativa

O sistema elétrico de potência deve sempre operar de forma ininterrupta e confiável, de forma a garantir sempre energia disponível e com qualidade ao consumidor. O sistema conta com índices de qualidade e limites de operação, como valor de tensão, frequência, fator de potência e índices de qualidade de energia (QEE), tudo isso para atender de forma confiável e estável o consumidor. Com o grande avanço das fontes renováveis interligadas no sistema elétrico de potência, ele começa a passar por novos paradigmas e estes precisam ser elucidados de forma a garantir a operação do sistema (CHAGAS, 2016).

A maior problemática em se inserir fontes renováveis no sistema é que muitas delas usam recursos meteorológicos como vento no caso da eólica e a irradiância no caso da solar. Esses recursos têm como característica em comum a intermitência, ou seja, não são constantes ao longo de um período de tempo, e mudam sua intensidade com facilidade. No caso da energia solar fotovoltaica, que vem ganhando espaço, pode-se ver na Figura 6 que ela depende primordialmente da irradiância. Os valores de potência flutuam diretamente com a variação da radiação incidente, e a rede recebe essas flutuações podendo sofrer sérios problemas operacionais.

Figura 6 – Intermitência da produção fotovoltaica



Fonte: (ALMEIDA, 2017)

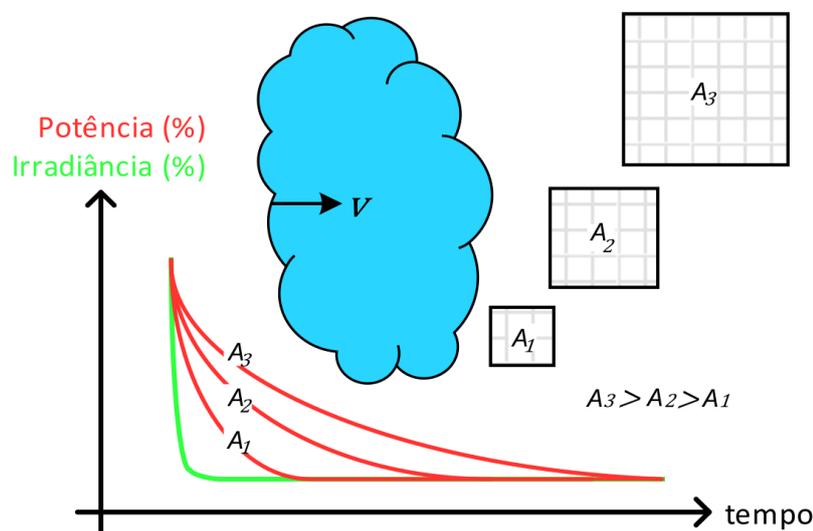
A produção de energia fotovoltaica como é demonstrado na Figura 6 em termos percentuais depende principalmente da incidência de irradiância solar nos módulos foto-

voltaicos. Na Figura 6 pode-se ver que a irradiância não é uniforme ao longo do tempo fazendo assim com que a potência gerada seja também não uniforme durante o mesmo período. Com essa característica de ter uma variabilidade e incerteza em gerar energia os geradores fotovoltaicos evidenciam a principal problemática em se integrar esses tipos de geradores na rede, pois estes poderão atuar de forma negativa no sistema.

Uma parte das incertezas associadas à intermitência são determinísticas e explicadas pelos movimentos rotacionais e translacionais da Terra em relação ao Sol. Porém existem mudanças inesperadas na quantidade de irradiância solar que chega à superfície terrestre, devido principalmente à presença de nuvens que são processos estocásticos dando assim um maior grau de incertezas na geração fotovoltaica.

As flutuações de potência podem ser vistas na Figura 7. À medida que uma nuvem passa sobre diferentes tamanhos de usinas, podemos ver seu efeito, sendo que onde se tem uma usina com maior porte, ou seja, uma área de módulos fotovoltaicos instalados maior, haverá uma rampa de descida de potência mais suave em relação a uma usina de menor porte. Uma usina fotovoltaica permanece gerando mesmo na ocorrência de um sombreamento pois ainda resta uma parcela da irradiância difusa.

Figura 7 – Flutuações de potência

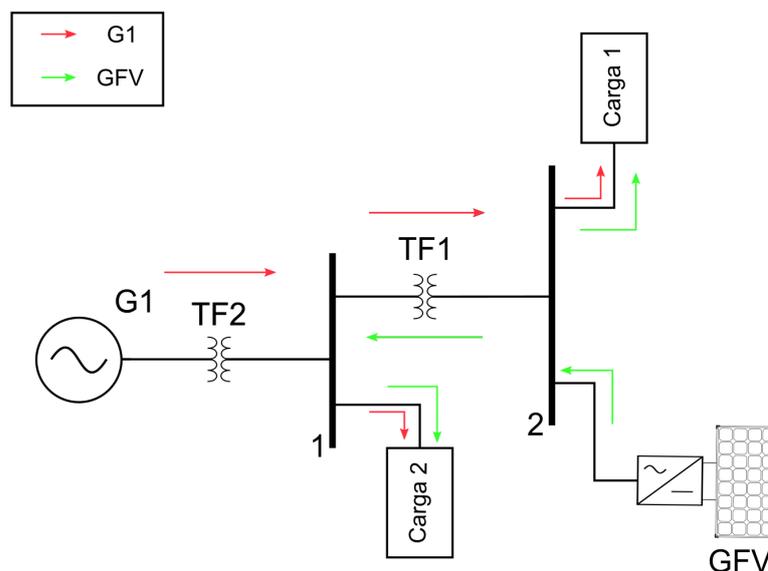


Fonte: (ALMEIDA, 2017)

A crescente conexão de geradores fotovoltaicos à rede de distribuição leva a uma série de desafios, uma vez que as redes convencionais foram projetadas e dimensionadas para alimentar as cargas com fluxo de energia unidirecional. Como pode ser observada na Figura 8, uma rede de distribuição com geração fotovoltaica pode apresentar um fluxo bidirecional entre a barra 1 e 2, dependendo do momento, o que vai determinar o fluxo vai ser a demanda da carga e geração disponível, podendo em algum momento do dia

ocasionar esse fluxo bidirecional (EFTEKHARNEJAD et al., 2013). Antes da instalação a barra 2 era uma barra de carga. Com a inclusão do gerador fotovoltaico passa também a ser uma barra geradora.

Figura 8 – Sistema de distribuição com conexão fotovoltaica



O fluxo bidirecional traz outra preocupação que seria relacionada à proteção do sistema, uma vez que esse fluxo bidirecional poderia influenciar na coordenação e operação dos equipamentos de proteção e nos sistemas de regulação de tensão como nas barras 1 e 2 da Figura 8. O sistema de proteção deve atuar mesmo na presença de fluxo bidirecional. Dessa forma deve ser observada a possibilidade em quais ramais poderá ocorrer o fluxo reverso e nesses fazer a correta parametrização dos equipamentos de modo a garantir que eles atuarão de forma adequada.

Além da proteção, que é um fator essencial do sistema elétrico de potência, outro fator crucial é a qualidade da energia elétrica. Normalmente os inversores dos sistemas fotovoltaicos são projetados para operar em condições padrões da qualidade de energia, ou seja, regulação de tensão, frequência, fator de potência e distorção harmônica. Considerando que o inversor entregue fator de potência dentro da norma próximo de 1, fornecerá à carga potência ativa, sendo esta consumida de forma total ou parcial, mas a potência reativa continuará sendo fornecida pela rede ocorrendo assim uma redução no fator de potência do ponto de conexão. Outro fator que pode influenciar na qualidade de energia são as variações de tensão ocasionadas pelos geradores fotovoltaicos, devido à sua intermitência devido a sombreamentos como mostrado Figura 7.

Desta forma, tendo em vista todos os impactos negativos que a intermitência dos sistemas fotovoltaicos pode causar na segurança, na confiabilidade da rede e principalmente

na sua gestão e operação, o sistema deve contar com ferramentas adequadas para lidar com qualquer tipo de cenário que venha enfrentar, pois encontra-se em um patamar de diversas mudanças e novos paradigmas. Porém o setor elétrico sempre contou com constantes mudanças, e sempre vem superando essas mudanças quando são necessárias e fundamentais. Assim é de vital importância a existência de um método de previsão da potência fotovoltaica, de modo a permitir o efetivo e preciso gerenciamento da rede e planejamento de operações sobre ela.

1.3 Objetivos

A proposta deste trabalho como contribuição científica é a contemplação dos objetivos geral e específicos listados a seguir:

1.3.1 Objetivos gerais

O objetivo geral proposto neste trabalho é o desenvolvimento de um modelo de previsão da potência fotovoltaica com um estimador de parâmetros integrado.

1.3.2 Objetivos específicos

O trabalho contará com os seguintes objetivos específicos:

- Proposta de um método de estimação de parâmetros;
- Previsão de variáveis meteorológicas;
- Modelo de previsão da Potência fotovoltaica;
- Coleta de dados de uma planta real;

1.4 Estrutura e organização

O trabalho é composto de sete capítulos que estão distribuídos da seguinte forma: no capítulo 1 é feita uma breve introdução e contextualização da temática e descritos os objetivos do trabalho, já no capítulo 2 é feita uma revisão bibliográfica dos métodos de estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos, no capítulo 3 é realizado um levantamento sobre as principais técnicas de previsão da potência fotovoltaica, no capítulo 4 é apresentado como foi montada o sistema fotovoltaico monitorado para aquisição dos dados utilizados neste trabalho, no capítulo 5 apresentamos o modelo de previsão da potencia fotovoltaica com estimação integrada. No capítulo 6 são discutidos os resultados obtidos neste trabalho, e por fim no capítulo 7 são realizadas as considerações finais e sugestão de trabalho futuros.

2 ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

O uso de modelos matemáticos que representem adequadamente um sistema fotovoltaico torna-se fundamental quando é necessário conhecer o comportamento, eficiência e o desempenho de sistemas fotovoltaicos. Na literatura foram propostos vários tipos de modelos de módulos fotovoltaicos. Um levantamento destes modelos é apresentado no Apêndice B. Porém, o modelo é aceitável se apenas os parâmetros forem determinados de forma satisfatória. Neste sentido, a principal preocupação relatada na comunidade científica é que os parâmetros fornecidos pelos fabricantes nas folhas de especificações dos módulos (*datasheets*) podem não corresponder às reais condições de operação e comportamento dos módulos em algumas aplicações, bem como alguns parâmetros não são fornecidos pelos fabricantes, e por isso surge uma necessidade de estimar os parâmetros. Os parâmetros dos módulos fotovoltaicos podem ser estimados usando métodos de estimação de parâmetros que será demonstrado nesse capítulo, para obter um sistema que represente de forma satisfatória a realidade de operação dos sistemas fotovoltaicos.

2.1 Processo de Estimação de Parâmetros de Modelos Não Lineares

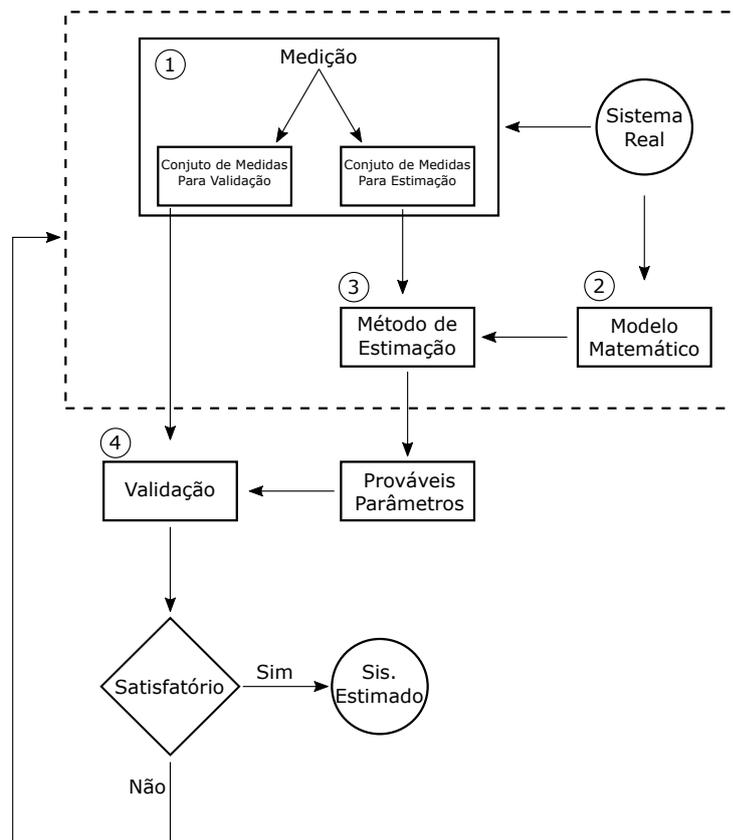
O processo de estimação de parâmetros pode ser representado como é visto na Figura 9. O processo consiste em quatro etapas fundamentais, e cada uma será discutida a seguir dando um enfoque maior ao método de estimação de parâmetros (técnicas de estimação) que é um dos objetivos deste trabalho.

1. O processo de aquisição de medidas faz parte da primeira etapa da identificação de sistemas. Esses dados advêm de ensaios, de sensores ou de bancos de dados do próprio sistema a ser estudado. Um critério importante é que as medidas devem sempre ter informações suficientes para se obter as respostas desejadas do sistema, uma vez dependendo da informação alguns parâmetros podem ser estimados ou não, o processo de obtenção de dados utilizados neste trabalho é apresentado no Capítulo 4, os dados adquiridos são separados em dois grupos, um que será utilizado na etapa três (estimação) e outro na etapa quatro (validação).
2. No segundo momento define-se o modelo do sistema, que deve ser expresso de forma a atender a aplicação em estudo. Este tópico pode ser visto com maior detalhes no Apêndice B.
3. O terceiro passo que é realizada a estimação dos parâmetros do modelo em estudo, a qual consiste em encontrar um conjunto de parâmetros que melhor ajusta o modelo matemático ao sistema real estudado, portanto, é usado um método(técnica) de estimação de parâmetros.

- Por último, a validação do modelo, este processo utiliza o segundo conjunto de dados que serve para testar a eficácia do modelo em representar o sistema real, utilizando alguma métrica de medição de ajuste, seja o erro absoluto, erro quadrático médio entre outras. Se o erro não for satisfatório deve retornar aos passos anteriores e fazer os ajustes necessários.

Em resumo o processo de estimação de parâmetros é um conjunto de técnicas que envolvem desde a coleta de medidas, escolha do modelo, método de estimação e métrica de identificação de erro. Na escolha do modelo pode trazer complicações na estimação dos parâmetros, a escolha de modelos simplificados ajuda na determinação dos parâmetros e são validos na maioria das aplicações.

Figura 9 – Processo de estimação de Parâmetros de Modelos Não Lineares.



A validação é uma etapa que também requer cuidados, pois está avaliando se o modelo está adequado para ser usado. A estimação dos parâmetros é encontrar um conjunto de parâmetros que melhor represente o sistema modelado ao sistema real, alguns desses valores podem ser comprados com o *datashett*, mas outros como R_{sh} e R_s são valores que não se encontra nos *datashetts*, estes valores são ajustados de acordo com o erro desejado, ou através de testes feitos com o módulo fotovoltaico obtendo o valor real.

2.2 Modelos Matemáticos do Sistema Fotovoltaico

Seguindo o passo a passo do processo de estimação apresentado na Figura 9, a modelagem é o segundo passo deste processo. O modelo matemático tem um papel importante nos estudos de sistemas fotovoltaicos, pois com ela pode realizar simulações computacionais para entender as características de saída, eficiência e desempenho e analisar como o sistemas se comporta frente as variações da irradiância e temperatura. Os modelos de sistemas fotovoltaicos podem ser vistos na Apêndice B.

Para formalizar o processo de estimação de parâmetros, será considerado o seguinte sistema onde a saída é dada pela Equação 2.1, onde essa saída pode representar um sistema dinâmico composto por estados, ou apenas funções analíticas.

$$y_m = h(x, u, c, p) \quad (2.1)$$

Sendo que:

h representa uma função qualquer;

y_m representa o vetor de saídas;

x representa o vetor de estados ou a variável;

u representa o vetor de entradas;

c representa o vetor de constantes;

p representa o vetor de parâmetros;

Na Tabela 1 é apresentado um resumo dos modelos existentes, mostrando as variáveis de entrada, saída, constantes e parâmetros. Estas informações são fundamentais para realizar o processo de estimação.

Tabela 1 – Modelos Fotovoltaicos

Modelo	Variável	Entradas	Constantes	Parâmetros
Ideal	[I_{out}, V_{out}]	[G, T]	[$q, k, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}, N_{cs}, N_{cp}, N_{ms}, N_{mp}$]	[$I_{sc}, V_{oc}, a_n, \alpha, \beta, I_{0,n}$]
1DM	[I_{out}, V_{out}]	[G, T]	[$q, k, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}, N_{cs}, N_{cp}, N_{ms}, N_{mp}$]	[$I_{sc}, V_{oc}, a_n, R_{sh}, R_s, \alpha, \beta, I_{0,n}$]
2DM	[I_{out}, V_{out}]	[G, T]	[$q, k, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}, N_{cs}, N_{cp}, N_{ms}, N_{mp}$]	[$I_{sc}, V_{oc}, a_n, R_{sh}, R_s, \alpha, \beta, I_{0,n}$]
3DM	[I_{out}, V_{out}]	[G, T]	[$q, k, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}, N_{cs}, N_{cp}, N_{ms}, N_{mp}$]	[$I_{sc}, V_{oc}, a_n, R_{sh}, R_s, \alpha, \beta, I_{0,n}$]
1DR	[I_{out}, V_{out}]	[G, T]	[$q, k, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}, N_{cs}, N_{cp}, N_{ms}, N_{mp}$]	[$I_{sc}, V_{oc}, a_n, R_{sh}, R_s, \alpha, \beta, I_{0,n}$]
MS1	[P_{out}]	[G, T]	[$P_{mp, stc}, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}$]	[γ]
MS2	[P_{out}]	[G, T]	[$P_{mp, stc}, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}$]	[γ, μ]

O vetor de parâmetros e constantes, de cada modelo podem sofrer alterações conforme a abordagem do estudo, ou seja, certos parâmetros podem ser considerados constantes e assim diminuindo o número de parâmetros a serem estimados. Um exemplo é o parâmetro $I_{o,n}$, pode ser estimado ou encontrado de forma analítica, conforme as equações do modelo.

