

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Matheus Leal Marconatto

**FILTRO DE KALMAN APLICADO A RASTREIO DE MÁXIMO PONTO DE
POTÊNCIA (MPPT) EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS**

Santa Maria, RS
2019

Matheus Leal Marconatto

**FILTRO DE KALMAN APLICADO A RASTREIO DE MÁXIMO PONTO DE POTÊNCIA
(MPPT) EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Sistemas de Potência, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Bacharel em Engenharia Elétrica.**

ORIENTADOR: Prof. Natanael Rodrigues Gomes

Santa Maria, RS
2019

Matheus Leal Marconatto

**FILTRO DE KALMAN APLICADO A RASTREIO DE MÁXIMO PONTO DE POTÊNCIA
(MPPT) EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Sistemas de Potência, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Bacharel em Engenharia Elétrica.**

Aprovado em 13 de dezembro de 2019:

Natanael Rodrigues Gomes, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Fábio Lunardi Antunes, Eng. (UFSM)

Hérciles Eduardo Oliveira Farias, Eng. (UFSM)

Santa Maria, RS
2019

DEDICATÓRIA

*Ao Arthur Melo, como forma de agradecimento, por aquele 1º tempo inesquecível, na
noite de 29/11/2017*

AGRADECIMENTOS

A todos aqueles que, de alguma forma, seja ela como for, se fizeram presentes nesses tempos difíceis.

“Sobreviver e acreditar.”

(Lucas Silveira)

RESUMO

FILTRO DE KALMAN APLICADO A RASTREIO DE MÁXIMO PONTO DE POTÊNCIA (MPPT) EM PAINÉIS FOTOVOLTAICOS

AUTOR: Matheus Leal Marconatto

ORIENTADOR: Natanael Rodrigues Gomes

O presente trabalho possui como intuito final estudar o Filtro de Kalman, especificamente aplicado a rastreio de máximo ponto de potência (MPPT) em painéis solares fotovoltaicos, uma vez que a energia produzida pelos painéis depende de muitas variáveis e, conseqüentemente, varia-se a potência de saída dos mesmos. Sobre o filtro, entende-se como um importante algoritmo capaz de estimar parâmetros, uma vez que o mesmo pode atuar de maneira recursiva e, assim, convergir para um valor real capaz de otimizar o resultado de uma determinada aplicação. Além disso, pode-se citar que o mesmo trabalha com um conjunto de equações matemáticas para se determinar estados de interesse. Os mesmos, por sua vez, podem apresentar diversas incertezas, sejam elas oriundas de medição ou do processo de estimação e, ainda assim, obter-se um valor fidedigno. O Filtro de Kalman é frequentemente aplicado a sistemas de posicionamento *indoor*, *outdoor*, sistemas de navegação, controle de veículos espaciais, controles em plantas industriais, sistemas gerais de telecomunicações, dentre outras aplicações. Ressalta-se, ainda, o crescimento intenso que existe no mercado de eficiência energética, principalmente o de energia solar; portanto, torna-se fundamental estudos que visem avanços na presente tecnologia, como o que será apresentado nesta monografia.

Palavras-chave: Filtro de Kalman, Sistemas Fotovoltaicos, Eficiência Energética

ABSTRACT

KALMAN FILTER APPLIED TO MAXIMUM POWER POINT TRACKING (MPPT) IN PHOTOVOLTAIC PANELS

AUTHOR: Matheus Leal Marconatto
ADVISOR: Natanael Rodrigues Gomes

The present work has as final intent to elucidate and clarify topics related to the Kalman Filter, specifically applied to Maximum Power Point Tracking (MPPT) in photovoltaic solar panels, once that the power produced by the panels depends on many variables leading, consequently, to variation in their output potency. About the filter, it is understood as an important algorithm that is able to estimate parameters, once that it is able to act in a recursive manner and, therefore, converge to the real value of a determined application. Additionally, it can be cited that the filter works with a set of mathematical equations to determine states of interest. These, on the other hand, may present many uncertainties, be them resulting from the measuring or from the estimating process, and, yet, they can obtain an accurate value. The Kalman filter is diversely applied to indoor and outdoor positioning systems, navigation systems, spatial vehicles control, industrial plants control, general systems of telecommunications, amongst other applications. It is worth pointing out, also, the intense growth in the market of energetic efficiency, especially solar power; therefore, studies that aim to advance the current technology become fundamental, studies such as the one proposed in this monography.

Keywords: Kalman Filter, Photovoltaic Systems, Energy Efficiency

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Exemplo de painel fotovoltaico	14
Figura 2.2 – Vidro fotovoltaico	16
Figura 2.3 – EVA	17
Figura 2.4 – <i>Backsheet</i>	17
Figura 2.5 – Caixa de junção	18
Figura 2.6 – Moldura	19
Figura 2.7 – Principais materiais de um painel	20
Figura 2.8 – Matriz energética mundial	21
Figura 2.9 – Funcionamento de um sistema fotovoltaico	23
Figura 2.10 – Circuito elétrico equivalente	24
Figura 2.11 – Matriz energética brasileira	26
Figura 3.1 – Matriz identidade $n \times n$	34
Figura 3.2 – Atuação de um Filtro de Kalman	34
Figura 3.3 – Valores medidos, estimados e o correto	37
Figura 4.1 – Curva característica relacionando parâmetros como corrente, potência e tensão	42
Figura 4.2 – Curvas características de corrente e tensão, variando-se radiância e temperatura	43
Figura 4.3 – Algoritmo P & O	45
Figura 4.4 – Configuração do sistema	48
Figura A.1 – Simulação de velocidade	54
Figura B.1 – Datasheet	56

LISTA DE TABELAS

Tabela A.1 – Valores estimados em condições ideais	55
Tabela A.2 – Valores estimados em condições não-ideais	55

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

<i>MPPT</i>	<i>Maximum Power Point Tracking</i>
<i>NASA</i>	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
<i>EVA</i>	<i>Ethylene Vinyl Acetat</i>
<i>IGBT</i>	<i>Insulated Gate Bipolar Transistor</i>
<i>IGCT</i>	<i>Integrated Gate-Comutated Thyristor</i>
<i>MOSFET</i>	<i>Metal-Oxide-Semiconductor Field Effect Transistor</i>
<i>UV</i>	Ultra Violeta
<i>GPS</i>	<i>Global Positioning System</i>
<i>IEA</i>	<i>International Energy Agency</i>
<i>CC</i>	Corrente Contínua
<i>CA</i>	Corrente Alternada
<i>ANEEL</i>	Agência Nacional de Energia Elétrica
<i>IPEA</i>	Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada
<i>ONU</i>	Organização das Nações Unidas
<i>ABSOLAR</i>	Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica
<i>GW</i>	<i>Gigawatts</i>
<i>MW</i>	<i>Megawatts</i>
<i>SDM</i>	<i>Single Diode Model</i>
<i>P&O</i>	Perturbação e Observação
<i>MPP</i>	Máximo Ponto de Potência
<i>FK</i>	Filtro de Kalman
<i>MMQ</i>	Método dos Mínimos Quadrados

LISTA DE SÍMBOLOS

x_k	Estado no tempo k ;
x_{k-1}	Estado no tempo anterior a k ;
y_k	Medição do estado no tempo k ;
w_k	Ruído de processo;
z_k	Ruído das medidas;
K	Ganho de Kalman;

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	13
1.2	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	13
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	14
2.1	PAINÉIS SOLARES FOTOVOLTAICOS	14
2.1.1	HISTÓRICO	15
2.1.2	COMPOSIÇÃO DOS MÓDULOS FOTOVOLTAICOS	15
2.1.3	ENERGIA SOLAR NO MUNDO	20
2.1.4	FUNCIONAMENTO DO SISTEMA FOTOVOLTAICO	21
2.1.5	CIRCUITO ELÉTRICO EQUIVALENTE DE UM PAINEL FOTOVOLTAICO	23
2.1.6	VANTAGENS E DESVANTAGENS	25
2.1.7	ENERGIA SOLAR NO BRASIL	25
2.1.8	CURIOSIDADES SOBRE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS	27
3	FILTRO DE KALMAN	28
3.1	CONTEXTO HISTÓRICO	28
3.1.1	O QUE É O FILTRO DE KALMAN	28
3.1.2	APLICAÇÕES GERAIS DO FILTRO DE KALMAN	29
3.2	EQUAÇÕES MATEMÁTICAS DO FILTRO DE KALMAN	29
3.2.1	EXEMPLO INTRODUTÓRIO	35
3.2.2	SEGUNDO EXEMPLO	37
4	ALGORITMO DE RASTREIO PARA O MÁXIMO PONTO DE POTÊNCIA	41
4.1	MPPT - <i>MAXIMUM POWER POINT TRACKING</i>	41
4.1.1	ALGORITMO PERTURBAÇÃO E OBSERVAÇÃO (P & O)	44
4.1.2	ALGORITMO CONDUTÂNCIA INCREMENTAL	45
4.1.3	ALGORITMO RASTREADOR DE MPP UTILIZANDO FILTRO DE KALMAN	46
4.1.3.1	<i>Vantagens</i>	49
5	CONCLUSÃO	50
5.1	LIMITAÇÕES DA PESQUISA	50
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	52
	ANEXO A – SIMULAÇÕES DE ALGORITMO MPPT COM O FILTRO DE KALMAN	54
	ANEXO B – DADOS ORIUNDOS DO PAINEL A FIM DE SE DETERMINAR MPP	56

1 INTRODUÇÃO

Como se sabe, desde os tempos mais primordiais possíveis, não apenas o ser humano, mas como praticamente todos os seres vivos existentes, necessitam de luz solar para sua sobrevivência. Responsável direto pela produção de fotossíntese, de forma extremamente superficial, o Sol é compreendido como fator único e indispensável em toda existência do planeta Terra e citar sua importância é redundante. Tendo isso em vista, pode-se citar que o mesmo - além de sua relevância principal já citada - pode ser compreendido como um ótima fonte de energia limpa e renovável.

Sendo datados de - aproximadamente - 1839, os painéis solares fotovoltaicos são sistemas muito eficientes que, de forma simples, captam a luz oriunda do Sol e a transformam em energia elétrica. Obviamente, com o decorrer do tempo, estudos foram sendo aprimorados e a técnica foi evoluindo em relação ao que era no seus tempos primordiais.

Tendo em vista que a luz solar é disponível em abundância e de forma inteiramente gratuita, os sistemas fotovoltaicos tornam-se ótimas alternativas para produzir-se energia. Outra vantagem visível é o fato de sistemas fotovoltaicos não utilizarem combustíveis fósseis em seu funcionamento e, conseqüentemente, não gerar poluição aos ecossistemas, como outras formas de gerações de energia, a citar-se termelétricas e hidrelétricas.

A partir do momento que se nota a relevância de fontes renováveis de energia, especificamente citando a solar, torna-se extremamente relevante estudos que visem aprimorar tal tecnologia e aumentar sua influência positiva em relação à sociedade. Notadamente, à medida que o tempo passa, novas tecnologias chegam e impactam de forma benéfica ao que tange a sistemas mais eficientes.

Partindo-se deste pressuposto, o qual engloba produção de energia elétrica oriunda de energia solar e uma maior eficiência, cita-se que uma tecnologia importante presente em sistemas que utilizam painéis solares (especificamente nos inversores de tensão) é a chamada MPPT (*Maximum Power Point Tracking*), a qual é encarregada de rastrear a melhor relação entre tensão e corrente, visando-se sempre obter o ponto de potência máxima possível. Tendo em vista que os sistemas fotovoltaicos dependem de muitas variáveis, como ângulo de incidência do Sol, radiação, temperatura, nuvens, etc, tal ponto pode se tornar variável.

Dito isso, propõe-se - como objetivo geral - a análise de um sistema de rastreamento para o ponto de máxima potência, utilizando-se de um algoritmo bastante eficiente para se obter estimativas precisas, mesmos com dados ruidosos: o Filtro de Kalman. Assim, visa-se aumentar a eficiência final do sistema.

1.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

De forma concisa, sobre objetivos específicos, cita-se:

- Realizar uma revisão bibliográfica sobre o tema painel solar fotovoltaico, descrevendo um breve histórico e suas características em geral;
- Descrever as características e peculiaridades do Filtro de Kalman, bem como o seu surgimento e suas equações matemáticas;
- Avaliar as técnicas mais comuns de rastreamento de máximo ponto de potência (MPPT) em painéis fotovoltaicos: Perturba e Observa e Condutância Incremental;
- Analisar os efeitos e sugerir a utilização do Filtro de Kalman em sistemas de painéis fotovoltaicos, visando-se maior eficiência em comparação a algoritmos similares.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O presente trabalho será dividido da seguinte forma: Inicialmente, abordar-se-á o tema painel solar fotovoltaico. Um breve histórico, composição de materiais, aplicações, sistemas existentes e características em geral. Posteriormente, de forma análoga, descrever-se-á características e peculiaridades do Filtro de Kalman, bem como uma revisão histórica, como surgiu, onde aplica-se, suas equações matemáticas, exemplos numéricos, dentre outros tópicos associados ao mesmo. Após, abordar-se-á duas técnicas de rastreamento de máximo ponto de potência (MPPT) em painéis fotovoltaicos: Perturba e Observa e Condutância Incremental. Por fim, baseado em estudos similares, trata-se do uso do Filtro de Kalman para estimar o MPPT (*Maximum Power Point Tracking*), que se entende como uma técnica utilizada por inversores para determinar a máxima potência a partir de dispositivos fotovoltaicos. Como se sabe, tal parâmetro pode ser variável, visto que incidência solar, temperatura e idade das células variam com o tempo. Portanto, em outras palavras, tal aplicação busca, com o auxílio do Filtro de Kalman, estimar-se o ponto de máxima potência em instalação de painel solar fotovoltaico e, conseqüentemente, aumentar sua eficiência.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O presente capítulo discutirá, inicialmente, uma revisão completa de painéis solares fotovoltaicos, bem como suas especificações, aplicações e características em geral. Posteriormente, o tema a ser abordado é o Filtro de Kalman, algoritmo bastante utilizado para estimar-se, com alto grau de confiabilidade, parâmetros escalares e vetoriais.

2.1 PAINÉIS SOLARES FOTOVOLTAICOS

Um painel solar é, em linhas gerais, uma coleção de células solares, as quais podem ser usados para gerar eletricidade através do efeito fotovoltaico, de acordo com (*THE ECONOMIC TIMES*, 2019). A conversão da luz em energia elétrica é realizada graças às chamadas células fotovoltaicas, responsáveis por dar vida ao sistema por completo, uma vez que - ao captar a luz solar - criam uma diferença de potencial elétrico e, conseqüentemente, geram uma corrente elétrica que fluirá entre camadas de cargas opostas, graças à característica semicondutora do material Silício, presente em abundância nas células.

De forma visual, a figura abaixo, de número 2.1, demonstra um exemplo de painel solar fotovoltaico:

Figura 2.1 – Exemplo de painel fotovoltaico



Fonte: G1 (2019).

2.1.1 HISTÓRICO

De acordo com (INSTITUTO SUPERIOR TÉCNICO, 2019), os primórdios da conversão da luz solar em energia elétrica estão datados do ano de 1839, graças ao físico francês Alexandre Edmond Becquerel, ao realizar experiências eletro-químicas e, por acaso, notar que a exposição dos eletrodos de platina à luz davam origem ao efeito fotovoltaico.

Com o decorrer do tempo, diversas novas descobertas foram marcantes e fundamentais para a evolução dos painéis fotovoltaicos e suas muitas aplicações. Cita-se, por exemplo, o ano de 1953, quando Calvin Fuller, Gerald Pearson e Daryl Chapin desenvolveram a célula solar de silício, de acordo com (ENERGIA SOLAR, 2018). Inicialmente, tal célula mostrou-se suficiente e eficiente para pequenos dispositivos elétricos e, posteriormente, sendo de grande relevância para o maior desenvolvimento da energia solar.

Outro momento marcante, cita-se, é o ano de 1958, onde aconteceram as primeiras aplicações de painéis fotovoltaicos no espaço, ao lançar-se o satélite *Vanguard I*, de 1 Watt de potência. Pouco tempo depois, nos anos de 1964 e 1966, a NASA responsabilizou-se pelo lançamento de satélites e estações espaciais baseados inteiramente em energia oriunda do Sol, de acordo com (FONTES, 2019). Uma explicação palpável para a utilização espacial ser mais frequente que outras aplicações à época é pelo fato de a tecnologia ser extremamente cara e apenas indústrias com bastante poder aquisitivo poderiam utilizá-las. Já no ano de 1973, construiu-se a primeira casa solar nos EUA, mais especificamente na Universidade de Delaware, sendo concebida de "*Solar One*".

No ano de 1981, graças ao americano Paul MacCready, obteve-se o primeiro avião movido à energia solar, conhecido como "*Solar Challenger*". Ainda na década de 80, mais especificamente no ano de 1982, criou-se a primeira usina solar fotovoltaica, localizada nos EUA. Além disso, um adendo importante é o avanço na eficiência das células solares com o decorrer da história: inicialmente, girava em torno de 2%; hoje em dia, comercialmente, gira entre 15% a 20%. Em alguns casos específicos, obteve-se em torno de 35% de eficiência, no ano de 2016; porém, tal tecnologia ainda se encontra distante do consumidor final.

2.1.2 COMPOSIÇÃO DOS MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

Um painel fotovoltaico é composto por diversos materiais importantes. De forma simplificada, a parte mais significativa do mesmo é compreendida como a célula fotovoltaica, responsável por dar "vida" ao sistema por inteiro. A mesma, formada por materiais semicondutores - Silício (Si), em sua grande maioria - é responsável pela geração de corrente elétrica a partir do momento em que os fótons solares entram em contato com os semicondutores presentes na estrutura e, conseqüentemente, ocasionando o deslocamento

de elétrons de forma ordenada.

Obviamente, apenas células fotovoltaicas não formarão toda a estrutura do painel final. De acordo com (PORTAL SOLAR, 2018), existem outros elementos importantes na formação do mesmo e elas serão listadas e descritas a seguir:

- Vidro fotovoltaico: o mesmo não se trata de um vidro comum: entende-se como um vidro ultrapuro e baixo teor de ferro, concebido com o intuito de refletir o mínimo possível de luz solar, uma vez que é revestido com substâncias antirreflexivas. Por serem temperados e possuírem 4mm de espessura, possuem a capacidade de resistir a fortes granizos e tempestades.

A imagem abaixo, de número 2.2, ajuda a demonstrar a estrutura:

Figura 2.2 – Vidro fotovoltaico



Fonte: PAINEL SOLAR (2019).

- Filme encapsulante para painel solar: também conhecido como EVA, (do inglês *Ethylene Vinyl Acetate* - acetato-vinilo de etileno), entende-se como um material selante que visa proteger as células fotovoltaicas de fatores externos, como raios UV, umidade, envelhecimento e temperaturas extremas.

A figura abaixo, de número 2.3, mostra a estrutura descrita:

Figura 2.3 – EVA



Fonte: PAINEL SOLAR (2019).

- *Backsheet*: entende-se como o filme branco que é alocado na parte traseira do painel fotovoltaico. Sua principal função é a proteção dos componentes internos do mesmo, uma vez que o *Backsheet* age como isolante elétrico.

A imagem a seguir, de número 2.4, mostra o elemento *Backsheet*:

Figura 2.4 – *Backsheet*



Fonte: PAINEL SOLAR (2019).

- Caixa de junção: como o nome já sugere, é a parcela que fará a conexão entre os painéis fotovoltaicos, ou seja, interconectá-los em série. Localizada na parte traseira do painel, a caixa possui diodos do tipo By-Pass, que irão atuar na segurança do sistema e representam em torno de 6% do valor final do sistema.

A imagem a seguir, de número 4.1, ajuda a exemplificar a caixa de junção:

Figura 2.5 – Caixa de junção



Fonte: AUTOR (2019).

- Molduras: localizada no entorno do painel e feita de Alumínio, a moldura possui como função principal proporcionar robustez e segurança ao sistema.

A figura a seguir, de número 2.6, demonstra a estrutura descrita:

Figura 2.6 – Moldura



Fonte: AUTOR (2019).

A imagem a seguir, de número 2.7, demonstra a estrutura final e suas respectivas parcelas:

Figura 2.7 – Principais materiais de um painel

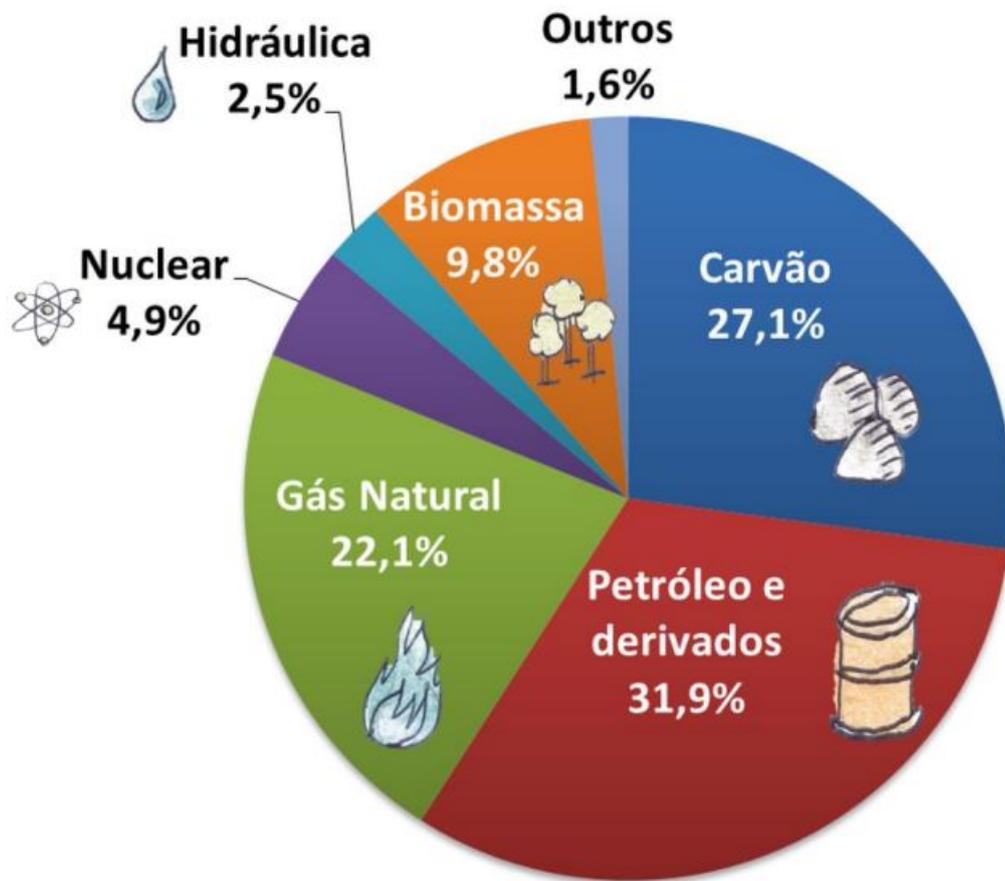


Fonte: PAINEL SOLAR (2019).

2.1.3 ENERGIA SOLAR NO MUNDO

Apesar de a tecnologia de painéis solares fotovoltaicos ter se expandido consideravelmente nos últimos anos, assim como outras fontes renováveis, o mundo ainda possui uma matriz energética voltada para fontes não-renováveis, como mostrado na figura abaixo, de número 2.8:

Figura 2.8 – Matriz energética mundial



Fonte: IEA (2018).