2.3 Modelos de Estimação de Parâmetros de Módulos Fotovoltaicos

A estimação de parâmetros é dada por um processo iterativo ou evolutivo. Sendo assim, necessita ter um conjunto de parâmetros iniciais (P_0), que dará início ao processo de estimação, e a sequência de parâmetros seguintes p_1, p_2, \dots, p_n é dada via ajuste ou mutação mediante ao método de estimação escolhido. O processo de estimação tem parada determinada quando uma condição de avaliação do erro é atendida, essa métrica de avaliação depende de qual método está se empregando, pois faz parte da formulação específica de cada método. Com essa motivação nos próximos tópicos são apresentados os principais métodos encontrados na literatura para estimar parâmetros de módulos fotovoltaicos.

2.3.1 Estimação de parâmetros baseado em uma abordagem analítica

Na estimação de parâmetros de forma analítica é necessário conhecer os pontos característicos dos módulos fotovoltaicos tais como: V_{oc} , I_{sc} , V_{mpp} , I_{mpp} , α e β . Os parâmetros são estimados de equações obtidas a partir das curvas V-I dos módulos fotovoltaicos, nas condições de circuito aberto, curto-circuito e máxima potência. As técnicas usadas para estimar os parâmetros nesta abordagem podem ser métodos não-lineares (Newton-Raphson, gradiente e outros), ajuste de curvas ou sendo diretamente a partir das equações do modelo fazendo algumas considerações. Estes trabalhos podem ser vistos em (CHAN, 1986) em que o autor faz uma análise comparativa de um o método analítico usando a curva V-I obtida dos dados do fabricante, um método analítico direto e um método de ajuste de curva para determinar os parâmetros do módulo fotovoltaicos, e em (LAUDANI et al., 2013) é feita uma consideração no modelo, que é reduzido de cinco para dois parâmetros. Com esse resultado o domínio de atração do espaço das soluções é definido analiticamente, o que garante aos métodos numéricos fornecerem uma solução correta.

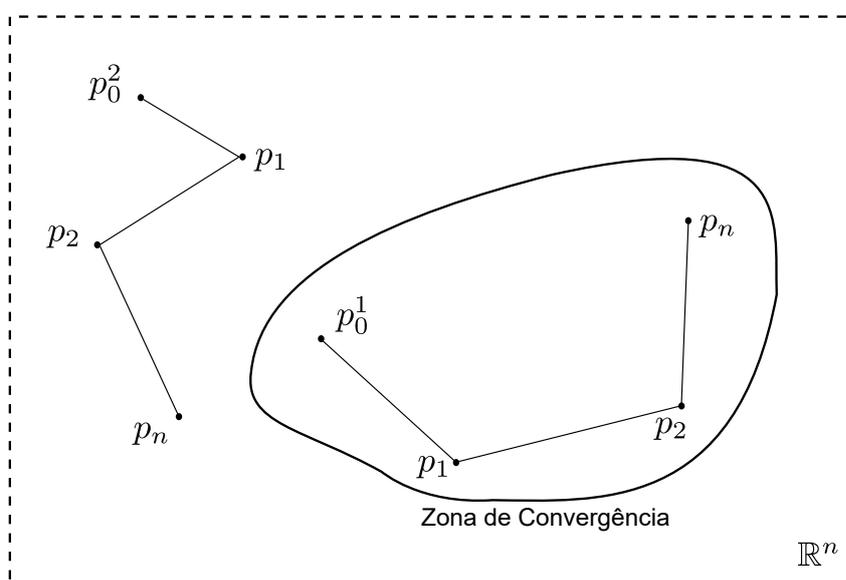
Ainda sobre método gráficos, (VILLALVA, 2009) faz uma abordagem diferente das já encontradas na qual ao invés de usar a curva V-I é usada a curva V-P para determinar os parâmetros R_s e R_{sh} por um método de aproximação numérica. Nessa abordagem é garantida que a potência máxima do modelo seja igual à potência máxima do *datasheet*. Os parâmetros, I_{ph} e I_0 são obtidos através de simplificações analíticas do modelo do módulo fotovoltaico, entretanto termo a_1 é estimado de forma empírica.

A dificuldade na implementação da estimação analítica dos parâmetros dos módulos

fotovoltaicos está em dois problemas principais. O primeiro está na solução numérica dos modelos, e o segundo se encontra na dificuldade de obter uma boa condição inicial do problema. Ainda podemos ressaltar que devido às simplificações e considerações podem tornar baixa a precisão da estimativa dos parâmetros (JORDEHI, 2016).

Uma ilustração de como funciona a zona de convergência e apresentada na Figura 10, como podemos ver uma condição inicial p_0^1 iniciada dentro dessa região, existe uma sequência de fatores que leva o processo de estimação a convergência. Logo qualquer ponto dentro desta região tem a convergência garantida.

Figura 10 – Zona de Convergência



Agora se tomar o exemplo da condição inicial p_0^2 , está se encontra fora da zona de convergência, logo o processo não convergirá ou o mesmo será interrompido por algum critério de parada, mas este ponto não representará a solução do sistema.

2.3.2 Estimação de parâmetros baseado em problema de otimização

A abordagem da estimação de parâmetros por algoritmos de otimização é a mais comum em ser utilizada. O processo de estimação por otimização geralmente consiste em comparar uma saída de um sistema denominado "real" com uma saída obtida do modelo matemático. Esta comparação é feita usando um funcional ou uma função objetivo que mede a proximidade entre ambas as saídas. O processo de estimação é formulado como um processo de minimização do funcional no espaço dos parâmetros. As técnicas usadas para estimar os parâmetros nesta abordagem focam-se basicamente em métodos não-lineares e métodos heurísticos. Diversos métodos de otimização já foram propostos na literatura, e como referência alguns destes serão apresentados a seguir.

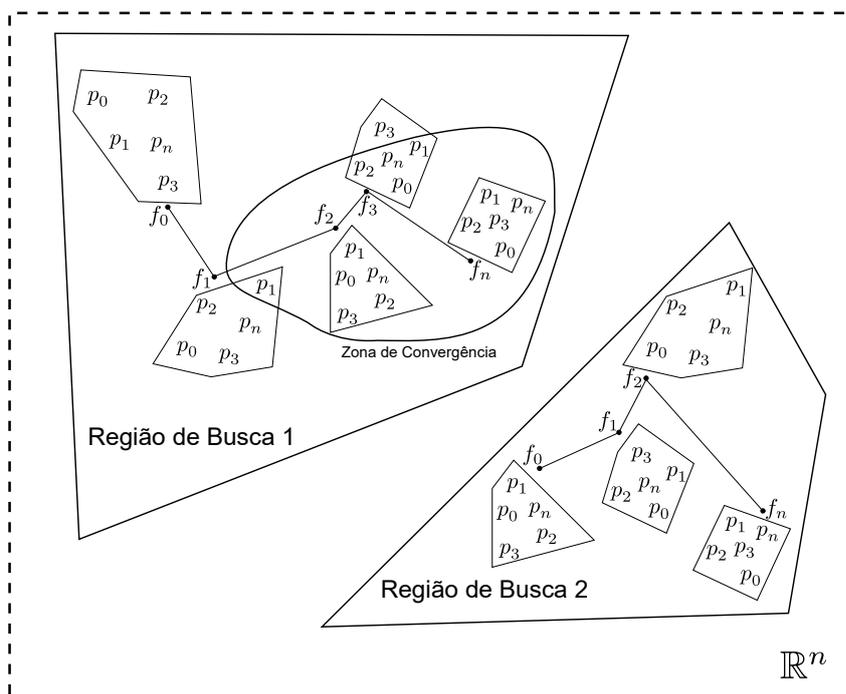
Em (ASKARZADEH; REZAZADEH, 2012) realiza-se um algoritmo de busca global, baseado em busca por uma harmonia para a estimação dos parâmetros. Esta busca por uma harmonia é semelhante a afinação de um instrumento. Já em (COSTA, 2010) é proposto um modelo linear de primeira ordem para módulos fotovoltaicos, e para estimação dos parâmetros é utilizado o método da evolução diferencial.

Um estudo realizado por (MA et al., 2013) compara dois métodos, um denominado *cuckoo search* em relação a um algoritmo genético para obter a estimativa dos parâmetros. Os resultados apresentados mostram que o método *cuckoo search* obteve melhor desempenho em relação ao algoritmo genético. Este mesmo resultado foi encontrado em (ASKARZADEH; REZAZADEH, 2012) quando comparou-se o método proposto com algoritmos genéticos. O grande diferencial dos algoritmos genéticos em relação aos outros métodos está na sua forma de lidar com as condições iniciais, uma vez que os outros métodos têm uma forte dependência a seus valores iniciais devido a problemas de convergência.

Os algoritmos genéticos lidam melhor com os problemas das condições iniciais, pois trabalham com uma zona ou região de convergência. O processo de busca é realizado em uma faixa, entretanto ainda não há um consenso em relação à definição dessa faixa. Por exemplo em (JIANG; MASKELL; PATRA, 2013) utilizou uma zona de seis vezes o valor dos parâmetros. O grande problema se encontra em se ter uma faixa (P_{max}, P_{min}) não restrita para busca, pois quanto mais se aumenta a faixa, mais tempo leva para o algoritmo convergir.

A região de busca pode ser exemplificada de uma forma simples como é mostrado na Figura 11, onde é considerado um algoritmo evolutivo populacional. Primeiramente inicia-se uma família com n indivíduos, e cada indivíduo é avaliado com um critério, normalmente uma função custo, e a próxima população é criada com base no indivíduo com melhor desempenho, até o processo convergir, mesmo em que algum momento algum indivíduo sai fora da zona de convergência este é classificado como péssimo e não é utilizado para as futuras gerações.

Figura 11 – Região de Busca



Um fator importante para a convergência da estimação, e que a zona de convergência esteja dentro da região de busca, uma vez a região de busca não contenha a zona de convergência o método continuará evoluindo, mas não conseguirá achar uma solução para o problema em questão. Esse fato pode ser visto na Figura 11 onde se tem duas zonas de busca em uma o método consegue encontrar a solução, já na região de busca dois o método ficará evoluindo achará uma solução que representa o ótimo local daquela região, mas que não representará uma solução ao problema.

2.3.3 Estimação de parâmetros com abordagem híbrida

Uma alternativa seria usar um método híbrido que consiste em utilizar as duas abordagens, em que na grande maioria utilizam-se inicialmente os algoritmos heurísticos, logo em seguida são utilizados outros métodos não-lineares. A virtude desse processo se deve na união das características de cada algoritmo, como os algoritmos heurísticos não necessitam ter seus valores iniciais próximos do real, são usados inicialmente, e logo em seguida o método de não-linear é utilizado para refinar o valor e diminuir o erro.

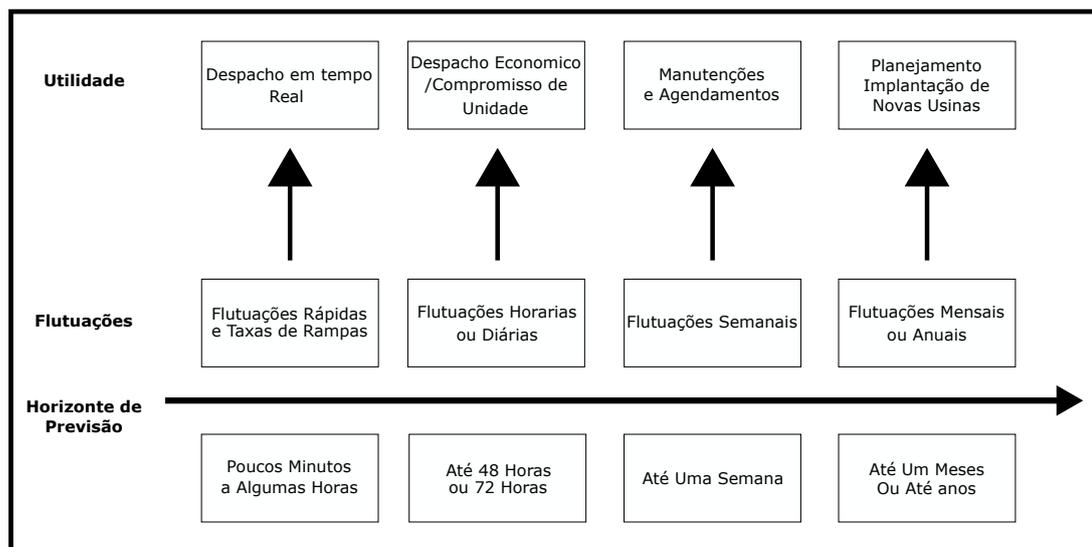
Um exemplo da aplicação híbrida é proposto em (ISHAQUE; SALAM, 2011), em que o autor faz uma abordagem mista entre os algoritmos. Em um primeiro momento os parâmetros I_{pv} e I_o são estimados pelo método analítico e os parâmetros restantes do modelo são estimados usando o método evolução diferencial. Já em (YOON; GEEM, 2015) os parâmetros são inicialmente apresentados a um algoritmo genético e logo em seguida refinados pelo método não-linear que utiliza gradiente descendente.

3 PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA

Neste capítulo é feito um levantamento bibliográfico dos algoritmos de previsão de potência fotovoltaica relatados na literatura.

Do ponto de vista do uso prático, são encontrados na literatura diferentes algoritmos de previsão, com diversos objetivos. A construção de um algoritmo de previsão se baseia nos objetivos a serem alcançados. O horizonte de previsão é uma variável importante na determinação o modelo, pois para cada horizonte podemos encontrar uma aplicação do algoritmo de previsão. Em (WAN et al., 2015) é feito um diagnóstico das principais aplicações dos algoritmos de previsão de acordo com o horizonte de previsão. Esta organização pode ser vista na Figura 12.

Figura 12 – Aplicação de acordo com o horizonte de previsão



Fonte:(WAN et al., 2015)

Como mostrado na Figura 12, para cada horizonte de previsão existe uma tomada de decisão. No entanto, em operações e gerenciamento de energia em redes inteligentes e sistemas de energia convencionais são utilizados os algoritmos de previsão de curto e médio prazo. Em particular são úteis para atividades de gerenciamento como operações de paradas e manutenção em plantas fotovoltaicas, agendamento de unidade em tempo real, controle de armazenamento, e para mercados de energia. Segundo (WAN et al., 2015) a maioria dos estudos vêm sendo concentrados no desenvolvimento de modelos avançados para algoritmos de previsão de curto e de médio prazo. Sendo assim, nos próximos tópicos serão discutidos assuntos relacionados a estes algoritmos.

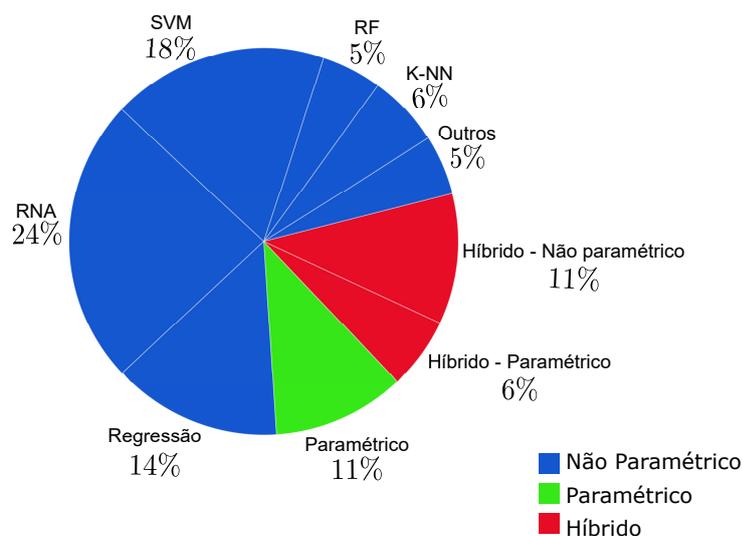
3.1 Modelos de previsão da Potência fotovoltaica

O objetivo principal da previsão da potência fotovoltaica é conhecer a potência fotovoltaica injetada na rede dentro de um horizonte futuro desejado. Existem várias técnicas para realizar essa previsão, e a escolha da mais adequada depende da aplicação final e das informações disponíveis. As técnicas podem ser divididas em, basicamente, dois grandes grupos:

- A abordagem paramétrica requer informações detalhadas sobre as características e o comportamento de cada componente relevante do sistema fotovoltaico, ou seja, da planta física.
- Já a abordagem não paramétrica não pressupõe qualquer conhecimento das características internas e dos elementos que compõem o sistema fotovoltaico físico, necessitando apenas de dados históricos da planta.

Além destes dois grupos existem ainda as técnicas híbridas. As técnicas híbridas são técnicas que utilizam uma combinação das técnicas paramétricas ou não paramétricas, quando se utiliza técnicas paramétrica é híbrida-paramétrica, e quando se utiliza técnicas apenas não paramétrica é híbrido não-paramétrica. A Figura 13 demonstra a distribuição de como está o uso das técnicas de previsão da potência fotovoltaica. Esta distribuição foi obtida por (ANTONANZAS et al., 2016) em uma revisão criteriosa dos algoritmos até então publicados. assuntos relacionados a estes algoritmos.