As fontes renováveis compreendidas como solar, eólica e geotérmica correspondem a apenas 1,6% do total da energia utilizada no planeta, denotado por “outros” no gráfico. No melhor dos casos, somando-se as parcelas de biomassa e hidráulica, obtém-se 14% de fonte sustentável de energia, de acordo com (IEA, 2018)

Tal percepção ajuda a mostrar que, mesmo com um grande potencial, fontes renováveis ainda são pouco exploradas mundo afora.

2.1.4 FUNCIONAMENTO DO SISTEMA FOTOVOLTAICO

A presente seção possui como intuito demonstrar, passo a passo e de forma clara, todo o funcionamento de um painel fotovoltaico, desde energia oriunda do Sol, na forma de fóton, até chegar à tomada do consumidor final.

De forma superficial, a cada instante, o Sol libera pequenos “pacotes de energia”, conhecidos como fótons, os quais percorrem 150 milhões de km e, em torno de 8 minutos, chegam à superfície da Terra, de acordo com (BLUESOLAR, 2018). Cita-se, como curio-

sidade, que a cada hora, a quantidade de fótons que atinge o planeta seria suficiente para satisfazer as necessidades energéticas globais por um ano inteiro, tamanha a intensidade de energia dos mesmos. Por tal ponto, já se nota o potencial enorme presente na fonte solar. De acordo com (IEA, 2017), a energia solar é a de crescimento mais rápido no mundo, superando até as de combustíveis fósseis em alguns casos.

Como já citado outrora, os painéis são compostos de diversas células fotovoltaicas que irão converter a luz solar em energia elétrica. Tal transformação ocorre no momento em que o fóton colide com tal célula e ocasiona a formação da corrente elétrica no elemento semicondutor presente na mesma, caracterizada pelo deslocamento dos elétrons, presentes em excesso na camada negativa, rumo à camada positiva. Tal fenômeno é conhecido como efeito fotovoltaico.

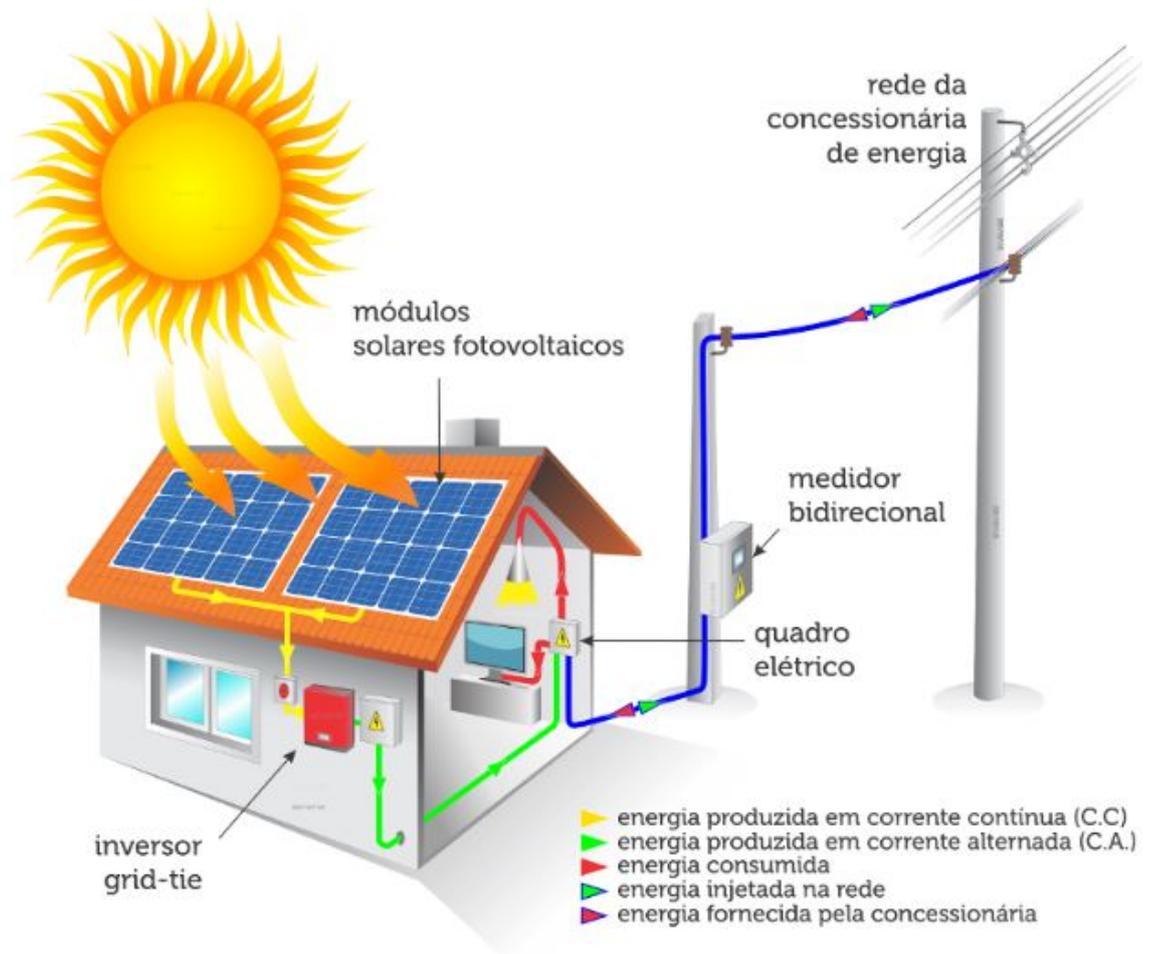
Um aspecto fundamental de ser esclarecido é que a corrente elétrica presente nos módulos fotovoltaicos é contínua (CC). Como se sabe, os aparelhos elétricos das residências operam no formato de corrente alternada (CA), portanto é necessário uma conversão para tal sistema ser útil. Dessa forma, entra em cena o cérebro de todo o processo: o inversor. De forma superficial, o mesmo conta com diversas chaves eletrônicas, como transistores do tipo IGBT (*Insulated Gate Bipolar Transistor* - Transistor Bipolar de Porta Isolada), IGCT (*Integrated Gate-Comutated Thyristor* - Portão Integrado Controlado) e MOSFET (*Metal-Oxide-Semiconductor Field Effect Transistor* - Transistor de Efeito de Campo de Óxido de Metal Semicondutor), os quais trabalham na transformação do sinal contínuo em alternado.

Além da conversão da corrente, o inversor - por possuir a capacidade de interação com o sinal alternado da rede - é responsável pela “mistura” da energia oriunda dos módulos com a energia convencional da rede elétrica, seguindo os critérios da Resolução Normativa 482/12 - da Aneel - bem como as resoluções 687 e 786, que a complementa. A mesma estabelece as condições gerais para o acesso de microgeração e minigeração distribuída e permite essa troca de energia entre sistema fotovoltaico e rede elétrica.

Em dados momentos, os painéis solares não gerarão energia, visto seu caráter intermitente, como em períodos noturnos. Sendo assim, a pessoa que possui instalação necessitará utilizar energia oriunda da rede elétrica. Em contrapartida, em momentos de muita geração, em que a mesma se torna maior que o consumo, o sistema fotovoltaico cede energia para a rede. Tal concessão é conhecida popularmente como créditos energéticos e os mesmos possuem validade de 5 anos. Dessa forma, tal atividade de permuta - como já citado anteriormente - é de total responsabilidade do inversor, ressaltando-se sua característica fundamental em um sistema solar.

A imagem logo abaixo, de número 2.9, demonstra um esquemático simplificado de todo o funcionamento do sistema fotovoltaico:

Figura 2.9 – Funcionamento de um sistema fotovoltaico

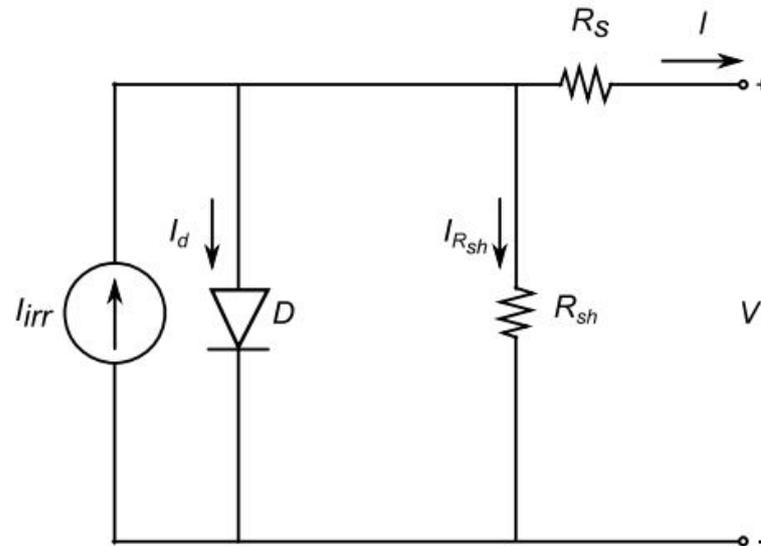


Fonte: LUZ SOLAR (2016).

2.1.5 CIRCUITO ELÉTRICO EQUIVALENTE DE UM PAINEL FOTOVOLTAICO

De forma superficial, painéis solares fotovoltaicos podem ser representados por um circuito elétrico equivalente. De acordo com (PETRONE et al., 2017), um dos modelos mais encontrados em literaturas é o *Single Diode Model* - SDM. Como sugere (DA COSTA, 2010), tal circuito é conhecido por apresentar uma resistência em série (R_s), caracterizada como perda oriunda dos contatos metálicos entre as células, uma resistência *shunt* (R_{sh}), determinando perdas relacionadas às correntes parasitas presentes nos sistemas em geral, um diodo de difusão - representando a junção P-N da célula solar e uma fonte de corrente, dependente direta da radiação solar. A imagem posterior, de número 2.10, demonstra o circuito correspondente:

Figura 2.10 – Circuito elétrico equivalente



Fonte: FILHO ET AL. (2019).

Sendo:

I_{irr} : Corrente fotogerada;

I_d : Corrente presente no diodo de difusão;

$I_{R_{sh}}$: Corrente presente na resistência *shunt*;

R_{sh} : Resistência *shunt* ;

R_s : Resistência série;

I : Corrente gerada pelo painel fotovoltaico.

Ainda, de acordo com (RAMCHANDANI et al., 2012), a corrente I pode ser determinada pela relação a seguir, de número (2.1):

$$I = I_{irr} \left\{ \lambda - \frac{1}{\exp\left(\frac{qA}{kT}\right)} \left(\exp\left(\frac{qAV}{kTV_{oc}}\right) - 1 \right) \right\} \quad (2.1)$$

Sendo:

I : Corrente gerada pelo painel fotovoltaico (A);

I_{irr} : Corrente fotogerada (A);

λ : Radiância (kW/m^2);

q : Carga elementar ($1,6 \times 10^{-19} C$);

k : Constante de Boltzmann ($1,38010^{-23} J/K$);

A : Constante no valor de 0.2464;

T : Temperatura ($^{\circ}C$);

V : Tensão de saída do painel;

V_{oc} : Tensão de curto circuito.

2.1.6 VANTAGENS E DESVANTAGENS

Como era de se esperar, apesar das inúmeras vantagens, painéis solares fotovoltaicos também apresentam aspectos negativos. Dessa forma, o presente capítulo irá apresentar - de forma superficial - os aspectos positivos e negativos dos mesmos, bem como uma leve explicação sobre cada tópico:

- VANTAGENS:

- O Sol é uma fonte inesgotável de energia;
- Não polui o meio ambiente;
- A eficiência dos painéis é crescente;
- Ótima fonte de energia em países tropicais, como o Brasil;
- Não necessita de muita manutenção ao longo do tempo.