Figura 13 – Técnicas Previsão da Potência Fotovoltaica



Fonte:(ANTONANZAS et al., 2016)

Segundo (BIZZARRI et al., 2013), a seleção de variáveis de entrada e horizonte de previsão afeta diretamente a precisão do algoritmo de previsão. As bases de dados

podem ser obtidas de: medidas históricas de uma planta já existente, medições históricas de variáveis meteorológicas, e previsões de órgãos já reconhecidos. Como o algoritmo de previsão depende destas medidas que são susceptíveis a erros ou até perda de informação, os resultados muitas vezes podem ficar comprometidos.

Os horizontes de previsão não são um consenso comum entre os autores, mas em (ALMEIDA, 2017) podemos definir os horizontes de previsão como:

- Intra-horário (curtíssimo prazo): Inclui previsões com horizontes inferiores a 1 h;
- Intra-diário (curto prazo): Inclui previsões com horizontes entre 1 e 6 h.
- Diário (médio prazo): Inclui previsões com horizontes superiores a 6 h e podendo estender-se para mais de um dia.

3.1.1 Técnicas Não-Paramétricas

As técnicas não-paramétricas são caracterizadas pelo uso de técnicas estatísticas, séries temporais, inteligência artificial, entre outras técnicas. Desta forma, as técnicas não paramétricas não necessitam de nenhuma informação interna do sistema para modelá-lo, ou seja, trabalham com o modelo de forma "caixa preta", necessitando apenas de informações de entrada e saída. Para isso essa abordagem é baseada em dados históricos que possibilitam extrair relações para descrever o comportamento da planta. Assim, modelos não paramétricos estão ligados diretamente com a qualidade dos dados históricos obtidos, portanto são determinantes para uma previsão com baixo erro. Ao contrário da abordagem paramétrica, na abordagem não paramétrica um grande conjunto de dados históricos é necessário como medições meteorológicas e de potência, sendo assim crucial que a usina já esteja implantada e operando há algum tempo que venha a configurar um banco de dados adequado para aplicação.

A escolha de um conjunto de dados para treinamento de forma a representar o modelo, ou a obter os resultados de forma coerente, é um fator importante que já vem sendo observado pelos autores. Em (ALMEIDA; PERPIÑÁN; NARVARTE, 2015) e feita uma análise a respeito do conjunto de treinamento para previsão de irradiância intra-diária para o dia a ser previsto e para cada dia do conjunto de dados. A análise concluiu que a melhor combinação para o conjunto de treinamento foi a seleção de 30 dias. Já outros autores encontraram resultados classificando conjuntos de treinamento em relação a condições climáticas (MELLIT; Massi Pavan; LUGHI, 2014) (BOUZERDOUM; MELLIT; Massi Pavan, 2013).

Ainda sobre a abordagem não-paramétrica pode-se citar a previsão probabilística que é bastante utilizada por não fornecer um valor único e sim uma faixa com uma distribuição de probabilidades para a variável de interesse. Este tipo de previsão é de

especial interesse para a geração fotovoltaica, pois a natureza estocástica da irradiância faz com que a incerteza associada a uma previsão determinística seja significativa. Os modelos mais utilizados na literatura são regressão, redes neurais artificiais (RNA), técnicas aprendizagem de máquinas (SVM), árvores de regressão (RF), classificação e regressão (KNN), como apresentado em (ANTONANZAS et al., 2016).

3.1.2 Técnicas Paramétricas

A técnica paramétrica pode ser descrita como a conversão física da irradiância obtida de um modelo de previsão meteorológica. Um dos mais utilizados é o NWP (Numerical Weather Prediction) em potência elétrica pelo modelo da planta, ou seja, a conversão em si não é uma técnica de previsão, pois o esforço de previsão já foi feito na previsão de irradiância e outras variáveis de entrada do modelo na etapa do algoritmo NWP.

A abordagem paramétrica requer informações detalhadas sobre as características e o comportamento de cada componente relevante do sistema fotovoltaico. Entretanto a principal vantagem do método paramétrico sobre o não-paramétrico é que, como o método é baseado no modelo físico, não se tem a necessidade de nenhum dado histórico da planta. Assim, é possível obter uma previsão da geração de potência de uma planta antes mesmo de sua construção. A principal problemática dos modelos paramétricos e a alta dependência de modelos NWP que não têm resolução espacial e temporal suficiente para produzir um baixo erro na previsão, dependendo da aplicação como demonstrado em (DOLARA; LEVA; MANZOLINI, 2015).

As ferramentas NWP são muito úteis para o avanço dos modelos de previsão de geração de potência elétrica que utilizam recurso renovável. Os modelos NWP tem como função fornecer informações meteorológicas para uma determinada escala de tempo. Existem praticamente dois modelos de NWP, que são os modelos globais e modelos de mesoescala. Os modelos globais modelam as características meteorológicas para uma escala mundial, enquanto que o modelos de mesoescala modelam as características meteorológica para uma área limitada, isto é, continentes, países e regiões. Os modelos NWP são baseados em sistemas de equações diferenciais, que são resolvidas por métodos de integração numérica.

3.1.3 Técnicas Híbridas

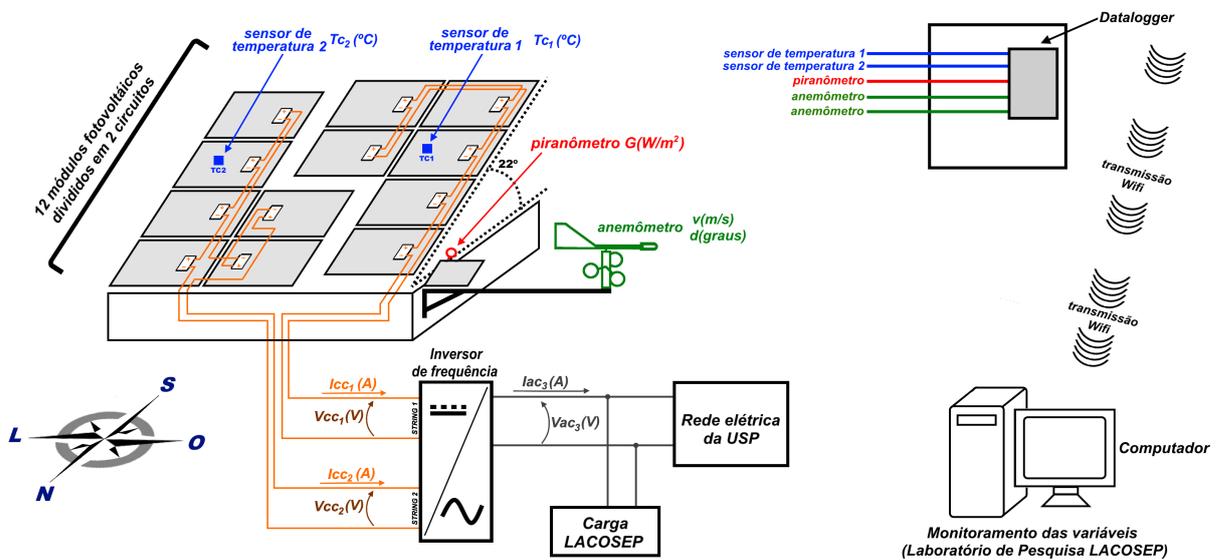
Técnicas de previsão da potência fotovoltaica, como mencionado, tanto paramétricas e não paramétricas possuem desvantagens e vantagens entre si. Entretanto existem técnicas denominadas modelos híbridos que fazem a combinação de técnicas para contornar as desvantagens individuais. Os modelos podem ser combinados de diversas maneiras, com o princípio de acentuar os pontos fortes de cada técnica, aumentando assim a precisão do modelo em questão. Na literatura, segundo (ANTONANZAS et al., 2016), existem duas

abordagem do tipo híbrida, e elas são as híbrido-não paramétrica que é a junção de duas ou mais técnicas não-paramétricas, é a híbrido-paramétrica que é a junção de técnicas não-paramétricas com a técnica paramétrica.

4 SISTEMA FOTOVOLTAICO MONITORADO

O banco de dados é uma etapa importante para a estimação de parâmetros e previsão da potência fotovoltaica como demonstrado nos capítulos 2 e 3. Uma vez que toda informação do sistema de estudo pode ser analisada através dos dados adquiridos. Um maior detalhamento sobre o sistema de aquisição de dados é mostrado no presente capítulo, explicando sua configuração e implementação, bem como a forma que os dados foram adquiridos e organizados. O sistema em estudo é um minigerador fotovoltaico de 3kW_p. Para complementar os dados uma estação meteorológica foi montada para armazenar os dados meteorológico. A representação do sistema pode ser vista na Figura 14. O sistema está montado nas instalações do departamento de engenharia elétrica e de computação da Universidade de São Paulo de São Carlos. As medidas obtidas deste sistema foram utilizadas na parte de resultados deste trabalho.

Figura 14 – Diagrama do sistema montado



O centro de monitoramento está localizado no laboratório de análise computacional em sistemas elétricos de potência (LACOSEP), os arquivos das medias podem ser obtidos no link (Dados).

4.1 Minigeração Fotovoltaica Instalada

O gerador fotovoltaico instalado, está de acordo com a norma (RN687/2015) que permite a autogeração e esta seja conectada à rede de distribuição. O sistema de geração é um gerador fotovoltaico de 3.1kW_p, que tem apenas fins de estudos, uma vez que

essa potência não é suficiente para atender o Departamento. Nos próximos tópicos serão discutidos todos os itens que o compõem.

4.1.1 Inversor Fronius

O inversor é o responsável de converter a energia dos módulos fotovoltaicos de corrente contínua para corrente alternada. No projeto do departamento foi utilizado o inversor da fornus. O equipamento tem potência nominal de 3.0kW, mais detalhes podem ser visto na folha de dados apresentada na Figura 15.

Figura 15 – Folha de dados inversor Fronius

TECHNICAL DATA FRONIUS PRIMO (3.0-1, 3.5-1, 3.6-1, 4.0-1, 4.6-1)

INPUT DATA	PRIMO 3.0-1	PRIMO 3.5-1	PRIMO 3.6-1	PRIMO 4.0-1	PRIMO 4.6-1
Number of MPP trackers	2				
Max. input current ($I_{dc,max1} / I_{dc,max2}$)	12.0 A / 12.0 A				
Max. array short circuit current (MPP ₁ /MPP ₂)	18.0 A / 18.0 A				
DC input voltage range ($U_{dc,min} - U_{dc,max}$)	80 - 1000 V				
Feed-in start voltage ($U_{dc,start}$)	80 V				
Usable MPP voltage range	80 - 800 V				
Number of DC connections	2 + 2				
Max. PV generator output ($P_{dc,max}$)	4.5 kW _{peak}	5.3 kW _{peak}	5.5 kW _{peak}	6.0 kW _{peak}	6.9 kW _{peak}
OUTPUT DATA	PRIMO 3.0-1	PRIMO 3.5-1	PRIMO 3.6-1	PRIMO 4.0-1	PRIMO 4.6-1
AC nominal output ($P_{ac,l}$)	3,000 W	3,500 W	3,680 W	4,000 W	4,600 W
Max. output power	3,000 VA	3,500 VA	3,680 VA	4,000 VA	4,600 VA
AC output current ($I_{ac,nom}$)	13.0 A	15.2 A	16.0 A	17.4 A	20.0 A
Grid connection (voltage range)	1 - NPE 220 V / 230 V (180 V - 270 V)				
Frequency (frequency range)	50 Hz / 60 Hz (45 - 65 Hz)				
Total harmonic distortion	< 5 %				
Power factor ($\cos \phi_{ac,l}$)	0.85 - 1 ind. / cap.				
GENERAL DATA	PRIMO 3.0-1	PRIMO 3.5-1	PRIMO 3.6-1	PRIMO 4.0-1	PRIMO 4.6-1
Dimensions (height x width x depth)	645 x 431 x 204 mm				
Weight	21.5 kg				
Degree of protection	IP 65				
Protection class	1				
Overvoltage category (DC / AC) ¹⁾	2 / 3				
Night time consumption	< 1 W				
Inverter design	Transformerless				
Cooling	Regulated air cooling				
Installation	Indoor and outdoor installation				
Ambient temperature range	-40 - +55 °C				
Permitted humidity	0 - 100 %				
Max. altitude	4,000 m				
DC connection technology	4x DC+ and 4x DC- screw terminals 2.5 - 16 mm ²				
AC connection technology	3-pole AC screw terminals 2.5 - 16 mm ²				
Certificates and compliance with standards	DIN V VDE 0126-1-1/A1, IEC 62109-1/2, IEC 62116, IEC 61727, AS 4777-2, AS 4777-3, G83/2, G59/3, CEI 0-21, VDE AR N 4105				
EFFICIENCY	PRIMO 3.0-1	PRIMO 3.5-1	PRIMO 3.6-1	PRIMO 4.0-1	PRIMO 4.6-1
Max. efficiency	98.0 %	98.0 %	98.0 %	98.1 %	98.1 %
European efficiency (η_{EU})	96.1 %	96.8 %	96.8 %	97.0 %	97.0 %
MPP adaptation efficiency	> 99.9 %				
PROTECTIVE DEVICES	PRIMO 3.0-1	PRIMO 3.5-1	PRIMO 3.6-1	PRIMO 4.0-1	PRIMO 4.6-1
DC insulation measurement	Yes				
Overload behaviour	Operating point shift, Power limitation				
DC disconnect	Yes				
Reverse polarity protection	Yes				
INTERFACES	PRIMO 3.0-1	PRIMO 3.5-1	PRIMO 3.6-1	PRIMO 4.0-1	PRIMO 4.6-1
WLAN / Ethernet LAN	Fronius Solar.web, Modbus TCP SunSpec, Fronius Solar API (JSON)				
6 inputs and 4 digital in/out	Interface to ripple control receiver				
USB (A socket) ²⁾	Datalogging, inverter update via USB flash drive				
2x RS422 (RJ45 socket) ²⁾	Fronius Solar Net				
Signalling output ²⁾	Energy management (potential-free relay output)				
Datalogger and Webserver	Included				
External input ²⁾	S0-Meter Interface / Input for overvoltage protection				
RS485	Modbus RTU SunSpec or meter connection				

¹⁾ According to IEC 62109-1.

²⁾ Also available in the light version.

Further information regarding the availability of the inverters in your country can be found at www.fronius.com.

Apenas um inversor foi utilizado, e as duas entradas MPPT do inversor sendo ocupadas pelos dois circuitos montados pelos módulos fotovoltaicos.

4.1.2 Módulos Fotovoltaicos

O módulo fotovoltaico é outro elemento do sistema, o módulo utilizado foi da global Brasil sendo o modelo de referência GBR265Wp os dados referentes ao módulo são apresentados na Figura 16. Estes dados serão utilizados no Cap 6.

Figura 16 – Folha de dados do Módulo Fotovoltaico

Módulo Fotovoltaico de Silício Policristalino

Características

Célula:	60 Células - Policristalina - 156x156mm
Tamanho:	1640 x 990 x 40mm
Peso:	19kg
Vidro:	3.2mm - Temperado - Baixo Teor de Ferro Prismático - Anti-Reflexo - Antisujidade
Moldura:	Alumínio Anodizado Fosco
Caixa de Junção:	Weidmüller - 3 Diodos - IP67
Cabos:	TÜV 4mm ² - 800mm
Conectores:	Weidmüller - Compatível MC4
Filme de Proteção:	Backsheets de alta durabilidade com filmes fluorados Kynar Film® by ARKEMA

Performance Elétrica

Performance Elétrica	GBR250p	GBR255p	GBR260p	GBR265p
Potência Nominal Máxima (Pmax)	250W	255W	260W	265W
Tensão de Potência Máxima (Vmp)	30.0V	30.16V	30.24V	30.65V
Corrente de Máxima Potência (Imp)	8.35A	8.46A	8.60A	8.65A
Tensão de Circuito Aberto (Voc)	37.5V	37.56V	37.65V	37.90V
Corrente de Curto-Circuito (Isc)	8.92A	9.07A	9.11A	9.15A
Eficiência do módulo	15,39%	15,70%	16,05%	16,40%
Temperatura de Operação	-40°C a + 85°C			
Tensão Máxima do Sistema	1000 V DC (IEC)			
Corrente Máxima por Fusíveis em Série	20A			
Tolerância de Potência	0~+5W			
Produção Média Mensal de Energia	31,25 kWh	31,88 kWh	32,50 kWh	33,13 kWh
Código BNDES FINAME	3242940	3251257	3251263	3251270
Código MDA (Programa Mais Alimentos)	T17134301	T17134309	T17134317	T17134312

Condição padrão de teste STC: temperatura ambiente de 25°C e irradiância de 1000W/m².

Características de Temperatura

Coefficiente de Temperatura da Pmax	-0,43%/°C
Coefficiente de Temperatura da Voc	-0,34%/°C
Coefficiente de Temperatura da Isc	0,065%/°C
Temperatura Nominal de Funcionamento da Célula (NOCT)	45±2°C

Um total de 12 módulos foram utilizados, sendo divididos em dois circuitos com 6 cada, e cada um sendo conectado a uma entrada MPPT do inversor.

4.2 Estação Meteorológica Instalada

Com o objetivo de obter as variáveis meteorológicas que influenciam na geração fotovoltaica foi instalada uma estação meteorológica junto aos módulos fotovoltaicos. No próximo tópico serão discutidos todos os itens que a compõem.