- DESVANTAGENS:

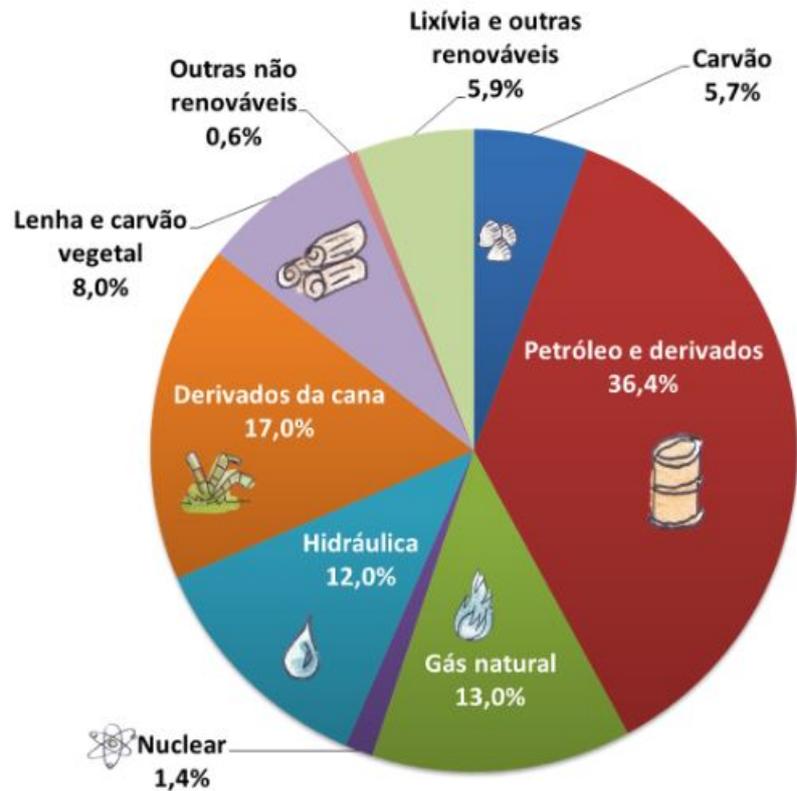
- Produção variável de acordo com as condições atmosféricas, recaindo na intermitência da geração;
- Preço elevado, se comparado a outras fontes de energia não-renováveis;
- Requer um sistema eficiente de armazenamento;
- Mudança estética do imóvel, visto que - dependendo da localização - alterará a fachada do local que receberá o sistema.

2.1.7 ENERGIA SOLAR NO BRASIL

Diferentemente da matriz energética mundial, a qual prioriza majoritariamente por fontes de energia não-renovável, a matriz brasileira não segue esse padrão. Apesar de a mesma ainda ser composta por mais fontes de cunho não-renovável, o país segue uma tendência de crescimento de fontes alternativas e ecologicamente sustentáveis, como hidráulica, lenha, cana-de-açúcar, etc, totalizando-se em torno de 42,9%, número bastante expressivo, de acordo com (EPE, 2018). Além do mais, segundos estudos do Ipea (Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada), o Brasil está executando, de forma bastante eficiente, o pacto de investir em fontes limpas e renováveis de energia, uma das principais metas do desenvolvimento sustentável, definidos pela ONU, até 2030.

A figura abaixo, de número 2.11, demonstra a matriz energética do Brasil:

Figura 2.11 – Matriz energética brasileira



Fonte: BEN (2018).

Tratando-se especificamente de energia solar, a mesma corresponde a em torno de 1% da matriz energética do país. Tal análise ajuda a perceber que, mesmo com o país aderindo a fontes alternativas, a tecnologia fotovoltaica ainda é incipiente no Brasil, mesmo com um ótimo potencial e uma expansão considerável nos últimos dois anos.

Segundo dados de (G1, 2019), existem aproximadamente 49 mil instalações de sistemas fotovoltaicos Brasil afora. Além disso, de acordo com Rodrigo Sawaia, presidente da Absolar (Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica), neste ano de 2019, o país deverá ter uma expansão de 44% na capacidade instalada de energia oriunda do Sol, o que levaria a uma interessante marca de 3,3 gigawatts (GW) de energia produzida.

De acordo com a Eletrobras, a região do país com maior potencial de utilização de energia solar é a Nordeste, com valores médios de $206W/m^2$ de radiação solar. Na sequência, vem a região Centro-Oeste, com radiação média de $202W/m^2$. A região Sul, por sua vez, apresenta um percentual menor, com valor médio de $179W/m^2$.

2.1.8 CURIOSIDADES SOBRE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS

A presente seção abordará, de forma resumida, algumas curiosidades relacionadas a sistemas fotovoltaicos:

- Painéis solares fotovoltaicos não necessitam de luz solar direta para produzirem energia; logo, também produzem energia em dias nublados e chuvosos;
- Telha solar: em 2016, a empresa Tesla apresentou a telha solar, transformando o telhado em gerador de energia sem, ao menos, tirar sua aparência clássica;
- O Estádio Mineirão, localizado em Belo Horizonte (MG), possui 6 mil painéis em seu topo. Foi o primeiro estádio do mundo a sediar uma partida de Copa do Mundo, entre Colômbia x Grécia, em 2014, funcionando à energia solar;
- Existe uma estrada solar na França. A mesma cobre um trajeto de 1 km com painéis fotovoltaicos, fornecendo iluminação para diversas ruas da cidade;
- O Aeroporto Internacional Cochin, localizado na Índia, funciona inteiramente à energia solar. O 46 mil painéis geram em torno de 12 MW e, além disso, é o primeiro aeroporto do mundo a funcionar 100% graças à fonte solar;
- Existem carros solares que ultrapassam os 100 km/h;
- O parlamento paquistanês, denominado *Majlis-e-Shoora*, funciona inteiramente graças a energia solar, desde o ano 2016;
- No ano de 1921, Albert Einstein recebeu o prêmio Nobel de Física por experimentos relacionados à energia solar.

3 FILTRO DE KALMAN

No presente capítulo, descrever-se-á o mundialmente conhecido Filtro de Kalman, de forma dividida em contexto de criação, o que é o filtro, equações matemáticas relevantes, aplicações gerais e exemplos numéricos.

3.1 CONTEXTO HISTÓRICO

No ano de 1960, o engenheiro e matemático Rudolf Emil Kalman publicou seu mundialmente conhecido trabalho denominado “*A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems*”. Sobre o mesmo, é importante citar que, no contexto da publicação, o planeta vivia uma intensa corrida espacial, motivando diversas pesquisas e avanços relacionados ao estudo de satélites e sistemas de localização. Naquele momento, a disputa era liderada pela antiga União Soviética, a qual já havia conseguido colocar em órbita o primeiro satélite artificial e, além disso, já possuía testes avançados para voos tripulados (GREWAL & ANDREWS, 2010.). A partir de então, no referido projeto, o húngaro “entregava” ao mundo sua famosa criação, a qual viria a ter seu nome.

3.1.1 O QUE É O FILTRO DE KALMAN

De forma simplificada, o método conhecido como Filtro de Kalman pode ser caracterizado como um conjunto de equações matemáticas com a finalidade de estimar parâmetros mais precisos, uma vez que sua aplicação visa reduzir erros em sistemas deturpados por Ruído Gaussiano Branco. (ABREU, 2008).

Cita-se que o filtro é capaz de realizar medições de determinado sinal, no decorrer do tempo (de forma dinâmica) - podendo o dito sinal estar alterado por ruídos e imprecisões – e, então, gerar valores os mais próximos possíveis da realidade, baseando-se em técnicas probabilísticas. Esses resultados são oriundos de uma média ponderada entre valores aferidos. Como é sabido, essa média é calculada atribuindo-se pesos aos valores; portanto, a maior relevância é atribuída ao parâmetro de maior confiança. Tal prática visa atenuar discrepâncias entre os valores aferidos e os valores reais. Além disso, ressalta-se que o filtro possui característica de utilizar a localização passada, a localização presente estimada (variável observada) e o modelo de movimento para prever, com o menor erro, a localização presente e a localização posterior. (NURMINEN et al., 2013).

Como citado, o filtro funciona baseando-se em equações matemáticas. Por funcionar de forma recursiva, requer apenas a estimativa anterior para calcular o próximo estado,

e não o histórico por inteiro. Utiliza um modelo dinâmico de sistema, entradas de controle conhecidas e medições para gerar uma estimativa das grandezas variáveis do sistema. Como propõe (LJUNG, 1999), seu funcionamento se assemelha ao Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), que também busca uma maior precisão em determinado conjunto de dados. Para isso, o filtro leva em conta diversos fatores presentes na realidade, como incertezas e ruídos oriundos de perturbações.

O Filtro de Kalman produz estimativas dos valores reais de grandezas medidas e valores associados, prevendo um valor e estimando a incerteza do valor predito. Suas equações tendem a reduzir a soma dos quadrados das diferenças entre os valores reais e os valores estimados. Assim, pode-se dividir a operação do filtro em duas etapas: predição - ou previsão - e atualização, também chamada de correção.

No primeiro caso, tratando-se da predição, também conhecido como parâmetro *a priori*, estima-se o estado atual apenas com dados estimados até o passo anterior, não incluindo dados observados no tempo atual. Após isso, observa-se a fase de atualização, na qual o estado atual é revisado e modificado, corrigindo-se o parâmetro *a priori* com o auxílio do tempo atual. Dessa forma, obtém-se em uma estimativa miscigenada, conhecida como estimativa *a posteriori* (AIUBE, 2005).

3.1.2 APLICAÇÕES GERAIS DO FILTRO DE KALMAN

Sobre aplicações práticas, pode-se citar que uma das formas mais usadas é na localização de veículos e sistemas móveis, tanto em localizações *indoor* quanto em *outdoor*, como o *GPS*. Bastante vital nos sistemas de navegação, sendo usados - principalmente - em submarinos, mísseis de cruzeiro e ônibus espaciais, com destaque para o Projeto Apollo, da *NASA*, e para a Estação Espacial Internacional. (GAYLOR; LIGHTSEY, 2003).

Além disso, pode-se citar que, em navegações aeroespaciais, onde grandezas físicas têm que ser medidas para se determinar variáveis de interesse - como posição, velocidade e aceleração - existem limitações sensoriais, as quais podem apresentar medidas com incertezas, ruídos e erros. Para isso, torna-se necessário fazer uma ponderação dos dados existentes, a fim de se obter estimativas confiáveis. Assim, o Filtro de Kalman é aplicado com o intuito de fazer tais filtragens de informação (FARIA E SOUZA, 2008).

3.2 EQUAÇÕES MATEMÁTICAS DO FILTRO DE KALMAN

De acordo com (PÁDUA, 2006), o Filtro de Kalman discreto baseia-se, inicialmente, em um sistema linear modelado em equações de estado, na forma (3.2):

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + w_k \\ y_k = Bx_k + z_k \end{cases}$$

Sendo:

- x_k : Estado no tempo k ;
- A : Entrada de controle do sistema;
- B : Entrada de controle do sistema;
- x_{k-1} : Estado no tempo anterior a k ;
- y_k : Medição do estado no tempo k ;
- w_k : Ruído de estimação;
- z_k : Ruído das medidas;

Para fins de demonstração, assume-se que grande parte dos ruídos w_k e z_k em sistemas dinâmicos são Gaussianos Brancos não-correlacionados (independentes entre si), provenientes de erros de modelagem e de sensores de medição, de forma respectiva. Portanto, tais ruídos têm média zero e covariância Q e R .

$$\begin{cases} w_k \sim N(0, Q) \\ z_k \sim N(0, R) \end{cases}$$

Dessa forma, pode-se estabelecer as seguintes relações (3.1) e (3.2):

$$\text{cov}(w_k) = E[W_k \cdot W_k^T] = Q \quad (3.1)$$

Já para o caso de z_k , obtém-se:

$$\text{cov}(z_k) = E[z_k \cdot z_k^T] = R \quad (3.2)$$

Da definição, nota-se que as matrizes Q e R são quadradas e diagonais. Além disso, considera-se que o estado a *priori*, x_0 , é calculado a partir da estimativa anterior e, portanto, independente dos ruídos w_k e z_k . Assim:

$$\hat{x}_{k/k-1} = A\hat{x}_{k-1} \quad (3.3)$$

Sendo:

- $\hat{x}_{k/k-1}$: Estado atual;
- \hat{x}_{k-1} : Estado anterior;
- A : Entrada de controle do sistema.

A fim de se aumentar a precisão do valor aferido, entra em cena a parcela de atualização do filtro: a chamada matriz de renovação representa o quanto a estimação *a priori* deve ser alterada, baseando-se na medição atual. Portanto, chega-se à seguinte expressão:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \quad (3.4)$$

Sendo:

$\hat{\mathbf{x}}_k$: Estado atual atualizado;

$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$: Estado anterior;

\mathbf{K}_k : Ganho de Kalman;

\mathbf{y}_k : Medição;

\mathbf{B} : Entrada de controle do sistema.

Nota-se, de forma bastante clara, que a segunda parte da equação tende a ser zero assim que os parâmetros começarem a convergir e o passo atual ser igual ao valor anterior. Para isso acontecer, há duas maneiras: o sinal medido no momento, \mathbf{y}_k , deve ser idêntico à multiplicação entre o sinal no instante anterior e a matriz de entradas \mathbf{B} . Ou, ainda, a matriz de ganhos \mathbf{K}_k possuir valor zero.

Sobre a matriz de ganho \mathbf{K}_k , ressalta-se que a mesma tende a minimizar a variância do erro entre $\hat{\mathbf{x}}_k$ e \mathbf{x}_k . Dessa forma, pode-se determinar o erro de estimação *a priori* com a seguinte equação (3.5):

$$e_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} \quad (3.5)$$

Sendo:

e_k : Erro de estimação *a priori*;

\mathbf{x}_k : Estado atual;

$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$: Estado anterior.

E, de forma análoga à anterior, determina-se o erro de estimação *a posteriori* com a relação (3.6):

$$e'_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \quad (3.6)$$

Sendo:

e'_k : Erro de estimação *a posteriori*;

\mathbf{x}_k : Estado atual;

$\hat{\mathbf{x}}_k$: Estado atual estimado.

Assim, as covariâncias referentes aos erros *a priori* e *a posteriori* também podem ser determinadas. O primeiro caso é definido pela relação (3.7):

$$P_{k/k-1} = \text{cov}(e_k) = E[e_k \cdot e_k^T] \quad (3.7)$$

Sendo:

$P_{k/k-1}$: Covariância do erro a *priori*;

De forma similar, a covariância do erro a *posteriori* é definida pela relação (3.8):

$$P_k = \text{cov}(e'_k) = E[e'_k \cdot e'_k{}^T] \quad (3.8)$$

Sendo:

P_k : Covariância do erro a *posteriori*;

Substituindo-se (3.5) em (3.7) obtém-se:

$$P_{k/k-1} = E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}) \cdot (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})^T] \quad (3.9)$$

Prosseguindo-se, aplicar-se-á as equações (3.1), (3.2), (3.3) e (3.6) em (3.9). Dessa forma, obtém-se:

$$P_{k/k-1} = E[(Ax_{k-1} + w_k - A\hat{x}_{k-1})(Ax_{k-1} + w_k - A\hat{x}_{k-1})^T] \quad (3.10)$$

De forma que:

$$P_{k/k-1} = A \cdot E[e'_{k-1} \cdot (e'_{k-1})^T] \cdot A^T + E[w_k \cdot (w_k)^T] \quad (3.11)$$

A obter-se:

$$P_{k/k-1} = A \cdot P_{k-1} \cdot A^T + Q \quad (3.12)$$

Sendo:

$P_{k/k-1}$: Covariância do erro a *priori*;

A : Entrada de controle do sistema;

P_{k-1} : Covariância anterior;

Q : Ruído.

De forma análoga ao procedimento anterior, onde estabeleceu-se a covariância do erro a *priori* na relação (3.12), pode-se determinar covariância do erro a *posteriori*. Para isso, aplica-se a equação (3.6) em (3.8). Obtém, portanto:

$$P_k = E[(x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)^T] \quad (3.13)$$

Acrescentando-se as equações (3.1) e (3.4) em (3.13), obtém-se:

$$P_k = E[(x_k - \hat{x}_{k/k-1}) + K_k(Bx_k + z_k - B\hat{x}_{k/k-1})][(x_k - \hat{x}_{k/k-1}) + K_k(Bx_k + z_k - B\hat{x}_{k/k-1})]^T \quad (3.14)$$

Sabendo-se que e_k e z_k também são não-correlacionados, consegue-se simplificar a equação (3.14):

$$P_k = (I - K_k B)P_{k/k-1}(I - K_k B)^T + K_k R K_k^T \quad (3.15)$$

Sobre o parâmetro K , conhecido como ganho de Kalman, pode-se citar que sua matriz é atualizada a cada iteração. A fim de se determinar a expressão do ganho K_k , devemos derivar a expressão (3.15) em relação ao próprio K e igualar a expressão a zero. Desta forma, obter-se-á:

$$K_k = P_{k/k-1} B^T (B P_{k/k-1} B^T + R)^{-1} \quad (3.16)$$

Sendo:

K_k : Ganho de Kalman;

$P_{k/k-1}$: Covariância do erro a *priori*;

B : Entrada de controle do sistema;

R : Ruído

Substituindo-se a expressão (3.16) em (3.15), obteremos:

$$P_k = (I - K_k B)P_{k/k-1} \quad (3.17)$$

Sendo:

P_k : Covariância do erro a *posteriori*;

I : Matriz identidade;

K_k ; Ganho de Kalman;

$P_{k/k-1}$: Covariância do erro a *priori*

Compreende-se "I" como uma matriz identidade, que nada mais é que uma matriz quadrada, com os valores da diagonal principal valendo 1 e todos os outros termos, 0. A imagem a seguir, de número 3.1, exemplifica:

Figura 3.1 – Matriz identidade n x n

$$I_n = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{n \times n}$$

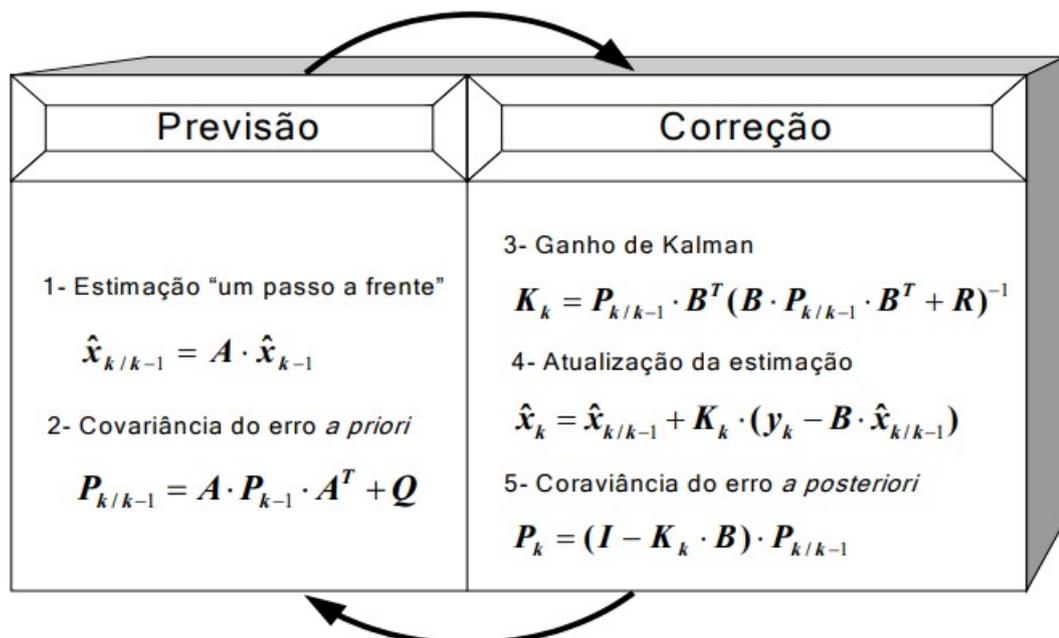
Fonte: WIKIPEDIA (2017).

Dessa forma, através da relação (3.17), obtém-se a expressão que determina a covariância do erro *a posteriori*.

Como já fora descrito anteriormente, o Filtro de Kalman opera em duas fases. No primeiro momento, também conhecido como predição, como o nome já sugere, tem a missão de projetar o estado a frente (equação (3.3)) e obter a covariância do erro *a priori* (equação (3.12)). Em um segundo momento, na fase de atualização, obtém-se a covariância do erro *a posteriori* (equação (3.17)), ganho de Kalman (equação (3.16)) e incorpora a atualização na medição *a priori* (equação (3.4)).

De forma simples, a figura a seguir, de número 3.2, ajuda a resumir e elucidar o funcionamento do Filtro de Kalman, mostrando seus passos na ordem de execução:

Figura 3.2 – Atuação de um Filtro de Kalman



Fonte: PADUA (2006).

Assim, por fim, cita-se que - através das equações vistas - pode-se notar que os

parâmetros com muito ruído possuirão pouca relevância na próxima medição, enquanto aqueles com menos interferência possuirão maior relevância, pois os valores finais tendem a convergir.

3.2.1 EXEMPLO INTRODUTÓRIO

De forma inicial, baseando-se em (BECKER, 2018), a fim de se elucidar parcialmente o equacionamento do filtro de Kalman, cria-se um exemplo hipotético: deseja-se obter o real peso de um barra de ouro, o qual possui valor de 1010g. Portanto:

- Inicialização: a fim de se iniciar os cálculos, necessita-se de um palpite inicial. Dessa forma, o mesmo é utilizado apenas na primeira iteração. Assim:

$$\hat{x}_{0/0} = 1000g \quad (3.18)$$

- Predição: por se tratar de um modelo estático, onde o peso do ouro não deve variar, a próxima estimativa de estado será idêntica à inicialização. Portanto:

$$\hat{x}_{1/0} = 1000g \quad (3.19)$$

A partir disso, entra em cena a parte crucial do filtro: a atualização, onde a mesma será realizada pelo fator K, denominado ganho de Kalman, definido como um fator de ponderação. Dessa forma, medir-se-á valores aleatórios do peso da barra de ouro e, através de suas atualizações a cada ciclo, chegar-se-á a um resultado convergente. Assim:

- PRIMEIRA ITERAÇÃO:

- Medição:

$$y_1 = 1030g \quad (3.20)$$

- Ganho:

$$K = \frac{1}{1} \quad (3.21)$$

Logo:

$$\hat{x}_{1/1} = \hat{x}_{1/0} + K(y_1 - \hat{x}_{1/0}) \quad (3.22)$$

Dessa forma:

$$\hat{x}_{1/1} = 1000 + 1(1030 - 1000) = 1030 \quad (3.23)$$

• SEGUNDA ITERAÇÃO:

$$\hat{x}_{2/1} = \hat{x}_{1/1} = 1030g \quad (3.24)$$

- Medição:

$$y_2 = 989g \quad (3.25)$$

- Ganho:

$$K = \frac{1}{2} \quad (3.26)$$

Logo:

$$\hat{x}_{2/2} = \hat{x}_{2/1} + K(Y_2 - \hat{x}_{2/1}) \quad (3.27)$$

Dessa forma:

$$\hat{x}_{2/2} = 1030 + \frac{1}{2}(989 - 1030) = 1009,5g \quad (3.28)$$

• TERCEIRA ITERAÇÃO:

$$\hat{x}_{3/2} = \hat{x}_{2/2} = 1009,5g \quad (3.29)$$

- Medição:

$$y_3 = 1017g \quad (3.30)$$

- Ganho:

$$K = \frac{1}{3} \quad (3.31)$$

Logo:

$$\hat{x}_{3/3} = \hat{x}_{3/2} + K(Y_3 - \hat{x}_{3/2}) \quad (3.32)$$

Assim:

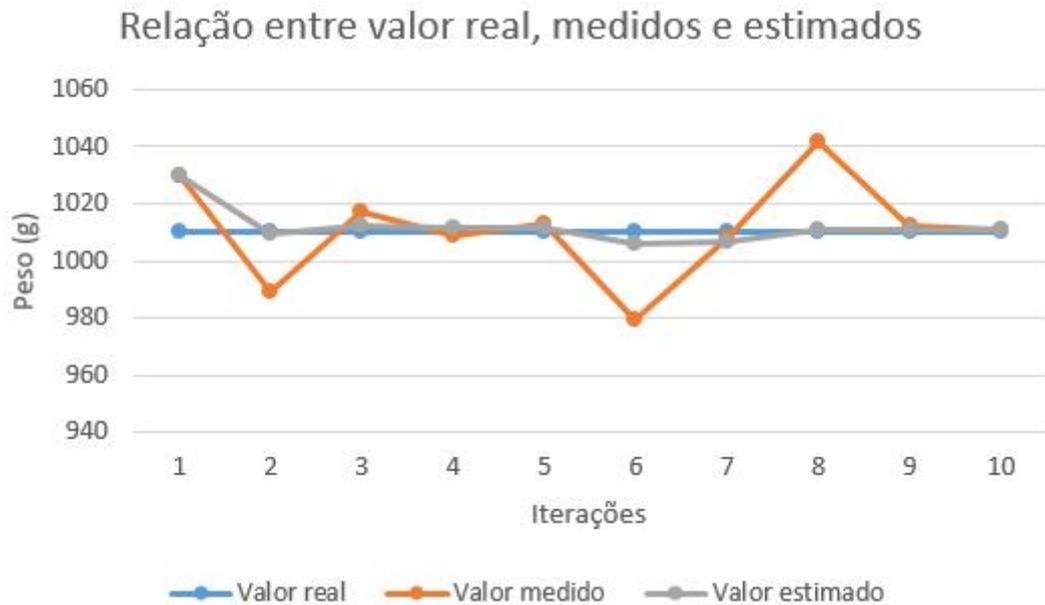
$$\hat{x}_{3/3} = 1009,5 + \frac{1}{3}(1017 - 1009,5) = 1012g \quad (3.33)$$

De forma análoga, pode-se seguir atualizando o filtro com novas iterações. Dito isso, cita-se que - à medida que aumenta o número de iterações - aumenta-se a precisão do resultado. No caso deste exemplo, proposto por (BECKER, 2018), um resultado muito

próximo do preciso é obtido na décima iteração, com o valor de 1010,98 g.

Além disso, cita-se a imagem seguinte, de número 3.3, mostrando a comparação entre os três parâmetros: valor correto, valores medidos e valores estimados:

Figura 3.3 – Valores medidos, estimados e o correto



Fonte: AUTOR (2019).

Através da referida figura, nota-se - também - os valores convergindo para um valor comum, mesmo com medições bem discrepantes e longe do valor correto.

3.2.2 SEGUNDO EXEMPLO

Tendo em vista que o exemplo anterior não abrange todas as equações do filtro de Kalman, servindo apenas como pontapé inicial, demonstrar-se-á outra aplicação, agora mais complexa, onde utiliza-se todas as cinco equações propostas por Kalman, de acordo com (BECKER, 2018). Sendo assim, o mesmo visa estimar a altura de um determinado prédio. Inicialmente, sabe-se o tamanho real do mesmo, que é 50 m. Portanto:

- Inicialização: como chute inicial, define-se:

$$\hat{x}_{0/0} = 60m \quad (3.34)$$

Pode-se, ainda, definir a incerteza da estimação anterior, também conhecido como desvio padrão, definido com o valor de $\sigma = 15$ m. Consequentemente, a variância é dada por $\sigma^2 = 225$ m. Assim:

$$p_{0/0} = 225 \quad (3.35)$$

• Predição: agora, determina-se o próximo estado baseando-se no anterior. Como a altura do prédio não varia com o passar do tempo, obtém-se:

$$\hat{x}_{1/0} = \hat{x}_{0/0} = 60m \quad (3.36)$$

De forma análoga a predição da altura, pode-se estimar a próxima incerteza da estimativa (variância). Assim:

$$p_{1/0} = p_{0/0} = 225 \quad (3.37)$$

• PRIMEIRA ITERAÇÃO:

-> Passo 1: medições

- Define-se a primeira medição: $y_1 = 48,54$ m

- Como o altímetro utilizado possui desvio padrão no valor de 5 m ($\sigma = 5$ m), a variância associada é $\sigma^2 = 25$ m.

-> Passo 2: atualizações

- Define-se o ganho:

$$K_1 = \frac{p_{1/0}}{p_{1/0} + r_1} = \frac{225}{225 + 25} = 0.9 \quad (3.38)$$

- Define-se o estado atual:

$$\hat{x}_{1/1} = \hat{x}_{1/0} + K_1 (y_1 - \hat{x}_{1/0}) = 60 + 0.9(48.54 - 60) = 49.686m \quad (3.39)$$

- Define-se a incerteza da estimativa atual:

$$p_{1/1} = (1 - K_1) p_{1/0} = (1 - 0.9)225 = 22.5 \quad (3.40)$$

-> Passo 3: predições

Como o exemplo se trata de um modelo constante, o prédio não altera sua altura com o passar do tempo, tem-se:

$$\hat{x}_{2/1} = \hat{x}_{1/1} = 49.686m \quad (3.41)$$

A incerteza da estimativa também não mudará, logo:

$$p_{2/1} = p_{1/1} = 22.5 \quad (3.42)$$

• SEGUNDA ITERAÇÃO:

-> Passo 1: medições

- Define-se a segunda medição: $y_2 = 47,11$ m

- Define-se a incerteza da medição: $r_2 = 25$ ($\sigma = 5$)

-> Passo 2: atualizações

- Define-se o ganho:

$$K_2 = \frac{p_{2/1}}{p_{2/1} + r_2} = \frac{22.5}{22.5 + 25} = 0.47 \quad (3.43)$$

- Define-se o estado atual:

$$\hat{x}_{2/2} = \hat{x}_{2/1} + K_2 (y_2 - x_{2/1}) = 49.686 + 0.47(47.11 - 49.686) = 48.47m \quad (3.44)$$

- Define-se a incerteza da estimativa atual:

$$p_{2/2} = (1 - K_2) p_{2/1} = (1 - 0.47)22.5 = 11.84 \quad (3.45)$$

-> Passo 3: predições

$$\hat{x}_{3/2} = \hat{x}_{2/2} = 48.47m \quad (3.46)$$

$$p_{3/2} = p_{2/2} = 11.84 \quad (3.47)$$

• TERCEIRA ITERAÇÃO:

-> Passo 1: medições

- Define-se a terceira medição: $y_2 = 55,01$ m

- Define-se a incerteza da medição: $r_2 = 25$ ($\sigma = 5$)

-> Passo 2: atualizações

- Define-se o ganho:

$$K_3 = \frac{11.84}{11.84 + 25} = 0.321 \quad (3.48)$$

- Define-se o estado atual:

$$\hat{x}_{3/3} = 48.47 + 0.321(55.01 - 48.47) = 50.57m \quad (3.49)$$

- Define-se a incerteza da estimativa atual:

$$p_{3/3} = (1 - 0.32)11.84 = 8.03 \quad (3.50)$$

-> Passo 3: predições

$$\hat{x}_{4/3} = \hat{x}_{3/3} = 50.57m \quad (3.51)$$

$$p_{4/3} = p_{3/3} = 8.03 \quad (3.52)$$

Dessa forma, iterando-se diversas vezes, consegue-se fazer com que os valores converjam para o valor real. Como se sabe, o filtro trabalha em ciclos; portanto, quanto mais iterações forem realizadas, mais fidedigno é o valor encontrado.

No exemplo em questão, iterou-se um total de dez vezes, obtendo-se:

- Medição: y_{10} : 49,95 m

- Valor estimado: $\hat{x}_{10/10} = 49,57m$

4 ALGORITMO DE RASTREIO PARA O MÁXIMO PONTO DE POTÊNCIA

O presente capítulo apresentará, de forma sucinta, a técnica MPPT que, em linhas gerais, é compreendida como um rastreador de máximo ponto de potência. Posteriormente, apresentar-se-á dois algoritmos de MPPT denominados “Perturbação e Observação” e “Condutância Incremental”, sendo os mais conhecidos e aplicados mundialmente. Em sequência, trata-se da aplicação do Filtro de Kalman em algoritmos de MPPT para, por fim, compará-los.

4.1 MPPT - *MAXIMUM POWER POINT TRACKING*

Como se sabe, a produção de energia elétrica através de painéis solares é intermitente. Fatores como intensidade de radiação solar incidente na célula fotovoltaica e temperatura variam constantemente e, com isso, acaba-se variando o ponto de máxima potência disponível no sistema. É sabido que, para cada valor de radiação solar, existe apenas um ponto que forneça o maior valor possível de energia. Assim, caso o mesmo não opere no estado de MPP (Máximo Ponto de Potência), a energia que será fornecida à carga final é abaixo do que poderia ser transferido.

Visando-se garantir o ponto de máxima potência em todos os momentos e obter uma eficiência maior, torna-se relevante utilizar-se de técnicas que rastreiem o MPP de forma contínua. Dessa forma, os algoritmos capazes de realizar tal busca são conhecidos como MPPT (*Maximum Power Point Tracking*) que, traduzido para o português, significa “rastreamento do ponto de máxima potência”.