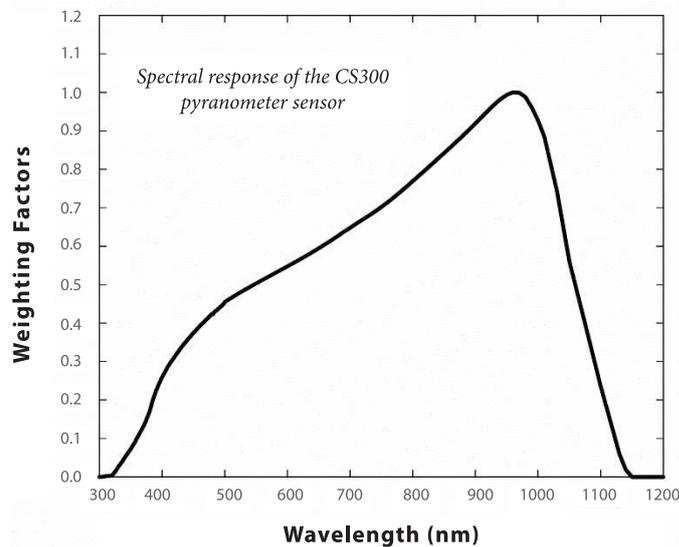
4.2.1 Piranômetro

A irradiância é a variável meteorológica que mais influencia na geração fotovoltaica. Devido a essa importância nos sistemas fotovoltaicos um pirômetro foi montado na mesma inclinação dos módulos fotovoltaicos para ser realizadas as medições de irradiância. O modelo escolhido foi da *campbell scientific* CS300L, mais informações pode ser visto na Figura 17.

Figura 17 – Folha de dados Piranômetro

Specifications

- › Light Spectrum Waveband: 360 to 1120 nm (wavelengths where response is 10 % of maximum)
- › Measurement Range: 0 to 1750 W m⁻² (full sunlight ≈1000 W m⁻²)
- › Absolute Accuracy: ±5% for daily total radiation
- › Sensitivity: 5 W m⁻² mV⁻¹ (0.2 mV W⁻¹ m⁻²)
- › Cosine Correction Error: ±5% at 75° zenith angle; ±2% at 45° zenith angle
- › Response Time: <1 ms
- › Temperature Response: -0.04 ±0.04% per °C
- › Long-term Stability: < 2% per year
- › Operating Temperature Range: -40° to +70°C
- › Relative Humidity Range: 0 to 100%
- › Diameter: 2.4 cm (0.9 in)
- › Height: 2.5 cm (1.0 in)
- › Weight: 65 g (2.3 oz)



Apenas um sensor foi montado próximo aos módulos como pode ser visto no diagrama da Figura 14.

4.2.2 Sensor de temperatura de contato

A temperatura é uma variável meteorológica de importância para os sistemas fotovoltaico, uma vez que está altera os valores de tensão. Um sensor de temperatura de

contato foi colocado para medir a temperatura da célula fotovoltaica. O sensor escolhido foi da ômega RTD de 100 Ω classe B.

4.3 Sistema de Monitoramento e Armazenamento de Dados

O sistema de armazenamento e monitoramento de dados conta com dois datalogger um microcomputador. O sistema ainda não tem um sistema SCADA implementado, mas é um objetivo futuro. Cada sistema opera de forma isolada e independente, as informações de cada um pode ser vista nas próximas seções.

4.3.1 Sistema de Monitoramento do inversor

A Fronius em seus inversores fabricados por ela, integram junto uma placa *datalogger* que permite coletar os dados via o próprio repositório da empresa, bastando apenas configurar o inversor e conectarmos em uma rede Wi-Fi. As variáveis medidas são corrente (cc e ca) e tensão (cc e ca), estas medidas são amostradas a cada 5min registradas no datalogger e estes dados são enviados a um e-mail cadastrado após um dia de aquisição.

4.3.2 Sistema de Monitoramento da Estação Meteorológica

A coleta de dados meteorológicos realizada pelos sensores (pirômetro e temperatura) e monitorada pelo datalogger da *campbell scientific* modelo CR300, este armazena e envia os dados para um microcomputador em tempo real. O sistema faz uma amostragem a cada 5min.

5 SISTEMA DE PREVISÃO DA POTÊNCIA FOTOVOLTAICA COM ESTIMADOR DE PARÂMETROS

Neste capítulo é proposto um método de previsão da potência fotovoltaica com um estimador de parâmetros integrado. O método é uma aplicação de uma rede neural que executa a parte de previsão das variáveis meteorológicas e um algoritmo heurístico para a estimação dos parâmetros em condições reais de operação. Um modelo de predição utilizando dados STC (*standard test conditions*) será desenvolvido em paralelo, com o propósito de mostrar as vantagens e desvantagens de se utilizar dados reais em um processo de identificação e predição da potência futura bem como outras aplicações. A proposta pode ser resumida em: apresentar os dados históricos coletados na estação meteorológica desenvolvida de irradiância e temperatura da célula, para uma rede neural que gerará uma saída que é uma estimativa da previsão da irradiância e temperatura da célula em um horizonte futuro. Posteriormente, os dados meteorológicos previstos servirão de entrada para o modelo matemático do sistema fotovoltaico, sendo que este modelo seus parâmetros já foram estimados tanto em condições reais e em STC. A estimativa da potência gerada será realizada após a conclusão destas duas etapas. Lembrando que os dados utilizados como entrada do modelo estimado são dados oriundos de uma previsão, logo a saída também será uma previsão da potência. Os tópicos seguintes serão discutido com mais detalhes cada parte integrante deste processo antes de chegamos ao modelo desejado.

5.1 Modelo do Sistema fotovoltaico

O modelo do sistema fotovoltaico a ser utilizado nesta pesquisa será o modelo de um único diodo melhorado (*IDS_M*) as equações que descrevem este modelo pode ser visto na Equação 5.1.

$$\left\{ \begin{array}{l} I_{out} = I_{ph} - I_{D_1} - I_{R_{sh}} \\ I_{ph} = \frac{G}{G_{ref, stc}} (I_{sc, stc} + \alpha(T_c - T_{ref, stc})) \\ I_{D_1} = I_{0,1} \left\{ e^{\left[\frac{(V_{out} + R_s I_{out})}{a_1 V_{t1}} \right]} - 1 \right\} \\ I_{R_{sh}} = \frac{V_{out} + I_{out} R_s}{R_{sh}} \\ I_{0,1} = \frac{(I_{sc, stc} + \alpha(T_c - T_{ref, stc}))}{e^{\left(\frac{(V_{oc, stc} + \beta(T_c - T_{ref}))}{a_n V_{tn}} \right)} - 1} \end{array} \right. \quad (5.1)$$

O sistema de Equação 5.1 pode ser escrito como:

$$y_m = h(x, u, c, p) \quad (5.2)$$

Sendo que:

y_m representa o vetor de saída do modelo $[I_{out}]$;

\mathbf{x} representa o vetor de variáveis do modelo $[I_{out}, V_{out}]$;

\mathbf{u} representa o vetor de entradas do modelo $[G, T_c]$;

\mathbf{c} representa o vetor de constantes do modelo $[q, k, G_{ref, stc}, T_{ref, stc}]$;

\mathbf{p} representa o vetor de parâmetros do modelo $[I_{sc}, V_{oc}, a_1, R_{sh}, R_s, \alpha, \beta]$;

Como pode-se observar a saída do modelo I_{out} também é a variável do mesmo, isto caracteriza uma função implícita em I_{out} . E a solução desta equação requer a resolução numérica da equação Equação 5.2 utilizando o método de Newton-Raphon.

5.2 Estimação de Parâmetros de Sistemas Fotovoltaicos

Neste tópico mostrará as duas abordagens de estimação adotadas nesta pesquisa. Uma abordagem é a estimativa dos parâmetros em condições STC, este ponto de operação pode ser obtido na folha de dados do módulo fotovoltaico. O erro de trabalhar com parâmetros obtidos em STC, é que foi considerado apenas uma condição de operação, com isso um segundo método de estimação foi desenvolvido e apresentado como uma solução para estimar os parâmetros em condições de operação.

5.2.1 Estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos usando condições STC (*Datasheets*)

Na estimação em STC, é necessário estimar apenas os valores de R_{sh} , R_s e a_1 . Uma vez que os outros valores do vetor de parâmetros como $[I_{sc}, V_{oc}, \alpha, \beta]$ são fornecidos pela folha de dados. Então se tem o trabalho apenas de resolver as equações do modelo (5.1) e explicitar os 3 parâmetros. Em (Mendalek; Al-Haddad, 2017) o autor desenvolve estas equações que são apresentadas a seguir:

$$-I_{MPP, STC} + I_{SC, STC} - \frac{V_{MPP, STC} + R_s(I_{MPP, STC} - I_{SC, STC})}{R_{sh}} - \left(I_{SC, STC} - \frac{V_{OC, STC} - R_s I_{SC, STC}}{R_{sh}} \right) e^{\frac{V_{MPP, STC} + R_s I_{MPP, STC} - V_{OC, STC}}{a_1 (N_{cs} V_t, 1)}} = 0 \quad (5.3)$$

$$I_{MPP,STC} - V_{MPP,STC} \frac{\frac{1}{R_{sh}} + M(R_s, R_{sh}, a_1)}{1 + \frac{R_s}{R_{sh}} + R_s M(R_s, R_{sh}, a_1)} = 0 \quad (5.4)$$

$$-\frac{1}{R_{sh}} + \frac{\frac{1}{R_{sh}} + N(R_s, R_{sh}, a_1)}{1 + \frac{R_s}{R_{sh}} + R_s N(R_s, R_{sh}, a_1)} = 0 \quad (5.5)$$

Sendo que:

$$M(R_s, R_{sh}, a_1) = \frac{\left(I_{SC,STC} - \frac{V_{OC,STC} - R_s I_{SC,STC}}{R_{sh}} \right)}{a_1 (N_{cs} V_{t,STC})} e^{\frac{V_{MPP,STC} + R_s I_{MPP,STC} - V_{OC,STC}}{a_1 (N_{cs} V_{t1})}} \quad (5.6)$$

$$N(R_s, R_{sh}, a_1) = M(R_s, R_{sh}, a_1) e^{-\frac{R_s I_{MPP,STC}}{a_1 (N_{cs} V_{t1})}} \quad (5.7)$$

Com as equações (5.3) a (5.5), se têm um sistema não linear de 3 equações com 3 variáveis, bastando apenas utilizar um solver numérico para estimar os valores de R_{sh} , R_s e a_1 nas condições STC.

5.2.2 Estimação de parâmetros usando medidas reais

A proposta de estimar parâmetros com medidas reais foi resolvida adequando um método de otimização a sistemas fotovoltaicos. O método escolhido funciona de forma similar como explicado na subseção 2.3.2. O método escolhido para este trabalho é baseado em mapeamento de média e variância (MVMO). Este método foi escolhido porque para populações pequenas o método é mais rápido comparado com outros algoritmos tradicionais como (PSO) e (AG) (ERLICH; VENAYAGAMOORTHY; WORAWAT, 2010).

No método MVMO proposto em (ERLICH; VENAYAGAMOORTHY; WORAWAT, 2010), inicialmente são determinadas as faixas em que se deseja fazer a busca para o valor de cada parâmetro (p_{max}, p_{min}) e estes são normalizados, pertencendo ao intervalo de 0 a 1. Dessa forma, as soluções ficam confinadas nessa região, o que reduz a chance de divergência. A cada iteração do método, é gerada uma população de n indivíduos (vetores de parâmetros) e estes são classificados de acordo com os respectivos erros. Também é calculada a média, \bar{x}_i , e a variância v_i , de cada um dos parâmetros x_i dentro da geração, seguindo as equações (5.8) e (5.9).

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_1^j x_i(j) \quad (5.8)$$

$$v_i = \frac{1}{n} \sum_1^j (x_i(j) - \bar{x}_i)^2 \quad (5.9)$$

A seleção pelo indivíduo mais apto se dá por aquele que apresenta menor erro. Este é usado como base para gerar a próxima população, feita por meio das operações de seleção, mutação e *crossover*. Primeiramente, são selecionados os genes (parâmetros) que sofrerão mutação e quais permanecerão sem alteração. A seleção pode ser feita de maneira aleatória ou por meio de uma janela móvel.

Selecionados os genes, são então gerados valores aleatórios para cada um deles dentro do intervalo de 0 a 1, aqui chamados de x'_i . Estes valores passarão por uma transformação calculada com base na média e na variância obtida na população anterior, resultando nos valores dos parâmetros x_i da nova geração. Essa transformação é dada por (5.10), onde $h_x = h(u_i = x'_i)$, $h_0 = h(u_i = 0)$ e $h_1 = h(u_i = 1)$. A função h (também chamada de função de mapeamento) é descrita em (5.11).

$$x_i = h_x + (1 - h_1 + h_0) x'_i - h_0 \quad (5.10)$$

$$h(\bar{x}_i, S_{i1}, S_{i2}, u_i) = \bar{x}_i \left(1 - e^{(-u_i S_{i1})}\right) + (1 - \bar{x}_i) e^{([1-u_i] S_{i1})} \quad (5.11)$$

Os fatores de forma S_{i1} e S_{i2} possibilitam focar a busca em determinadas regiões do intervalo $[0,1]$. Caso os fatores sejam iguais, o enfoque é dado na região próxima ao valor de x_i . Entretanto, se os fatores forem diferentes, há um enfoque maior nas regiões acima ou abaixo do valor médio. Para o cálculo dos fatores de forma, é utilizada a equação (5.12), onde f_s , chamado de fator de escala, possibilita que seja feita uma busca global em todo o intervalo ou mais focada em uma certa região.

$$s_i = -f_s \ln(v_i) \quad (5.12)$$

Feitas as mutações, inicia-se o *crossover*. Nesta etapa os genes que não sofreram modificações são herdados diretamente do indivíduo mais apto da geração anterior e então combinados com os que sofreram mutações. Os indivíduos gerados são então classificados de acordo com seu erro e o ciclo se inicia novamente, até que seja atingido um nível de erro menor do que o pré-definido.

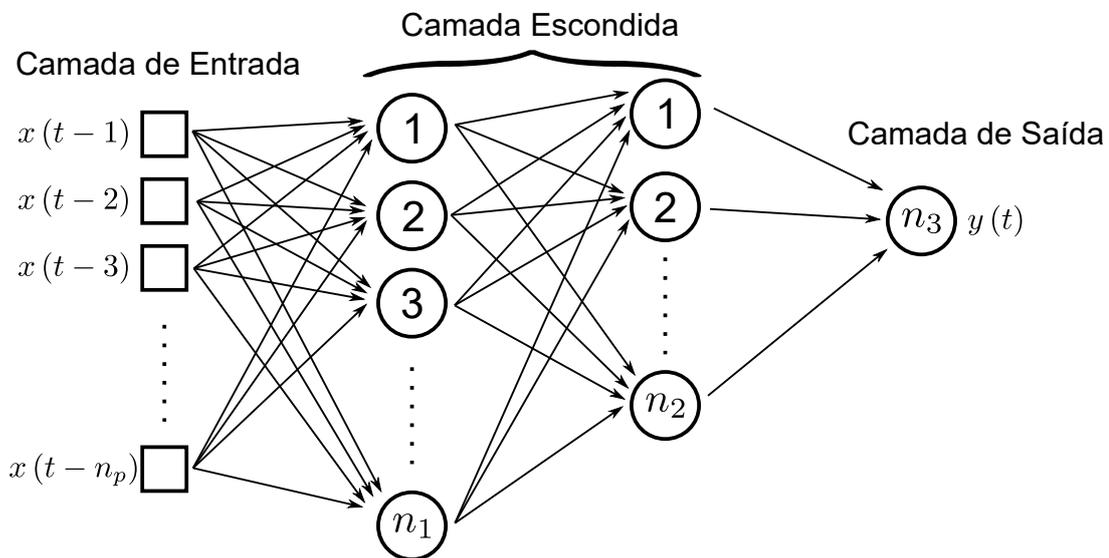
5.3 Previsão das Variáveis Meteorológicas

Diversos algoritmos são utilizados para fazer a previsão em um horizonte futuro, para este trabalho as redes neurais artificiais foram escolhidas. As redes neurais artificiais (RNA)

são sistemas que simulam a forma de aprendizado e de processamento de informações do cérebro humano. Utilizando neurônios artificiais, a rede desenvolve capacidade de generalização e passa a conseguir solucionar problemas inéditos que lhe são apresentados.

Para o problema proposto aqui, propõe-se uma PMC (perceptron multicamadas) como pode ser visto na Figura 18. Esta que será utilizada para prever valores futuros de variáveis climáticas que influenciam diretamente na produção de potência fotovoltaica. A escolha destas variáveis a serem estimadas levou em consideração o nível de influência que proporcionam no sistema fotovoltaico alterando de forma direta a potência produzida, desta forma foram escolhidas a temperatura (T) e a radiação global (G).

Figura 18 – Modelo Proposto Com Estimação com dados Reais



Para esta aplicação, a rede PMC proposta operará com a configuração TDNN (Time delay neural network). Nesta configuração, a estimação dos valores de saída futuros (a partir de t (tempo)) é feita com base em parâmetros passados, desta forma a rede possui a seguinte relação entre entradas (x) e saídas (y) (SILVA; SPATTI; FLAUSINO, 2010):

$$y(t) = f(x(t-1), x(t-2), x(t-3), \dots, x(t-n_p)) \quad (5.13)$$

Onde n_p é o tamanho da janela que será considerada na predição, ou seja, é o número de amostras passadas que serão consideradas para se prever a amostra no instante t . Para o funcionamento correto da rede, deve ser feito um tratamento sobre os dados de entrada de modo que estes mesmos dados sejam utilizados como as saídas desejadas, para o aprendizado supervisionado. Desta forma, o funcionamento da rede ocorre da seguinte maneira: para n_p amostras de entrada, a saída $n_p + 1$ será estimada, esta então é comparada com a saída desejada da rede. Esta saída desejada é dada pela amostra de

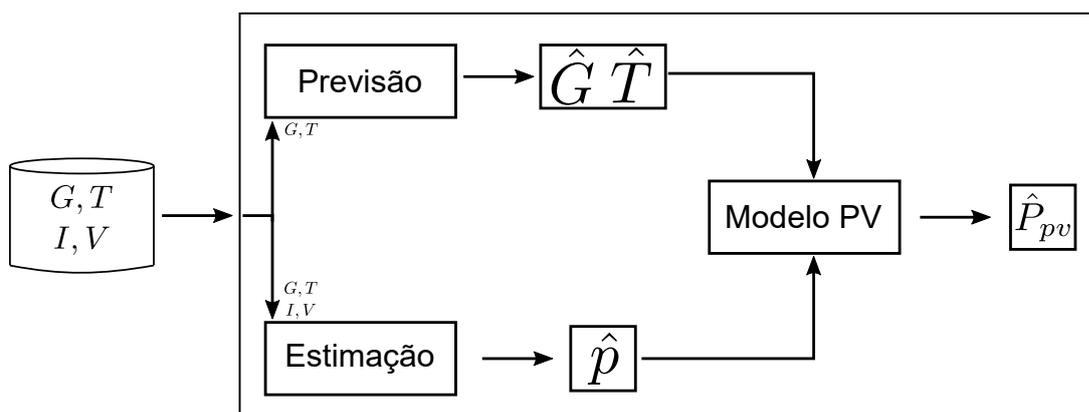
entrada $n_p + 1$. Posteriormente, a janela se desloca em uma posição, de modo que um novo conjunto de amostras de entrada (incluindo a amostra de entrada $n_p + 1$) seja lido pela rede, com isto, a rede retornará um valor de saída $n_p + 2$. Este será comparado com o valor de saída desejado dado pela amostra de entrada $n_p + 2$. O processo deve se repetir até que se esgotem as amostras de entrada (SILVA; SPATTI; FLAUSINO, 2010).