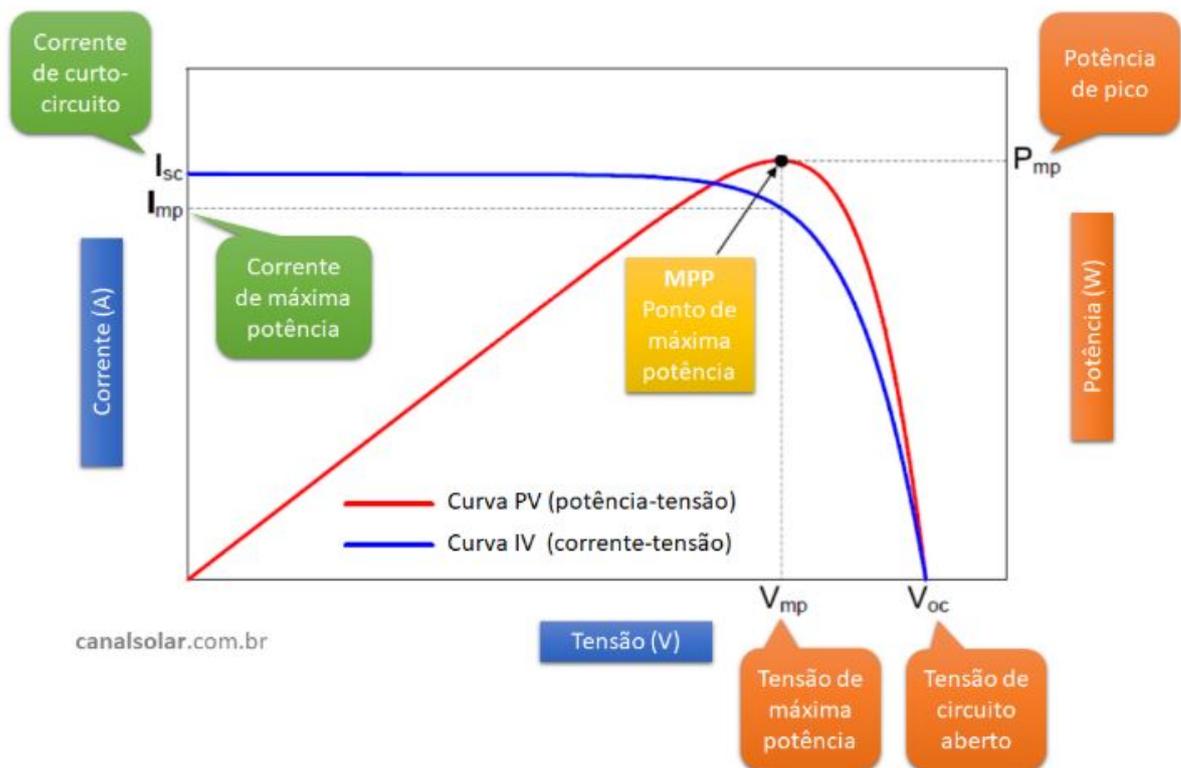
Em linhas gerais, como já citado, o MPPT pode ser entendido como uma tecnologia, presente nos inversores fotovoltaicos, que visa aumentar a eficiência energética, sendo de extrema importância para utilizações mais otimizadas. Uma vez que os painéis solares apresentam características não-lineares de tensão e corrente, dependentes de - principalmente - fatores como radiação, temperatura e carga conectada, a cada instante existe um ponto de máximo aproveitamento. Dessa forma, é fundamental a existência de um algum algoritmo que faça essa busca e leve o inversor a operar neste ponto. Tais técnicas de rastreamento utilizam diferentes tipos de circuito, lógica de controle e algoritmos para procurar esse ponto e, dessa forma, permitir que o circuito conversor extraia a máxima energia disponível em uma célula.

Ainda, de acordo com (RAMCHANDANI et al., 2012), pode ser feita uma analogia da técnica MPPT com o sistema de transmissão em um automóvel. Como se sabe, o mesmo tem por função transferir força e torque do motor para as rodas e, uma vez que ele não atue de forma correta, com velocidade e marcha incompatível, por exemplo, o veículo não

atuará na sua potência máxima, em condições não-ideais. De forma análoga, a partir do momento que o painel solar não atua no seu ponto de máxima potência, não encontrando seus parâmetros V_{mp} e I_{mp} (tensão e corrente de máxima potência), o retorno não é o ideal, com uma eficiência abaixo do padrão.

Como era de se esperar, a potência de um arranjo de módulos fotovoltaicos é determinada pelo produto da tensão pela corrente. A figura a seguir, de número 4.1, demonstra duas curvas características de painéis solares, relacionando corrente x tensão - curva azul - e potência x tensão, na cor vermelha.

Figura 4.1 – Curva característica relacionando parâmetros como corrente, potência e tensão



Fonte: CANAL SOLAR (2019).

Os parâmetros mostrados na figura são:

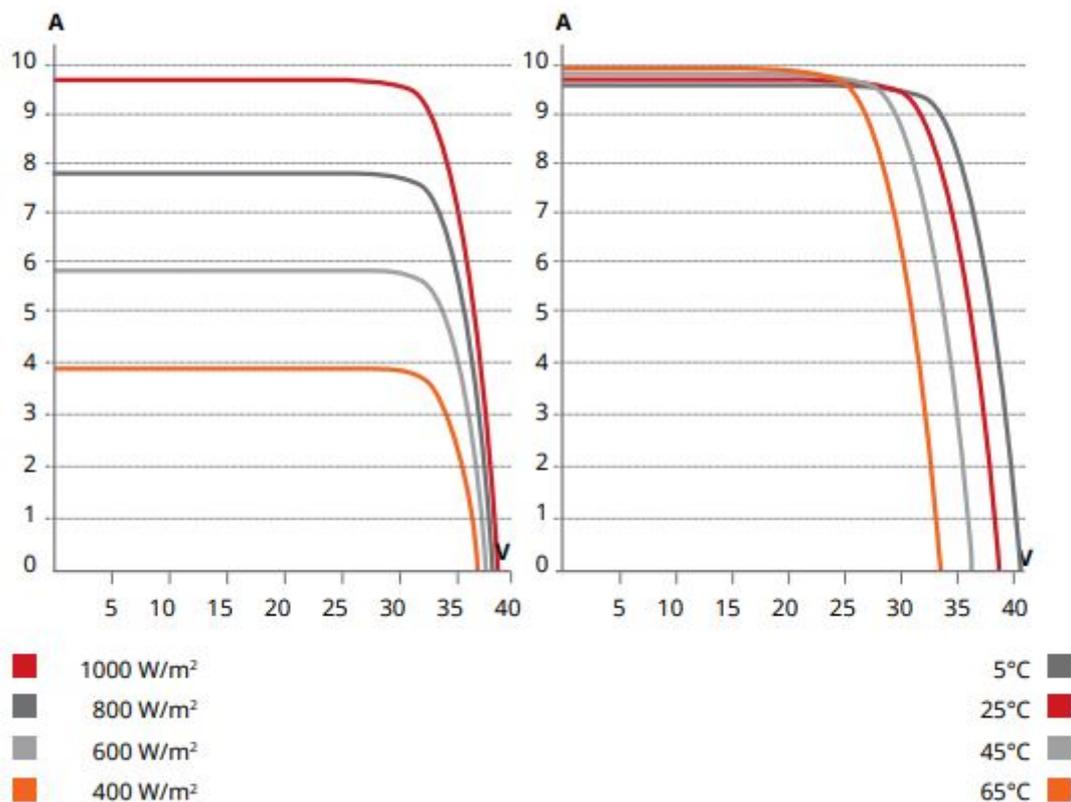
- I_{sc} : Corrente de curto circuito: máxima corrente que o sistema pode oferecer;
- V_{oc} : Tensão de circuito aberto: máxima tensão que o sistema pode oferecer;
- I_{mp} : Corrente de máxima potência: corrente passante no momento que o sistema atinge o MPP;
- V_{mp} : Tensão de máxima potência: tensão atuante no momento que o sistema atinge o MPP;

- Pmp: Potência máxima que o módulo oferece;
- MPP: Ponto de máxima potência.

A curva I-V, demonstrada na figura, é fundamental para se determinar a eficiência do sistema. Assim, parâmetros como I_{sc} e V_{oc} , corrente de curto-circuito e tensão de circuito aberto, respectivamente, que são os máximos valores que o sistema alcança, são obtidos em condições ideais, com radiância de 1 kW/m^2 e temperatura de 25°C . Além disso, pode-se notar, de forma clara, que o painel solar fotovoltaico atua, de forma sucinta, como uma fonte de corrente constante.

Como já citado outrora, os dois parâmetros mais influentes em um painel fotovoltaico são o nível de radiância, dado em W/m^2 , e a temperatura, em $^\circ\text{C}$. Sendo assim, pode-se gerar curvas características de tensão e corrente, de acordo com a variação de radiância e temperatura, para um painel da marca Canadian Solar, modelo CS6K, de 295 Wp , como sugere a imagem abaixo, de número 4.2:

Figura 4.2 – Curvas características de corrente e tensão, variando-se radiância e temperatura



Fonte: DATASHEET CANADIAN (2019).

De forma nítida, nota-se que a mudança de radiação solar impacta de forma direta

na corrente elétrica do módulo fotovoltaico. Ambos os parâmetros são diretamente proporcionais, uma vez que aumentando-se a intensidade de radiação, aumenta-se o nível de corrente. Em contrapartida, à medida que se diminui a temperatura da célula fotovoltaica, aumenta-se a tensão na mesma. De forma simples e direta, pode-se dizer - portanto - que a radiação solar impacta na corrente elétrica, enquanto a temperatura influencia na tensão.

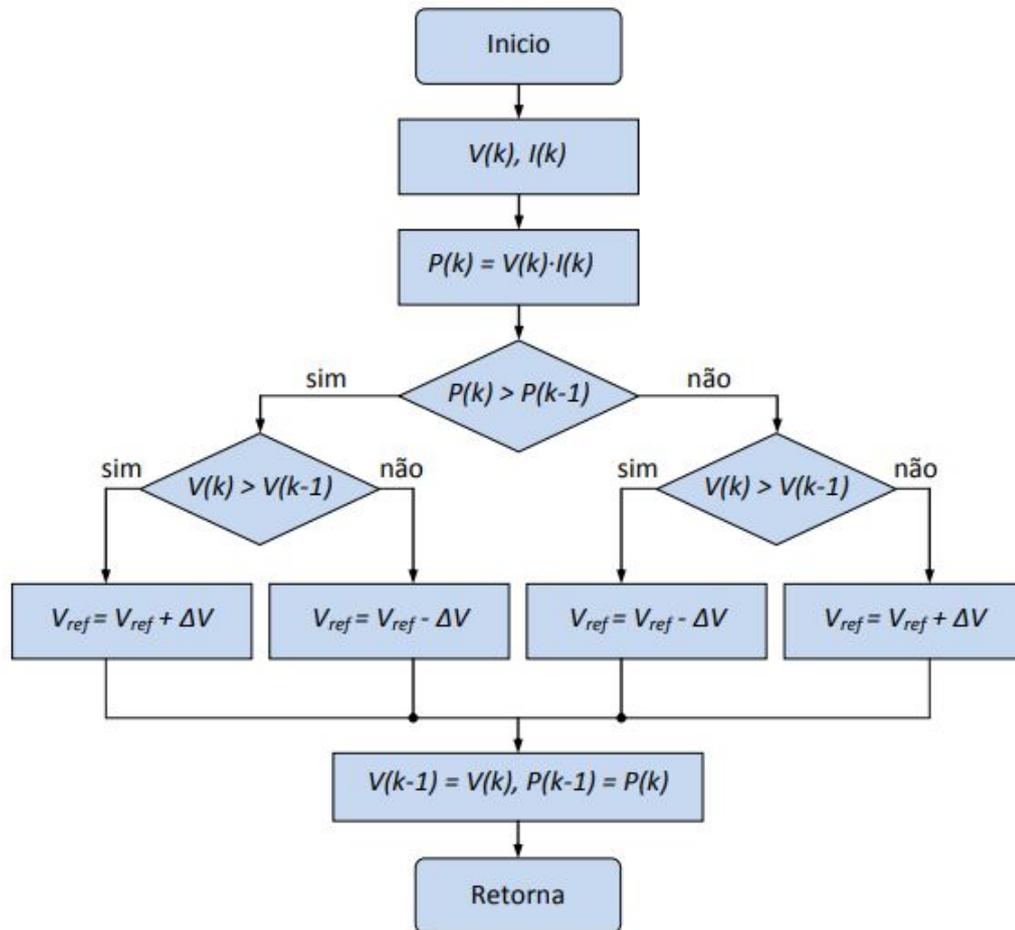
4.1.1 ALGORITMO PERTURBAÇÃO E OBSERVAÇÃO (P & O)

Por se tratar de uma aplicação relativamente simples e mais econômica em termos financeiros, o algoritmo P & O é o mais utilizado comercialmente. De forma simples, seu funcionamento é baseado em perturbar-se a tensão dos terminais de um painel em um determinado sentido. Caso haja aumento na potência resultante, mantém-se a perturbação no mesmo sentido; caso contrário, existindo uma redução da potência de saída, deve-se inverter o sentido da perturbação. Tal processo acontece de forma ininterrupta, até mesmo no momento em que se obtém o ponto de potência máximo, fazendo com que a tensão oscile em torno do mesmo e - conseqüentemente - diminuindo a eficiência da técnica.