5.4 Modelo Previsão Integrado Com o Estimador

Após apresentado todas as partes que compõem a previsão fotovoltaica com estimador de parâmetros. Vamos Descrever como todas as partes se interagem e forma junta o modelo proposto.

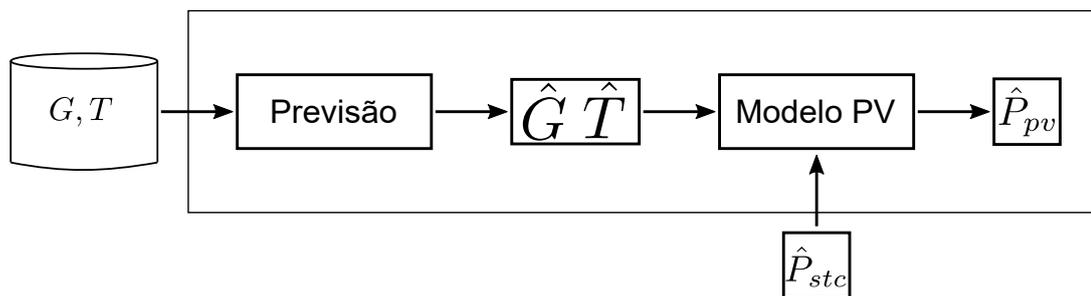
Primeiro passo é a definição do modelo do sistema fotovoltaico, o segundo passo é realizar a estimação de seus parâmetros usando medidas reais, em paralelo a esse passo, é executada a previsão das variáveis meteorológicas, como a irradiância e a temperatura são preditas pela rede neural, então estes dados são apresentados ao modelo já com os parâmetros estimados, obtendo assim a predição da potência fotovoltaica. Estes passos podem ser vistos na Figura 19.

Figura 19 – Modelo Proposto Com Estimação com dados Reais



Uma observação importante é que este modelo requer que se tenha dados históricos da planta fotovoltaica para que o estimador consiga ajustar os parâmetros, por isso que se pode fazer uma aproximação dos dados de operação real, para os dados de operação em STC, uma vez que estes dados podem ser obtidos consultando apenas a folha de dados dos módulos. Por este motivo o modelo apresentado na Figura 20 é desenvolvido, como uma alternativa quando não se tem dados históricos da planta fotovoltaica.

Figura 20 – Modelo Proposto Com estimação STC



Com os modelos desenvolvidos, agora se tem embasamento para que nos próximos capítulos sejam apresentados os resultados bem como as discussões.

6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo será apresentado os resultados obtidos e discussões desta pesquisa. No primeiro momento será mostrado os resultados da estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos em STC e em condições reais de operação. Posteriormente é apresentado a previsão de variáveis meteorológicas (G, T), e finalmente a previsão da potência fotovoltaica.

6.1 Estimador de parâmetros de sistemas fotovoltaicos

O processo de estimação foi baseado em dois métodos, o primeiro método utilizando-se apenas dos dados do *datasheet*, já o segundo utiliza-se de medidas reais.

6.1.1 Estimação de parâmetros de sistemas fotovoltaicos para Condições STC

A estimação de parâmetros foi realizada para o módulo GBR265Wp da empresa Global Brasil que pode ser visto na subseção 4.1.2. Para realizar a estimação utilizou às características apresentadas na Tabela 2, estas informações são necessárias para utilizar o método proposto na subseção 5.2.1. Uma vez que estes valores são conhecidos apenas os valores de R_{sh} , R_s e a_1 serão estimados.

Tabela 2 – Valores das Características STC do Módulo GBR265W

Parâmetro	Folha de Dados
V_{oc}	37.9 V
V_{mp}	30.65 V
I_{sc}	9.15 A
I_{mp}	8.65 A
α	0.0059475 A/K
β	-0.12886 V/K

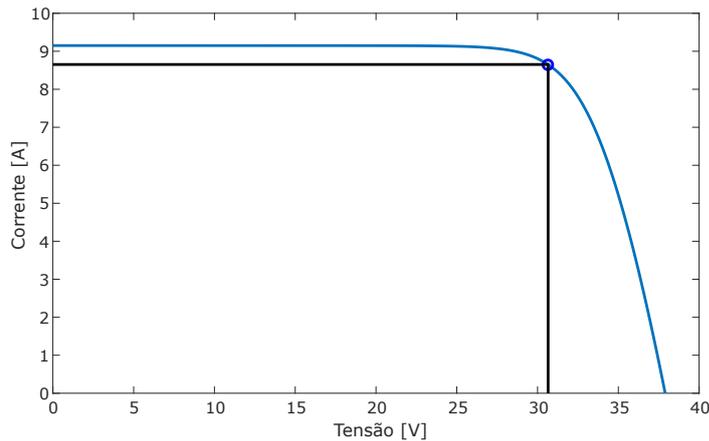
Os parâmetros são obtidos com base nas equações apresentadas na subseção 5.2.1, e usando a função *"fsolve"* do MATLAB para resolver o sistema. Os valores estimados e valores iniciais podem ser vistos na Tabela 3.

Tabela 3 – Valores Estimados

Parâmetro	Condição inicial	Valor Final
R_{sh}	3000	12194.2049
R_s	1	0.293847
a_1	1	1.048977

A curva $V - I$ do módulo fotovoltaico usando os parâmetro estimados pode ser vista na Figura 21. Uma observação importante é notar que os valores de $I_{mp} = 8.65A$ e $V_{mp} = 30.65V$ presentes no *datasheet* se preservam, para uma irradiância de $G = 1000w/m^2$ e uma temperatura de $T = 25C$, que são os valores típicos executados em testes STC.

Figura 21 – Resultado da Curva $V \times I$ Obtido Para o Módulo GBR265Wp em STC



6.1.2 Estimação de Parâmetros para Condições Reais de Operação

A estimação de parâmetros para situação real de operação faz uso das medidas coletadas como foi apresentado no Capítulo 4. Relembrando o processo de estimação em que se necessita de dois conjuntos de medidas um para o processo de estimação e outro para a validação. Atendendo ao que foi proposto, então foi escolhido como o conjunto de medidas para estimação de dois dias (dia 1 e dia 2) e o segundo conjunto de medidas para validação de um dia (dia 3), sendo assim, formando os dois conjuntos necessários para fazer a estimação. Na estimação em condições reais de operação foram estimados todos os sete parâmetros do modelo $[I_{sc}, V_{oc}, a_1, R_{sh}, R_s, \alpha, \beta]$. A região de busca (p_{min}, p_{max}) foi definida como apresentado na Tabela 4.

Tabela 4 – Valores Máximo e Mínimos dos Parâmetros Para Módulo Fotovoltaico

Parâmetro	p_{min}	p_{max}
I_{sc}	8	10
V_{oc}	30	40
a_1	0.75	1.5
R_{sh}	100	15000
R_s	0	1
α	0	0.1
β	-0.1	0

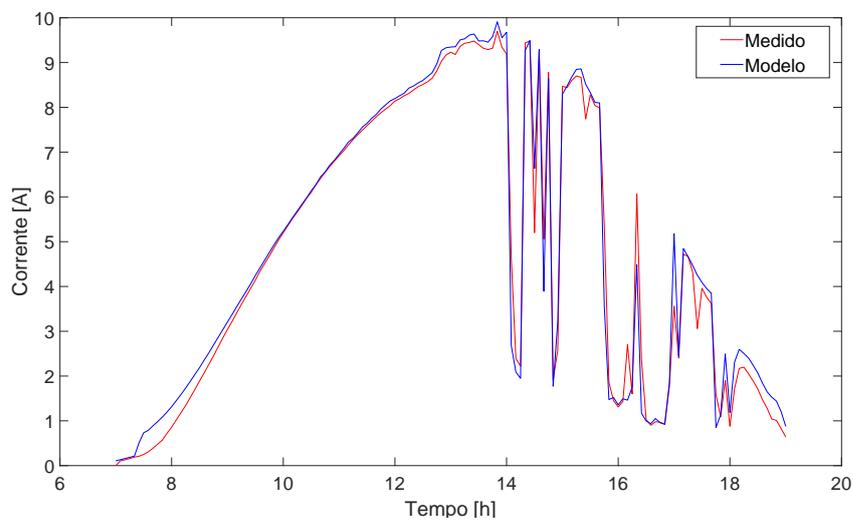
O método MVMO apresentado subseção 5.2.2 foi usado para estimar os valores dos parâmetros do modelo fotovoltaico delimitado com a região de busca apresentada na Tabela 4. Para a estimação foi utilizado as medidas dos dias 1 e 2. O método foi executado 20 vezes para um número de mutações igual a 3 e a média dos resultados é apresentada na Tabela 5. Os parâmetros convergiram para uma região próxima, com uma média de 1000 gerações e um tempo médio de 180s para um processador *i5 – 7400 3.00GHz*.

Tabela 5 – Parâmetros Estimados Para às Medidas do Dia 1 e 2

Parâmetro	Dia 1	Dia 2	Média
I_{sc}	8.7660	8.7209	8,74345
V_{oc}	35.0963	34.2806	34,68845
a_1	1.0261	1.0759	1,0510
R_{sh}	6640.0403	6282.4840	6461,2622
R_s	0.0042	0.0168	0.0105
α	0.0171	0.0346	0,0259
β	-0.0459	-0.0195	0,0327
$J(p)$	$2.9381e^{-5}$	$2.9955e^{-5}$	-

Com os valores dos parâmetros estimados, agora inicia-se o processo de validação. A validação foi feita utilizando as medidas do dia 3. A saída do modelo foi comparada com os valores reais medidos para o dia 3. Na Figura Figura 22 é mostrado o valor real medido, e o valor simulado utilizando o conjunto de parâmetros estimados utilizando os dados dos dias 1 e 2.

Figura 22 – Desempenho do MVMO como Estimador de Parâmetros



O resultado evidência o bom comportamento do modelo em representar o sistema

real na maior parte do dia. Apenas em alguns pontos pode ser observada alguns valores fora do erro médio, que podem ter ocorridos por erros de medidas ou interferências externas entre outros.

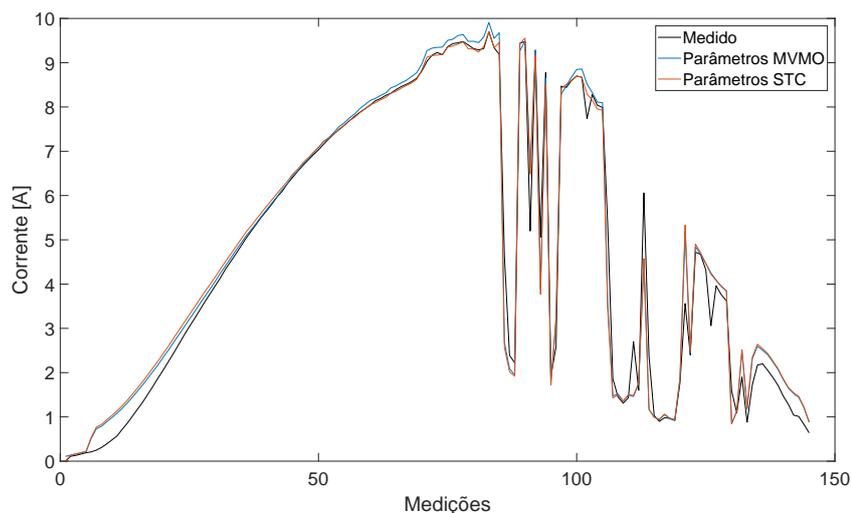
Com todos os parâmetros estimados, como apresentado na Tabela 6. Pode-se notar a diferença entre os parâmetros em condições reais e em condições STC.

Tabela 6 – Resultados Obtidos nos métodos STC e MVMO

Parâmetro	STC	MVMO
I_{sc}	9.15	8,74345
V_{oc}	37.9	34,68845
a_1	1.0490	1,0510
R_{sh}	12194.2049	6461,2622
R_s	0.2938	0.0105
α	0.0059475	0,0259
β	-0.1289	-0,0327
Erro (%)	3.1416	3.1275

A estimação em condições reais obteve um comportamento melhor que a estimação em STC, este fato se dá pelo erro absoluto relativo. Mas na Figura 23 pode-se ver o comportamento de ambos os métodos comparados com o valor real medido.

Figura 23 – Comparação Entre os Métodos de Estimação de Parâmetros



A diferença entre os conjuntos de parâmetros estimados a STC e usando (MVMO) que representa o modelo, pode ser explicada que quando se estima em condições STC, leva-se apenas em consideração um ponto de operação ($G = 1000W/m^2$ e $T = 25C$),

enquanto que em condições reais o MVMO considera a variação que se tem em um dia, obtendo um conjunto de parâmetros ótimos que atenda a todos os pontos de operação.

Com os parâmetros estimados agora serão apresentados os resultados da predição das variáveis meteorológicas.

6.2 Previsão das Variáveis Meteorológicas

A previsão fotovoltaica depende das variáveis meteorológicas que estão diretamente relacionadas com a produção de potência. Para este trabalho apenas a irradiância e a temperatura da célula serão consideradas. As medidas foram coletadas conforme apresentado no Capítulo 4, mas na Tabela 7 é mostrado como estas medidas foram tratadas para serem posteriormente usadas para previsão da irradiância e temperatura da célula pela rede neural.

Tabela 7 – Organização das Medidas de Irradiância e Temperatura Para Serem Usadas Pela RNA

Mês	Amostas por Dia	Amostras Para Treinamento	Amostras Para Teste
Março	133	2793 (21)	665 (5)
Abril	133	2793 (21)	665 (5)
Maior	133	2793 (21)	665 (5)

O número de amostras por dia têm 133 medições. Em um processo envolvendo redes neurais é um consenso o uso de 70% das amostras para treino e 15% para teste e 15% para validação, com esta separação os dados foram organizados em três sub conjuntos, cada subconjunto foi considerado um mês, e foram considerados apenas três meses. O motivo de se ter poucos dados para análise e não se fazer outras separações para análise dos dados é que a estação meteorológica foi recentemente implementada, por isso tendo poucos dados a serem analisados. Considerando um mês de 30 dias temos que 75% dos dias equivalem a 2793 medições (21 dias) enquanto que 15% representa 665 medições (5 dias) e por fim restando 4 dias para a validação. Um tratamento muito utilizado nas redes neurais e a normalização dos dados, no caso da irradiância foi normalizada pela irradiância a céu claro ($G_{ref} = 1366W/m^2$) e para temperatura $T_{ref} = 100C$.

A proposta de previsão da irradiância e da temperatura da célula foi utilizar uma rede neural artificial com atraso no tempo como apresentado no seção 5.3. Foi realizada uma análise para encontrar a melhor topologia para determinar o número ideal de amostras n_p da camada de entrada e o número de camadas escondidas e quantidades de neurônios em cada. A camada de saída é apenas um neurônio desde que é apenas uma variável que está sendo predita (vide Figura 18). Foram consideradas quatro atrasos temporais para a camada de entrada com n_p igual a 37; 73; 133; 266 amostras (que corresponde a 3h; 6h;

11h e 22h, respectivamente). Além disso foram testadas nove configurações de camada escondida, variando de uma a três camadas. No total foram geradas 36 topologias como é apresentado na Tabela 8.

Tabela 8 – Topologias Considerando Número de Atrasos e Neurônios por camada Escondida.

Topologia	Camada de Entrada	Camada Escondida (Número de Neurônios)		
	Número de Atrasos n_p	Camada 1	Camada 2	Camada 3
T1	37	5	0	0
T2	37	15	0	0
T3	37	25	0	0
T4	37	5	5	0
T5	37	10	5	0
T6	37	5	10	0
T7	37	5	5	5
T8	37	5	10	5
T9	37	10	5	5
T10	73	5	0	0
T11	73	15	0	0
T12	73	25	0	0
T13	73	5	5	0
T14	73	10	5	0
T15	73	5	10	0
T16	73	5	5	5
T17	73	5	10	5
T18	73	10	5	5
T19	133	5	0	0
T20	133	15	0	0
T21	133	25	0	0
T22	133	5	5	0
T23	133	10	5	0
T24	133	5	10	0
T25	133	5	5	5
T26	133	5	10	5
T27	133	10	5	5
T28	266	5	0	0
T29	266	15	0	0
T30	266	25	0	0
T31	266	5	5	0
T32	266	10	5	0
T33	266	5	10	0
T34	266	5	5	5
T35	266	5	10	5
T36	266	10	5	5

O treino da rede foi realizado um para cada mês e o teste e validação para dias do mesmo mês. Nos próximos tópicos será apresentado os resultados obtidos pelo treinamento e validação da rede para os dados apresentados a rede.

6.2.1 Previsão da Irradiância

Após a execução de todos os treinamentos, foi selecionado dentre as 36 topologias as cinco melhores, e logo em seguida as cinco topologias foram ranqueadas e mostradas na Tabela 9, este ranqueamento foi feito para cada mês em específico para o seu próprio banco de amostras de irradiância.

Tabela 9 – Melhores Topologias da RNA Após o Treinamento Para Irradiância

Mês	Topologia	Camada de Entrada	Camada De Saída			Erro	Classificação
		n_p	C1	C2	C3		
Março	T29	22	15	0	0	$5.1854e^{-03}$	1
	T36	22	10	5	5	$5.4196e^{-03}$	2
	T30	22	25	0	0	$5.7656e^{-03}$	3
	T34	22	5	5	5	$6.3426e^{-03}$	4
	T21	11	25	0	0	$6.6960e^{-03}$	5
Abril	T30	22	25	0	0	$3.3706e^{-03}$	2
	T36	22	10	5	5	$3.6132e^{-03}$	3
	T29	22	15	0	0	$4.2355e^{-03}$	1
	T34	22	5	5	5	$4.4666e^{-03}$	4
	T12	6	25	0	0	$4.4900e^{-03}$	5
Maio	T29	22	15	0	0	$2.4088e^{-03}$	1
	T27	11	10	5	5	$2.7488e^{-03}$	3
	T32	22	10	5	0	$3.0355e^{-03}$	4
	T30	22	25	0	0	$3.2393e^{-03}$	2
	T35	22	5	10	5	$3.2786e^{-03}$	5

Na Tabela 9 pode ser verificado que a melhor topologia é a T29, uma vez que a mesma conseguiu representar a previsão de dois meses (Março e Maio) com um erro de treinamento menor. Agora na etapa de validação as 5 topologias foram comparadas com a medição do dia seguinte. Esta comparação é apresentada nas Figura 24, Figura 25 e Figura 26.

Figura 24 – Desempenho da Previsão da Irradiância das Melhores Topologias Para o mês de Março 2019

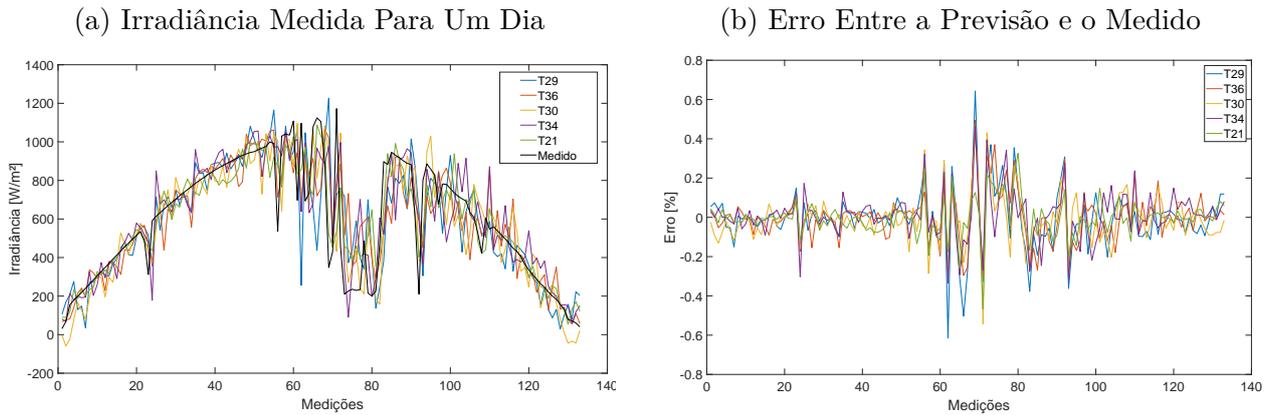


Figura 25 – Desempenho da Previsão da Irradiância das Melhores Topologias Para o mês de Abril 2019

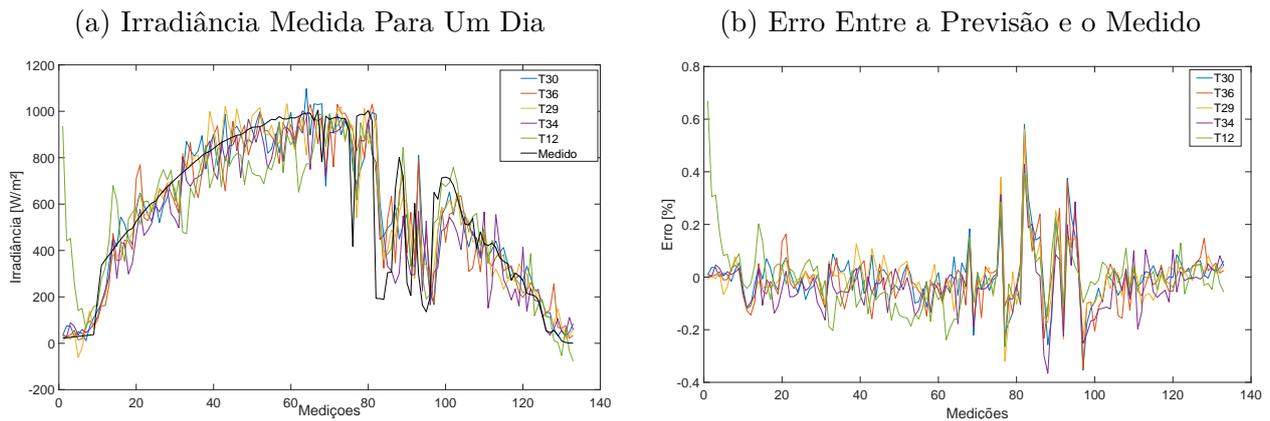
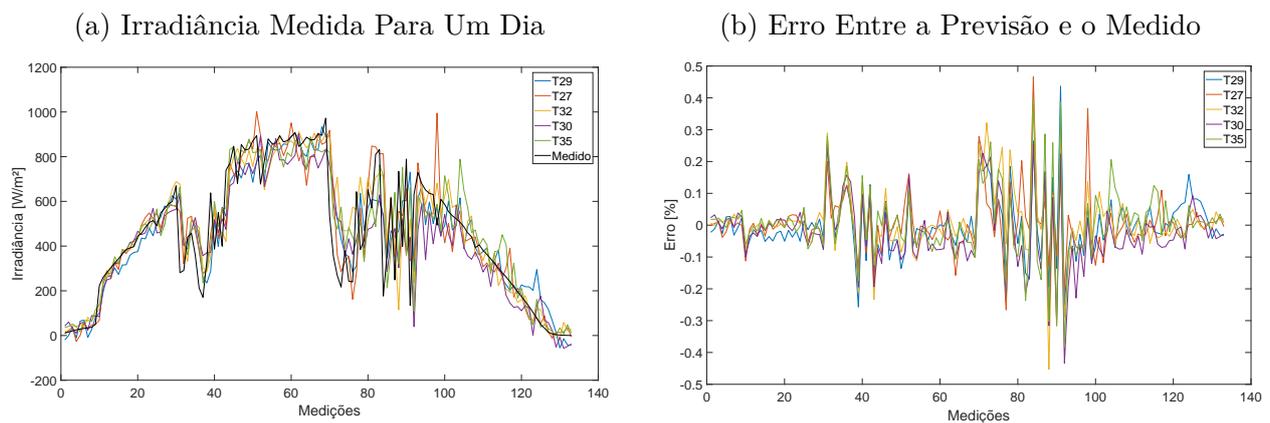


Figura 26 – Desempenho da Previsão da Irradiância das Melhores Topologias Para o mês de Maio 2019



Com o teste da validação pode-se ver na Tabela 10 que as redes que teve melhor desempenho não foram as mesmas obtidas no treinamento, e não teve uma topologia em comum em todos os meses analisados. Mas todas as topologias tiveram bom desempenho com um erro absoluto relativo menor que 10%.

Tabela 10 – Resultado da Validação Para Irradiância

Mês	Topologia	Camada de Entrada	Camada De Saída			Erro (%)	Classificação
		n_p	C1	C2	C3		
Março	T29	22	15	0	0	9.8671	5
	T36	22	10	5	5	8.4021	3
	T30	22	25	0	0	8.9518	4
	T34	22	5	5	5	8.1483	2
	T21	11	25	0	0	6.0581	1
Abril	T30	22	25	0	0	7.0392	2
	T36	22	10	5	5	7.6229	3
	T29	22	15	0	0	6.6737	1
	T34	22	5	5	5	7.8285	4
	T12	6	25	0	0	8.6204	5
Maio	T29	22	15	0	0	6.7370	3
	T27	11	10	5	5	5.6988	1
	T32	22	10	5	0	6.5935	2
	T30	22	25	0	0	7.8646	5
	T35	22	5	10	5	7.3818	4

Agora estas topologias estão aptas para serem utilizadas na previsão fotovoltaica, mas antes o mesmo processo será refeito para temperatura com o objetivo de selecionar as melhores topologias para serem usadas com os resultados obtidos da irradiância.

6.2.2 Previsão da Temperatura da Célula Fotovoltaica

Assim como realizado para irradiância a Tabela 11 mostra os 5 melhores desempenhos dos treinamentos realizados para o banco de dados da temperatura da célula fotovoltaica.

Tabela 11 – Melhores Topologias da RNA Após o Treinamento Para Temperatura da Célula

Mês	Topologia	Camada de Entrada	Camada De Saída			Erro (%)	Classificação
		n_p	C1	C2	C3		
Março	T31	22	5	5	0	$2.2653e^{-04}$	2
	T30	22	25	0	0	$2.4933e^{-04}$	1
	T36	22	10	5	5	$2.7997e^{-04}$	3
	T34	22	5	5	5	$2.8040e^{-04}$	4
	T29	22	15	0	0	$2.8324e^{-04}$	5
Abril	T29	22	15	0	0	$1.3725e^{-04}$	1
	T28	22	5	0	0	$1.6074e^{-04}$	2
	T32	22	10	5	0	$1.6258e^{-04}$	3
	T31	22	5	5	0	$1.7695e^{-04}$	4
	T23	11	10	5	0	$1.8129e^{-04}$	5
Maio	T32	22	10	5	0	$5.3336e^{-05}$	2
	T30	22	25	0	0	$9.5816e^{-05}$	1
	T36	22	10	5	5	$1.0810e^{-04}$	3
	T31	22	5	5	0	$1.1278e^{-04}$	4
	T34	22	5	5	5	$1.3500e^{-04}$	5

Na Tabela 11 pode ser verificado que a melhor topologia é T30, uma vez que a mesma conseguiu representar a previsão de dois meses (Março e Maio) mesmo não tendo um erro de treinamento melhor que as topologias T31 e T32, mas esta apresentou um bom desempenho em ambos os meses. Agora na etapa de validação as 5 topologias foram comparadas com a medição do dia seguinte. Esta comparação é apresentada nas Figura 27, Figura 28 e Figura 29.

Figura 27 – Desempenho da Previsão da Temperatura das Melhores Topologias Para o mês de Março 2019

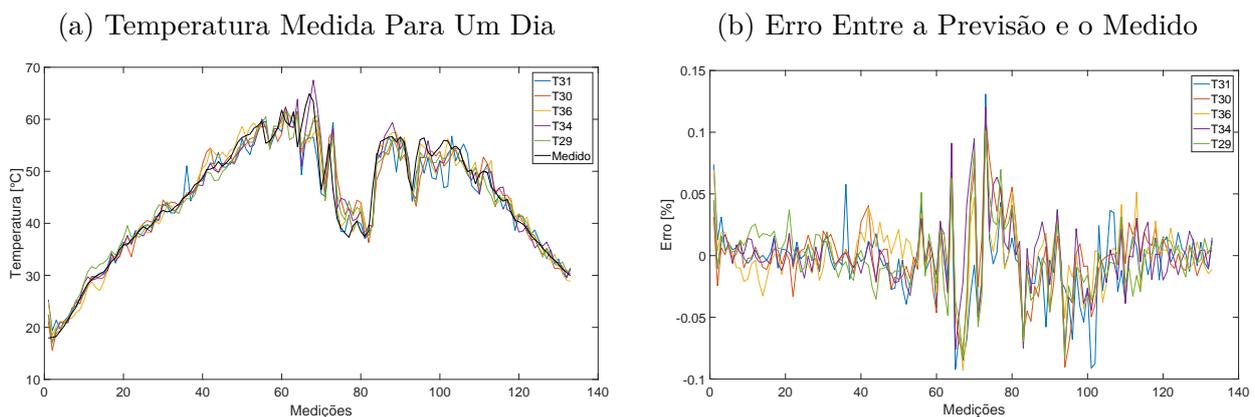


Figura 28 – Desempenho da Previsão da Temperatura das Melhores Topologias Para o mês de Abril 2019

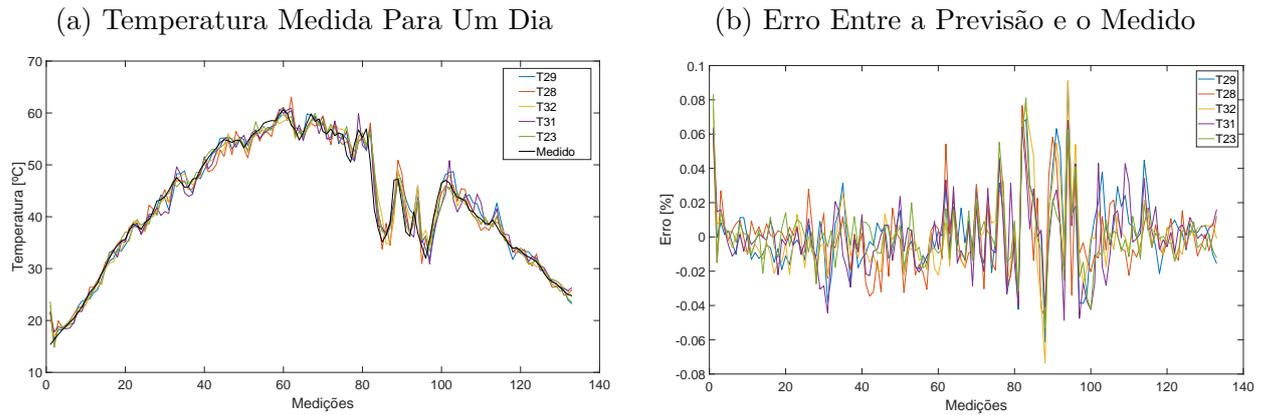
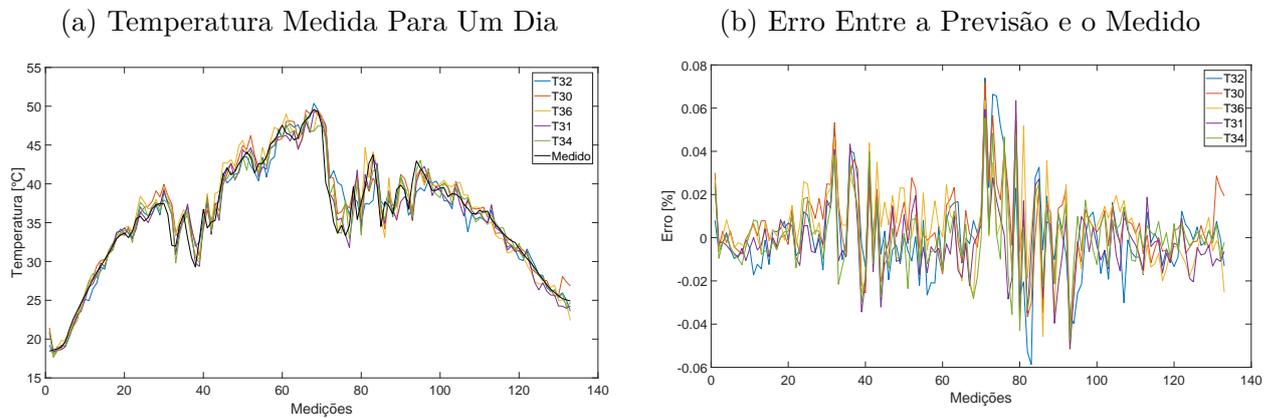


Figura 29 – Desempenho da Previsão da Temperatura das Melhores Topologias Para o mês de Maio 2019



O mesmo comportamento avaliado na validação da irradiância pode ser observado na validação da temperatura, entretanto os valores da validação da temperatura foram melhores. As topologias selecionadas apresentaram um erro absoluto relativo menor ou igual a 2.0% mostrado na Tabela 12, mostrando o bom desempenho da Rede Neural em prever o comportamento futuro da temperatura da célula fotovoltaica.

Tabela 12 – Resultado da validação Para Temperatura

Mês	Topologia	Camada de Entrada	Camada De Saída			Erro (%)	Classificação
		n_p	C1	C2	C3		
Março	T31	22	5	5	0	1.9906	3
	T30	22	25	0	0	2.0137	5
	T36	22	10	5	5	1.7644	1
	T34	22	5	5	5	1.8572	2
	T29	22	15	0	0	2.0000	4
Abril	T29	22	15	0	0	1.5351	4
	T28	22	5	0	0	1.5285	3
	T32	22	10	5	0	1.4793	2
	T31	22	5	5	0	1.5393	5
	T23	11	10	5	0	1.2240	1
Maio	T32	22	10	5	0	1.3750	5
	T30	22	25	0	0	1.2606	3
	T36	22	10	5	5	1.3415	4
	T31	22	5	5	0	1.2422	2
	T34	22	5	5	5	1.1810	1

Agora com as topologias da temperatura da célula selecionadas e validadas, podemos fazer a validação do método de previsão da potência fotovoltaica com estimador de parâmetros.

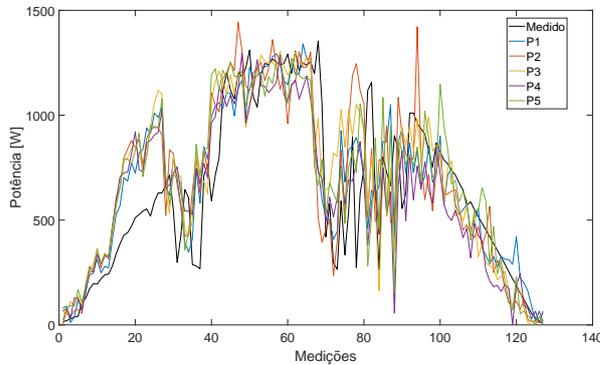
6.3 Previsão da Potência Fotovoltaica

Todos os passos feitos até aqui serviram para construir o método de previsão da potência fotovoltaica com estimador de parâmetros integrado. Primeiro passo foi a obtenção de um banco de dados (medidas), segundo passo foi a validação do modelo do sistema fotovoltaico em paralelo com a previsão das variáveis meteorológicas (G,T). Todos esses passos já foram executados nos tópicos anteriores, restando agora a última parte do método que é a previsão da potência fotovoltaica para um horizonte futuro.

Foram realizadas duas abordagens: uma previsão fotovoltaica utilizando parâmetros obtidos por estimação em condições reais (MVMO) mostrado na Figura 30 e outra com parâmetros estimados em condições em STC mostrado na Figura 31.

Figura 30 – Desempenho da Previsão da Potência Fotovoltaica Para Dados do Mês de Maio Com Parâmetros Estimados Em Condições Reais

(a) Previsão da Potência Fotovoltaica Para Um Dia



(b) Erro Entre a Previsão e o Medido

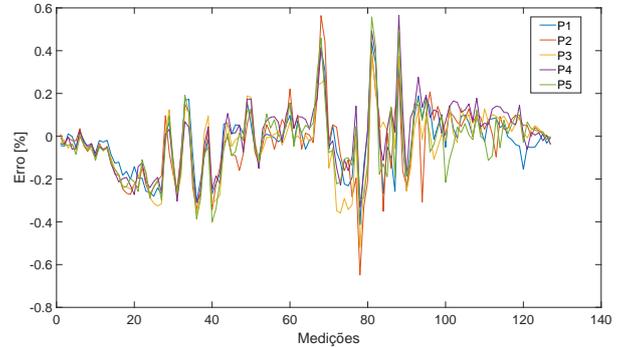
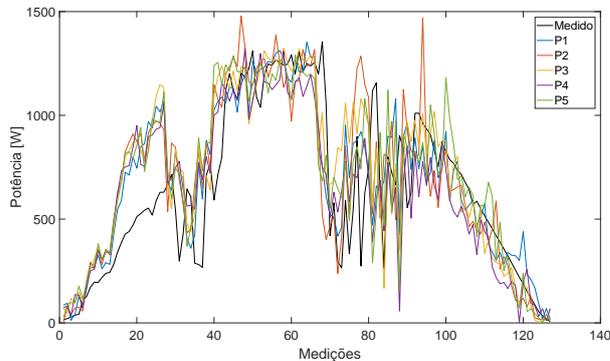
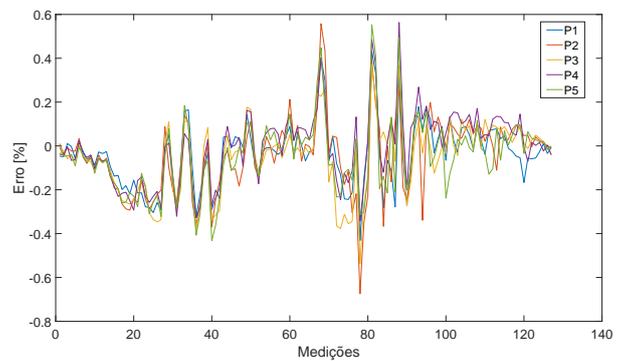


Figura 31 – Desempenho da Previsão da Potência Fotovoltaica Para Dados do Mês de Maio Com Parâmetros Estimados Em Condições STC

(a) Previsão da Potência Fotovoltaica Para Um Dia



(b) Erro Entre a Previsão e o Medido



Nas Figura 30 e Figura 31 é apresentado o desempenho da previsão da potência fotovoltaica para ambos os casos. Pode-se notar o bom comportamento da previsão da potência fotovoltaica para os dois modelos, um fator importante que se pode comentar é que o bom desempenho da previsão fotovoltaica está ligado a boa previsão das variáveis meteorológicas, uma vez garantido que o modelo está representando o sistema fotovoltaico. Na Tabela 13 mostra o desempenho da previsão calculando o erro absoluto relativo.

Tabela 13 – Desempenho da Previsão Fotovoltaica

Previsão	Topologia		Erro(%)	
	Irradiância	Temperatura	Con. Reais	STC
P1	T29	T32	10.5858	10.9933
P2	T27	T30	12.6076	12.9980
P3	T32	T36	11.7261	12.1329
P4	T30	T31	12.1159	12.1721
P5	T35	T34	12.1673	12.7314

Um fator importante de se notar é que a previsão com modelo fotovoltaico com parâmetros estimados com medidas reais teve um melhor desempenho em relação ao modelo em STC. Mas quando não se tem dados de medidas reais a estimativa com modelo em STC se torna uma ferramenta importante pois esta obteve o comportamento do sistema fotovoltaico com um baixo erro, e podendo servir para plantas que ainda não foram implantadas, e podendo fazer um bom planejamento da potência que será produzida no local escolhido. Já com o modelo obtido com medidas reais pode ser usado no gerenciamento de manutenção e detecção de falhas entre outros testes de manutenção e segurança.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS E PERSPECTIVAS FUTURAS

Neste trabalho foi desenvolvido um método de previsão da potência fotovoltaica com um estimador de parâmetros integrado. Foi apresentando duas alternativas uma quando não se tem o sistema fotovoltaico implementado, e podendo usar os dados do folha de dados para poder estimar os parâmetros e modelando a planta, e obtendo uma previsão com boa precisão. A segunda é aplicada quando se tem um sistema fotovoltaico instalado e se conhece as medias de entrada e saída do mesmo. Esta segunda alternativa apresento um melhor desempenho. Uma observação importante que para ambos os modelos é necessário que se conheça as variáveis meteorológicas, estas desempenham um papel importante pois a qualidade da previsão vai depender da qualidade do banco de dados que se disponha. Mesmo que o modelo represente o sistema de forma da melhora forma, se não estiver uma boa previsão das variáveis meteorológicas o modelo apenas replicara estas grandezas convertendo os valores de irradiância e temperatura para os valores proporcionais de potência.

As principais perspectivas futuras e extensões deste trabalho podem ser feitas nos quatro pontos que compões este trabalho: Modelagem de sistemas fotovoltaicos, estimação de parâmetros, previsão de variáveis meteorológicas e método de previsão de potência fotovoltaica.

Na modelagem podem ser considerados outros modelos, ou até fazer a modelagem completa do sistema considerando o inversor.

No método de estimação de parâmetros foi utilizado um modelo heurístico e um modelo analítico para resolver o mesmo problema com diferentes abordagens como já mencionado. No modelo analítico que utiliza apenas pontos da folha de dados podem ser feitas outras considerações para obter outro conjunto de equações bem como utilizar um sistema que estime os valores que mesmos conhecidos possam ser estimados encontrando outros valores que sejam ótimos para o conjunto de equações. Já no problema heurístico pode-se integrar neste um método não-linear que acelere a convergência, exemplo como o método de sensibilidade de trajetória, pois o MVMO tem uma taxa decida muito rápida mas depois demora muito convergir. Então seria utilizado o MVMO apenas para encontrar uma estimativa inicial para o método não-linear é assim acelerando o processo de estimação.

Para a previsão de variáveis meteorológicas recomenda-se utilizar um banco de dados maior. Uma sugestão é que seja de pelo menos um ano. Pois com um ano tem-se a possibilidade de fazer uma classificação por estações do ano, e posteriormente fazendo uma subclassificação em temas de céu limpo e nublado. Outro potencial de melhoria seria considerar mais duas variáveis o índice de nebulosidade e a umidade relativa do ar.

No modelo de previsão adicionar um modelo de previsão de incertezas e fazer esta correção, bem como adicionar um fator que considere as outras duas variáveis adicionadas ao modelo de previsão de variáveis meteorológicas.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, M. P. **Implicações Técnicas da Inserção em Grande Escala da Geração Solar Fotovoltaica na Matriz Elétrica**. 2017. 195 p. Tese (Doutorado), 2017. Disponível em: <http://lsf.iee.usp.br/sites/default/files/Tese{_}Marcelo{_}Pinho{_}Al>.
- ALMEIDA, M. P.; PERPIÑÁN, O.; NARVARTE, L. PV power forecast using a nonparametric PV model. **Solar Energy**, 2015. ISSN 0038092X.
- ANEEL. **BIG - Banco de Informações de Geração**. 2018. <<http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acessado: 11/08/2018.
- ANTONANZAS, J. et al. Review of photovoltaic power forecasting. **Solar Energy**, 2016. ISSN 0038092X.
- ASKARZADEH, A.; REZAZADEH, A. Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms. **Solar Energy**, 2012. ISSN 0038092X.
- BIZZARRI, F. et al. Model of photovoltaic power plants for performance analysis and production forecast. **IEEE Transactions on Sustainable Energy**, 2013. ISSN 19493029.
- BOUZERDOUM, M.; MELLIT, A.; Massi Pavan, A. A hybrid model (SARIMA-SVM) for short-term power forecasting of a small-scale grid-connected photovoltaic plant. **Solar Energy**, 2013. ISSN 0038092X.
- BOYD, M. T. et al. Evaluation and Validation of Equivalent Circuit Photovoltaic Solar Cell Performance Models. **Journal of Solar Energy Engineering**, 2011. ISSN 01996231.
- CHAGAS, A. G. Avaliação da estabilidade de sistemas de distribuição considerando a presença de elevada penetração de geração distribuída. 2016.
- CHAN, D. A comparative study of extraction methods for solar cell model parameters. **Solid-State Electronics**, 1986. ISSN 00381101.
- COSTA, W. T. da. Modelagem, estimação de parâmetros e método mppt para módulos fotovoltaicos. Universidade Federal do Espírito Santo, 2010.
- De Soto, W.; KLEIN, S. A.; BECKMAN, W. A. Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance. **Solar Energy**, 2006. ISSN 0038092X.
- DOLARA, A.; LEVA, S.; MANZOLINI, G. Comparison of different physical models for PV power output prediction. **Solar Energy**, 2015. ISSN 0038092X.
- EFTEKHARNEJAD, S. et al. Impact of Increased Penetration of Photovoltaic Generation on Power Systems. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 2013. ISSN 0885-8950.

ERLICH, I.; VENAYAGAMOORTHY, G. K.; WORAWAT, N. A Mean-Variance Optimization algorithm. In: **2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence, WCCI 2010 - 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2010**. [S.l.: s.n.], 2010. ISBN 9781424469109.

Fraunhofer Institute. Photovoltaics Report. **Annual Energy Outlook**, 2016. ISSN 09218009.

HOHM, D. P.; ROPP, M. E. Comparative study of maximum power point tracking algorithms. **Progress in Photovoltaics: Research and Applications**, 2003. ISSN 10627995.

International Energy Agency. Pvpvs report: A snapshot of global pv 1992-2012. **PVPS Report**, 2013.

IRENA. **Renewable Energy Capacity Statistics 2017**. [S.l.], 2017.

ISHAQUE, K.; SALAM, Z. An improved modeling method to determine the model parameters of photovoltaic (PV) modules using differential evolution (DE). **Solar Energy**, 2011. ISSN 0038092X.

JIANG, L. L.; MASKELL, D. L.; PATRA, J. C. Parameter estimation of solar cells and modules using an improved adaptive differential evolution algorithm. **Applied Energy**, 2013. ISSN 03062619.

JORDEHI, A. R. **Parameter estimation of solar photovoltaic (PV) cells: A review**. 2016.

JUNG, Y. et al. Improved perturbation and observation method (ip&o) of mppt control for photovoltaic power systems. In: IEEE. **Photovoltaic Specialists Conference, 2005. Conference Record of the Thirty-first IEEE**. [S.l.], 2005. p. 1788–1791.

KIM, T.-Y. et al. A novel maximum power point tracking control for photovoltaic power system under rapidly changing solar radiation. In: IEEE. **Industrial Electronics, 2001. Proceedings. ISIE 2001. IEEE International Symposium on**. [S.l.], 2001. v. 2, p. 1011–1014.

LASNIER, F. d. T. G. **Photovoltaic Engineering Handbook**. [S.l.: s.n.], 1990. ISBN 0852743114.

LAUDANI, A. et al. Reduced-form of the photovoltaic five-parameter model for efficient computation of parameters. **Solar Energy**, 2013. ISSN 0038092X.

LOPES, Y. Geração Distribuída de Energia: Desafios e Perspectivas em Redes de Comunicação. **Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos**, p. 2–55, 2015. ISSN 1553-877X.

MA, J. et al. Parameter estimation of photovoltaic models via cuckoo search. **Journal of Applied Mathematics**, 2013. ISSN 1110757X.

MELLIT, A.; Massi Pavan, A.; LUGHI, V. Short-term forecasting of power production in a large-scale photovoltaic plant. **Solar Energy**, 2014. ISSN 0038092X.

- Mendalek, N.; Al-Haddad, K. Photovoltaic system modeling and simulation. In: **2017 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)**. [S.l.: s.n.], 2017. p. 1522–1527.
- SARKAR, M. N. I. Effect of various model parameters on solar photovoltaic cell simulation: a SPICE analysis. **Renewables: Wind, Water, and Solar**, 2016. ISSN 2198-994X.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUSINO, R. A. **Redes neurais artificiais: para engenharia e ciências aplicadas**. Second. São Paulo: Artliber Editora Ltda., 2010. 431 p. ISBN 978-85-88098-87-9.
- Solar Power Europe. Global market outlook for solar power 2016-2020. **SolarPower Europe Report**, 2016.
- VILLALVA, M. G. Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. **IEEE Transactions on Power Electronics**, 2009. ISSN 08858993.
- WAN, C. et al. Photovoltaic and Solar Power Forecasting for Smart Grid Energy Management. **Journal of Power and Energy Systems**, 2015. ISSN 2096-0042.
- YOON, Y.; GEEM, Z. W. Parameter Optimization of Single-Diode Model of Photovoltaic Cell Using Memetic Algorithm. **International Journal of Photoenergy**, 2015. ISSN 1687529X.

Apêndices

APÊNDICE A – RESULTADOS OBTIDOS DA PESQUISA

Os trabalhos desenvolvidos nesta pesquisa e já publicados são:

Lemes, F. R.; Cari, E. P. T; Corrêa, V. A; Parameter Estimation of Photovoltaic System Using Real Condition Data. In: THE ANNUAL IEEE CANADIAN CONFERENCE ON ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING, MAIO 2019.

Gomes, G. J. N; Lemes, F. R.; Cari, E. P. T; Load Model Identification Through a Hybrid Approach. In: THE ANNUAL IEEE CANADIAN CONFERENCE ON ELECTRICAL AND COMPUTER ENGINEERING, MAIO 2019.

Lemes, F. R.; Lopes, S. M. A; Cari, E. P. T; Photovoltaic Power Forecasting Using a Hybrid Method. In VII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS, MAIO 2018.

APÊNDICE B – MODELOS DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

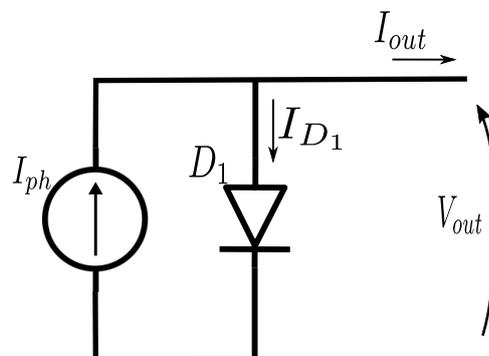
O estudo de sistemas fotovoltaicos depende muito de sua abordagem e qual é o objetivo final do estudo, pois em alguns casos se faz necessário ter o modelo matemático para que se possa entender o comportamento do sistema independente de qual tipo de rede esteja conectado (*ongrid* ou *offgrid*). O modelo matemático permite implementar uma simulação computacional, pois em um ambiente computacional podem ser realizados diversos testes e problemas em que este sistema real possa vir a enfrentar. Para isso é primordial que se tenha um modelo que represente o sistema real da maneira mais atenda ao estudo em questão. Com base nessa necessidade diversos modelos são encontrados na literatura, neste apêndice pretende trazer uma breve revisão dos principais modelos encontrados.

B.1 Modelos de módulos fotovoltaicos

A modelagem matemática de módulos fotovoltaicos sempre considera células como componentes fundamentais dos módulos, uma vez que eles são constituídos de um arranjo de várias células. Desse modo, primeiro será feita a análise para células individuais para assim serem expandida para módulos contendo um arranjo de células e módulos.

De acordo com (LASNIER, 1990), a célula mais básica que se pode considerar na literatura pode ser representada por uma fonte de corrente em paralelo com um diodo, fazendo assim um circuito como mostrado na Figura 32.

Figura 32 – Modelo simplificado de uma célula fotovoltaica



No modelo apresentado tem-se que a corrente de saída da célula I_{out} é a soma das correntes I_{ph} que é a corrente fotogerada, e I_D a corrente do diodo. A corrente de saída do modelo é dada em corrente contínua (CC). Sendo expressa pela equação (B.1).

$$I_{out} = I_{ph} - I_{D_1} \quad (\text{B.1})$$

A corrente fotogerada I_{ph} pode ser representada pela equação (B.2), sendo que G é radiação de entrada, $G_{ref, stc}$ radiação de referência em STC, $I_{sc, stc}$ corrente de curto circuito em STC, α constante de temperatura de corrente de curto circuito, T_c temperatura da célula e $T_{ref, stc}$ temperatura de referência de STC.

$$I_{ph} = \frac{G}{G_{ref, stc}} (I_{sc, stc} + \alpha(T_c - T_{ref, stc})) \quad (\text{B.2})$$

O termo restante da equação (B.1), I_{D_1} refere-se à corrente do diodo que pode ser expressa pela (B.3), em que q é a carga do elétron, a_1 é o fator de idealização do diodo, k é a constante de Boltzman, V_{out} é a tensão terminal da célula, e V_{t_1} é a tensão térmica da junção $p - n$.

$$I_{D_1} = I_{0,1} \left[e^{\frac{V_{out}}{a_1 V_{t_1}}} - 1 \right] \quad (\text{B.3})$$

$$V_{t_1} = \frac{KT_c}{q} \quad (\text{B.4})$$

A corrente de saturação do diodo $I_{0,1}$ pode ser expressa pelas equações (B.5) e (B.6), sendo $V_{oc, stc}$ a tensão de circuito aberto.

$$I_{0,1} = I_{on,1} \left(\frac{T_{ref, stc}}{T_c} \right)^3 e^{\left[\frac{(qE_g)}{a_1 k} \left(\frac{1}{T_{ref, stc}} - \frac{1}{T_c} \right) \right]} \quad (\text{B.5})$$

$$I_{on,1} = \frac{I_{sc, stc}}{\left[e^{\left(\frac{V_{oc, stc}}{a_1 V_{t_1}} \right)} - 1 \right]} \quad (\text{B.6})$$

O termo E_g é a energia da banda proibida (*band gap*). Segundo (De Soto; KLEIN; BECKMAN, 2006), cada material construtivo dos módulos possui um $E_{g, ref}$ específico. Na Tabela 14 podem-se encontrar alguns valores típicos de cada material utilizado na construção das células fotovoltaicas.

Tabela 14 – Valores típicos de energia da banda proibida

Tipo de Painel	$E_{g,ref}$ [eV]
Filme fino de Silício	1.12
Mono Cristalino	1.12
Poli Cristalino	1.14
Armofo	1.6

Ainda sobre a energia da banda proibida, segundo (De Soto; KLEIN; BECKMAN, 2006) temos ela sofre uma variação de acordo com a temperatura da célula. A equação (B.7) denota essa variação em função da temperatura.

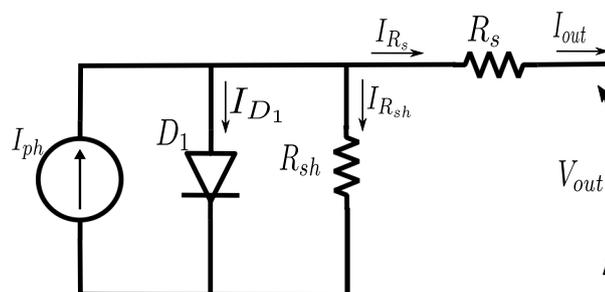
$$E_g = E_{g,ref} (1 - 0.0002677 (T_c - T_{ref,sc})) \quad (B.7)$$

A célula fotovoltaica representada na equação (B.1) é uma célula ideal, mas na prática encontramos fatores que devem ser considerados, como perda por corrente de fuga e quedas de tensão interna. Para prever estes efeitos secundários é adicionado ao modelo uma resistência em paralelo R_{sh} que considera os curtos-circuitos parciais devido às impurezas e não linearidades do material semiconductor, e uma resistência em série R_s que representa os contatos metálicos e a resistência do material. Na literatura são encontrados algumas alterações do modelo, como a inclusão de mais diodos, ou modelos que acrescentam uma fonte de corrente extra denominada corrente de recombinação. Nos tópicos a seguir serão apresentados estes modelos.

B.1.1 Modelo de um diodo melhorado (1DM)

O modelo da célula com o acréscimo das resistências pode ser visto na Figura 33. Agora as equações (B.1) a (B.6) terão a adição dos termos que envolvem as resistências, resultando nas equações (B.8) a (B.11).

Figura 33 – Modelo de um diodo melhorado



A equação (B.1) terá o acréscimo do termo referente à resistência paralela R_{sh} , desta forma temos como e apresentado na equação (B.8).

$$I_{out} = I_{ph} - I_{D_1} - I_{R_{sh}} \quad (\text{B.8})$$

As equações do diodo também sofrem alterações, mas apenas duas delas precisam ser alteradas, a saber, as equações (B.3) e (B.6), que passam a ser expressas pelas equações (B.9) e (B.10).

$$I_{D_1} = I_{0,1} \left\{ e^{\left[\frac{(V_{out} - R_s I_{out})}{a_1 V_{t_1}} \right]} - 1 \right\} \quad (\text{B.9})$$

$$I_{0,1} = \frac{\left(I_{sc, stc} - \frac{V_{oc, stc}}{R_{sh}} \right)}{e^{\left(\frac{V_{oc, stc}}{a_1 V_{t_1}} \right)} - 1} \quad (\text{B.10})$$

Por fim, o termo que trata da corrente da resistência paralela $I_{R_{sh}}$ pode ser expresso pela equação (B.11).

$$I_{R_{sh}} = \frac{V_{out} - I_{out} R_s}{R_{sh}} \quad (\text{B.11})$$

Os módulos fotovoltaicos são afetados pela temperatura. A variável que mais sofre variação é a tensão, que varia quase de forma linear com a variação da temperatura. Entretanto, como visto na modelagem, o modelo considera a temperatura da célula, para isso é necessário fazer uma correção da temperatura ambiente para temperatura da célula que é mostrada na equação (B.12).

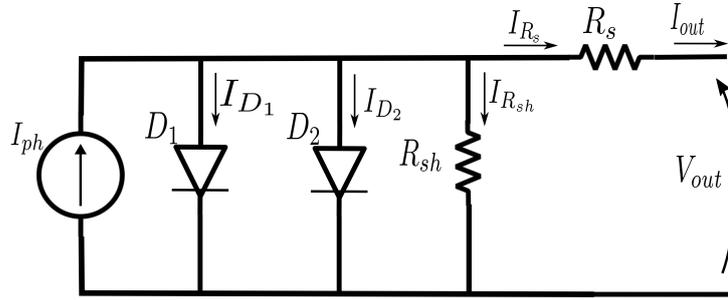
$$T_c = T_a + \frac{G}{G_{ref, noct}} (T_{NOCT} - 20) \quad (\text{B.12})$$

$$V_{oc} = V_{oc, stc} + \beta (T_c - T_{ref}) \quad (\text{B.13})$$

B.1.2 Modelo de dois diodos (2DM)

O modelo de dois diodos é obtido adicionado mais um diodo ao modelo de um diodo melhorado, originando assim um modelo com dois diodos, pois no primeiro caso não são consideradas as perdas de corrente que acontecem na junção $p - n$. Este modelo é mostrado na Figura 34, onde se acrescenta na equação (B.8) mais um termo referente a corrente do diodo 2, I_{D_2} .

Figura 34 – Modelo de dois diodo



A expressão da corrente do diodo 2 sucede da (B.9), mudando apenas os parâmetros de idealização do diodo que pode ser representada nas equações (B.14) a (B.16).

$$I_{D_2} = I_{0,2} \left\{ e^{\left[\frac{(V_{out} - R_s I_{out})}{a_2 V_{t_2}} \right]} - 1 \right\} \quad (B.14)$$

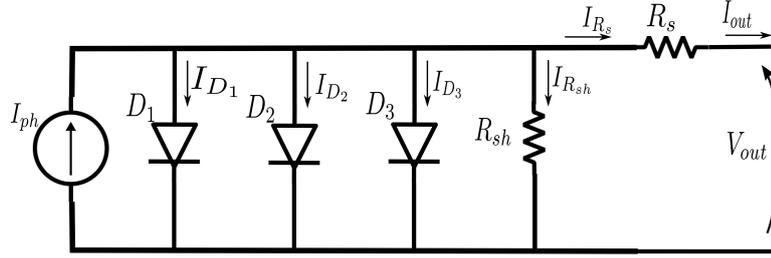
$$I_{0,2} = I_{on,2} \left(\frac{T_{ref,sc}}{T_c} \right)^3 e^{\left[\frac{(qE_g)}{a_2 k} \left(\frac{1}{T_{ref,sc}} - \frac{1}{T_c} \right) \right]} \quad (B.15)$$

$$I_{on,2} = \frac{\left(I_{sc,sc} - \frac{V_{oc,sc}}{R_{sh}} \right)}{e^{\left(\frac{V_{oc,sc}}{a_2 V_{t_2}} \right)} - 1} \quad (B.16)$$

B.1.3 Modelo de três diodos (3DM)

Em alguns casos ainda é incluído um terceiro diodo no modelo para fazer uma análise dos efeitos que os materiais do módulo causam e compreender o efeito da corrente de fuga nestes (SARKAR, 2016). Este modelo é mostrado na Figura 35, onde se acrescenta à equação (B.8) mais um termo referente à corrente do diodo 3, I_{D_3} .

Figura 35 – Modelo de três diodo



A expressão da corrente do diodo 3 pode ser representada nas equações (B.17) a (B.19).

$$I_{D_3} = I_{0,3} \left\{ e^{\left[\frac{(V_{out} - R_s I_{out})}{a_3 V_{t2}} \right]} - 1 \right\} \quad (\text{B.17})$$

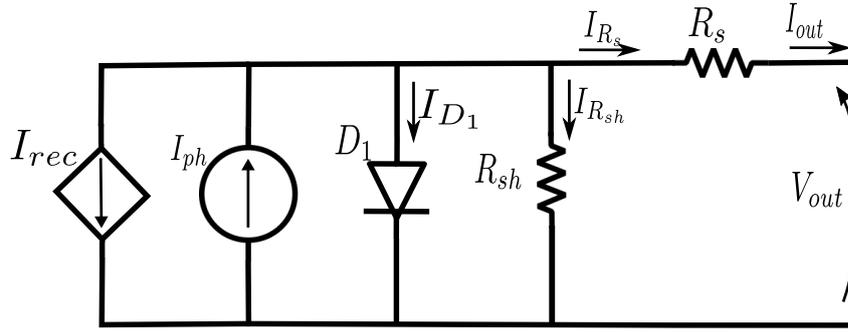
$$I_{0,3} = I_{on,3} \left(\frac{T_{ref, stc}}{T_c} \right)^3 e^{\left[\frac{(qE_g)}{a_3 k} \left(\frac{1}{T_{ref, stc}} - \frac{1}{T_c} \right) \right]} \quad (\text{B.18})$$

$$I_{on,3} = \frac{\left(I_{sc, stc} - \frac{V_{oc, stc}}{R_{sh}} \right)}{e^{\left(\frac{V_{oc, stc}}{a_3 V_{t3}} \right)} - 1} \quad (\text{B.19})$$

B.1.4 Modelo com corrente de Recuperação

Além dos modelos já citados existe o modelo que considera uma fonte corrente de drenagem. Este modelo é utilizado para demonstrar as correntes de recombinação nas camadas intrínsecas do meio de células de silício amorfas (BOYD et al., 2011). Este modelo pode ser representado como mostra a Figura 36.

Figura 36 – Modelo de Com recuperação



A este modelo é incrementada a equação (B.8) o termo de corrente de recombinação. A expressão da corrente de recombinação I_{rec} é apresentada na equação (B.20). O único termo novo que aparece nesta expressão é o χ , que representa o efeito da camada intrínseca.

$$I_{rec} = I_{pv} \frac{\chi}{V_{oc, stc} - [V_{out} + I_{out} R_s]} \quad (B.20)$$

B.2 Influencia da Irradiação e Temperatura na Célula

Alguns parâmetros do sistema fotovoltaico sofrem a interferência da irradiação e da temperatura, assumindo valores diferentes dos encontrados em condições normais de (STC). Estes parâmetros passam a ser representados da seguinte forma:

$$R_{sh} = \frac{G_{ref, stc}}{G} R_{sh, ref} \quad (B.21)$$

$$a_n = \frac{T_{ref, stc}}{T} a_{n, ref} \quad (B.22)$$

Ainda a corrente de saturação do diodo $I_{0,1}$, pode ser escrita em função da temperatura:

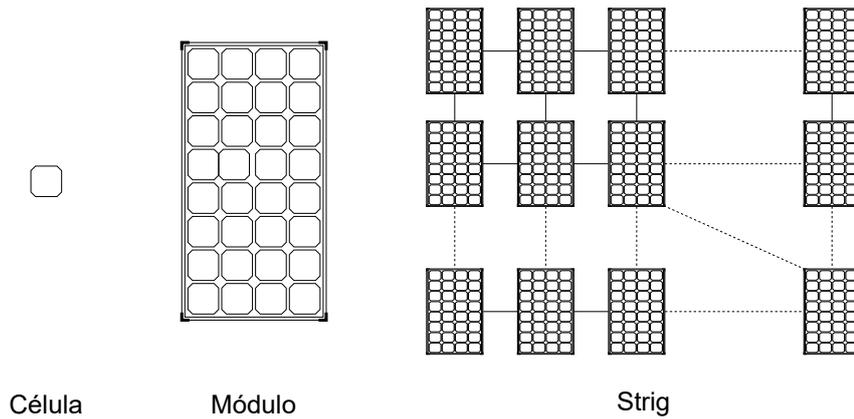
$$I_{0, n} = \frac{(I_{sc, stc} - \alpha(T_c - T_{ref, stc}))}{e^{\left(\frac{V_{oc, stc} + \beta(T_c - T_{ref})}{a_n V_{tn}}\right)} - 1} \quad (B.23)$$

B.3 Associação de Células e Módulos Fotovoltaicos

Como apresentado nos tópicos anteriores, os modelos consideram apenas a célula fotovoltaica na modelagem, mas em condições reais de operação raramente vamos trabalhar

com uma célula isolada, e sim com um módulo composto por uma associação de células ou uma string que é uma associação de módulos, esta ilustração pode ser vista na Figura 37. Entretanto, os modelos até então apresentados necessitam ser feitas algumas considerações para representar um módulo ou uma string.

Figura 37 – Associação de Células e Módulos Fotovoltaicos



Os principais termos que sofrem alterações são as resistências serie e paralela (R_{sh} e R_s), sendo elas reescritas :

$$R'_s = \frac{N_s}{N_p} R_s \quad (\text{B.24})$$

$$R'_{sh} = \frac{N_s}{N_p} R_{sh} \quad (\text{B.25})$$

$$N_s = N_{cs} N_{ms} \quad (\text{B.26})$$

$$N_p = N_{cp} N_{mp} \quad (\text{B.27})$$

Sendo que os termos N_s , N_{cs} e N_{ms} equivalem ao número de elementos, células e módulos em serie respectivamente e N_p , N_{cp} e N_{mp} equivalem ao número de elementos, células e módulos em paralelo respectivamente. Sendo assim as equações Equação B.2, Equação B.9 , Equação B.4 e Equação B.11 são reescritas:

$$I_{ph} = N_p \frac{G}{G_{ref, stc}} (I_{sc, stc} - \alpha(T_c - T_{ref, stc})) \quad (\text{B.28})$$

$$I_{D1} = N_p I_{0,1} \left\{ e^{\left[\frac{(V_{out} - R'_s I_{out})}{a_1 V_{t1} N_{ms}} \right]} - 1 \right\} \quad (B.29)$$

$$I_{R_{sh}} = \frac{V_{out} - I_{out} R'_s}{R'_{sh}} \quad (B.30)$$

$$V_{t1} = \frac{N_{cs} K T_c}{q} \quad (B.31)$$

B.4 Ponto de máxima potência e Algoritmos MPPT

Como a geração fotovoltaica é intermitente, sofre variações abruptas mediante a incidência de irradiação e temperatura da célula. Portanto a potência produzida por elas é variável durante ao longo do dia, necessitando-se obter uma expressão que demonstre o ponto de máxima potência para que os inversores possam operar e entregar para rede sempre o máximo de potência produzida naquele instante. Este método é denominado do inglês *Maximum Power point Tracking* (MPPT). A expressão para potência do módulo é demonstrada na (B.32).

$$P_{out} = V_{out} I_{out} \quad (B.32)$$

Para se obter o ponto de máxima potência, é necessário encontrar o ponto de máximo dessa função, como demonstrado na equação (B.33):

$$\frac{\partial P_{out}}{\partial V_{out}} = \frac{\partial I_{out}}{\partial V_{out}} V_{out} + I_{out} \quad (B.33)$$

Por se tratar de uma solução em que necessite utilizar um método numérico para se encontrar o ponto de máxima potência toda vez que for alterado, faz-se necessário utilizar de algoritmo de busca do ponto de máxima potência (MPPT).

Na literatura encontram-se vários algoritmos de busca pelo máximo ponto de potência (HOHM; ROPP, 2003), porém os dois principais algoritmos que são largamente utilizados são: o perturba e observa (P&O) utilizado em (JUNG et al., 2005) e o da condutância incremental utilizado em (KIM et al., 2001).

B.5 Modelos Simplificados

Para estudos mais simplificados, existem modelos que trabalham apenas com a relação da potência fotovoltaica com a irradiação e temperatura. Estes modelos podem ser simplificados como:

$$P = P_{mp,sc} \frac{G}{G_{ref,sc}} (1 + \gamma(T_c - T_{ref,sc})) \quad (\text{B.34})$$

$$P = P_{mp,sc} \frac{G}{G_{ref,sc}} (1 + \gamma(T_c - T_{ref,sc})) + \mu \log(G) \quad (\text{B.35})$$

μ representa o coeficiente do impacto da eficiência da célula em função da irradiação. Sendo que o Equação B.34 é o modelo simplificado 1 (MS1) e a Equação B.35 é o modelo simplificado 2 (MS2).