De acordo com (FEMIA et al., 2005, apud MOÇAMBIQUE, 2012), tal mazela pode ser minimizada ao se reduzir o tamanho do passo, o que diminuirá a oscilação em torno do PPM. Em contrapartida, com um passo menor, tem-se um algoritmo mais lento e, dessa forma, comprometer-se-á a eficiência do mesmo em situações de mudanças climáticas abruptas. De acordo com (ESRAM; CHAPMAN, 2007, apud MOÇAMBIQUE, 2012), a fim de se atenuar tal empecilho, utilizam-se passos de tamanho variado, onde se reduz o mesmo à medida que se aproxima do PPM.

A imagem abaixo, de número 4.3, demonstra a estrutura do algoritmo e seu respectivo desenvolvimento:

Figura 4.3 – Algoritmo P & O



Fonte: MOÇAMBIQUE (2012).

4.1.2 ALGORITMO CONDUTÂNCIA INCREMENTAL

De forma análoga ao algoritmo P & O, a Condutância Incremental apresenta bastante simplicidade em sua ideia. Tal método se baseia na derivada da curva P - V, que fora mostrada na figura 4.1. Ao atingir-se derivada com o valor de zero, sabe-se que a curva é máxima e, portanto, máximo ponto de potência. Em contrapartida, com uma derivada positiva, maior que zero, o MPP estará à direita na curva. De forma análoga, com uma derivada negativa, o MPP estará à esquerda na respectiva curva, como sugere o esquemático abaixo, de número (4.1):

$$\begin{cases} dP/dV = 0, \text{ MPP} \\ dP/dV > 0, \text{ MPP à direita na curva} \\ dP/dV < 0, \text{ MPP à esquerda na curva} \end{cases} \quad (4.1)$$

Sabe-se que a relação de derivada da potência em função da tensão pode ser reescrita da seguinte forma, de número (4.2):

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(IV)}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} \cong I + V \frac{\Delta I}{\Delta V} \quad (4.2)$$

Assim, pode-se reescrever a relação (4.2) de outra forma, como sugere o esquemático abaixo, de número (4.3):

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta I/\Delta V = -I/V, \text{ no MPP} \\ \Delta I/\Delta V > -I/V, \text{ MPP à direita na curva} \\ \Delta I/\Delta V < -I/V, \text{ MPP à esquerda na curva} \end{array} \right. \quad (4.3)$$

Dessa forma, relaciona-se condutância instantânea (I/V) com condutância incremental ($\Delta I/\Delta V$). Assim, de acordo com (ESRAM; CHAPMAN, 2007, apud MOÇAMBIQUE, 2012), ao se obter o MPP, mantém-se tal ponto de operação até o presente momento que ocorra variação de ΔI , oriunda de mudanças climáticas. Então, modifica-se a tensão de referência a fim de, novamente, buscar-se o MPP. Em contrapartida, como aspecto negativo, o algoritmo Condutância Incremental apresenta resposta lenta em mudanças abruptas de radiação e temperatura. No entanto, de forma análoga ao P & O, a simplicidade de aplicação e o baixo custo de implementação tornam o algoritmo uma opção interessante.

4.1.3 ALGORITMO RASTREADOR DE MPP UTILIZANDO FILTRO DE KALMAN

Como já descrito outrora, o Filtro de Kalman é um ótimo algoritmo para estimar parâmetros. Mundialmente conhecido e aplicado, destaca-se por gerar estimativas precisas, mesmo quando utiliza dados ruidosos e com alto grau de incerteza, uma vez que opera de forma cíclica e tende a convergir para um valor de interesse depois de algumas iterações. Tendo em vista que a técnica MPPT, presente em inversores e fundamental em sistemas fotovoltaicos, necessita de algoritmos para estimar pontos de máxima potência a cada momento, nota-se a possibilidade de utilizar o filtro nesta determinada função.

Baseando-se no estudo proposto por (RAMCHANDANI et al., 2012), o qual estima o MPPT utilizando-se das técnicas do Filtro de Kalman, analisar-se-á sua aplicabilidade, desempenho, comparação com outros algoritmos e, por fim, os termos financeiros.

O filtro, como já abordado no capítulo 3, pode ser dividido em duas etapas: predição, responsável por estimar o próximo estado e a atualização, o qual revisará e modificará o estado atual. Sendo assim, adaptar-se-ão as equações do Filtro de Kalman para variáveis elétricas existentes em algoritmos MPPT, de acordo com a análise proposta por (RAMCHANDANI et al., 2012):

- **PREDIÇÃO:** a fase de predição do Filtro de Kalman é composta de duas equações: estimação e covariância do erro *a priori*
- **ESTIMAÇÃO:** como o nome já sugere, estima nossa variável de interesse. Adaptando-se para a aplicação em MPPT, obtém-se a variável tensão, como sugere a equação 4.4:

$$V_{k/k-1} = V_{k-1} + M \frac{\Delta P_{k-1}}{\Delta V_{k-1}} \quad (4.4)$$

Nesse caso, nota-se a presença do termo M, compreendido como um passo de adaptação, baseado em fatores como limitação de mudança da tensão, com valor calculado em torno de 0,05. Por fim, a relação $\frac{\Delta P}{\Delta V}$, que nada mais é que a inclinação da curva P - V no instante anterior.

- **COVARIÂNCIA DO ERRO A PRIORI:** determina a incerteza do valor estimado anteriormente, de acordo com a equação abaixo, de número (4.5)

$$P_{k/k-1} = P_{k-1} + Q \quad (4.5)$$

Sendo: $P_{k/k-1}$: Incerteza da medição atual;

P_{k-1} : Incerteza de medição anterior;

Q: Ruído

- **ATUALIZAÇÃO:** nesta fase, apresenta-se três equações: ganho de Kalman, atualização e covariância do erro *a posteriori*

- **GANHO DE KALMAN:** determina a relação entre incerteza de estimação (P) e incerteza de medição (R), como sugere a relação (4.6)

$$K_k = \frac{P_{k/k-1}}{P_{k/k-1} + R} \quad (4.6)$$

- **ATUALIZAÇÃO DA ESTIMAÇÃO:** nesta etapa, atualiza-se o valor de tensão, de acordo com a relação (4.7). Ainda, destaca-se o parâmetro V_{ref} , sendo a tensão de referência, ou valor medido.

$$V_k = V_{k/k-1} + K_k (V_{ref} - V_{k/k-1}) \quad (4.7)$$

Sendo:

$V_{k/k}$: Tensão atual;

$V_{k/k-1}$: Tensão anterior;

K_k : Ganho de Kalman;

V_{ref} : Tensão de referência;

- COVARIÂNCIA DO ERRO A *POSTERIORI*: neste momento, obtém-se a incerteza associada a estimação $V_{k/k}$. A equação a seguir, de número (4.8), demonstra:

$$P_k = (1 - K_k) \cdot P_{k/k-1} \quad (4.8)$$

Sendo:

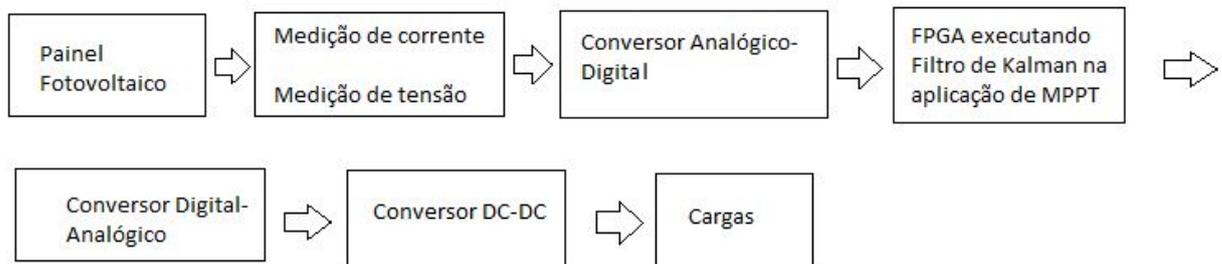
P_k : Covariância do erro associada a $V_{k/k}$;

K_k : Ganho de Kalman;

$P_{k/k-1}$: Covariância do erro $V_{k/k-1}$;

Dessa forma, descrita anteriormente, foi adaptada as equações propostas por Kalman à aplicação voltada a algoritmos MPPT. A figura de número 4.4 demonstra - em um diagrama de blocos - a configuração do sistema como um todo:

Figura 4.4 – Configuração do sistema



Fonte: AUTOR (2019).

Assim, pode-se citar a função de cada bloco no sistema: o painel fotovoltaico, como era de se esperar, é responsável por captar a luz solar e transformá-la em corrente elétrica. A partir disso, conecta-se o mesmo a sensores de corrente e tensão, a fim de se descobrir tais parâmetros de saída do painel. Para transformá-los em valores digitais, utiliza-se um conversor Analógico-Digital. Além disso, o mesmo trabalha entre 0 a 5 V, portanto utiliza-se de resistências para reduzir o valor de tensão. Na saída do conversor, atua o algoritmo MPPT, baseado no Filtro de Kalman. Posteriormente, envia-se o sinal para outro conversor, agora Digital-Analógico, para então passar por um conversor CC-CC, do tipo *boost*, que elevará a tensão para um nível adequado, entre 18 V e 24 V e - enfim - chegar à carga final.

4.1.3.1 ***Vantagens***

Em linhas gerais, uma das principais vantagens do algoritmo MPPT utilizando o Filtro de Kalman é a velocidade com que o mesmo converge para o valor apropriado de tensão, a qual resultará em maior potência na saída, em torno de 0,0045s, principalmente em casos de mudança brusca do clima, de acordo com a análise elaborada por (RAM-CHANDANI et al., 2012). Por tal percepção, é relevante notar que o menor tempo de rastreamento é um fator importante para o sistema final, uma vez que a intermitência das condições climáticas - ora nublado, ora ensolarado, etc - é muito comum e foge do controle humano. Portanto, ao se utilizar um controlador de carga mais lento, cria-se uma situação que pode ser potencialmente ineficiente.

Como eficiência máxima no rastreamento, o mesmo acabou obtendo o valor de 97,11%. Em contrapartida, de forma comparativa, o algoritmo P & O, em condições semelhantes e ideais de radiação e temperatura (1kW/m^2 e 25°C), rendeu em torno de 96,13% de eficiência no rastreamento, em um tempo de 15 ms, aproximadamente.

5 CONCLUSÃO

Como é notório, fontes energéticas sempre estiveram atreladas à sobrevivência humana, desde o início dos tempos. Com o passar dos anos, de forma concomitante à evolução tecnológica, diversas novas fontes acabaram sendo criadas e vieram com intuito de contribuir de alguma forma. Dentre tantas, uma das mais emergentes e com um ótimo potencial de evolução é a energia solar, mesmo que ainda incipiente. Tendo em vista sua relevância e seus aspectos positivos, como ser uma fonte que não polui o planeta, torna-se importante o aprofundamento e análises elaboradas sobre o presente tema, os quais prezem pela evolução da tecnologia.

Como já descrito, o sistema fotovoltaico pode ser dividido, de forma geral, em duas partes fundamentais: os módulos, que ficarão no telhado, captando a luz solar e transformando em corrente elétrica, graças ao fenômeno denominado efeito fotovoltaico e o inversor fotovoltaico, com a função primordial de converter corrente contínua (CC) - oriunda dos módulos - em corrente alternada (CA), que será utilizada pela carga final. Dito isso, aprofundando-se no inversor, chega-se a um dos pontos mais importantes de todo o sistema fotovoltaico, conhecido como algoritmo MPPT. O mesmo é responsável pela busca do máximo ponto de potência nos devidos sistemas, evitar desperdícios e, conseqüentemente, aumentar a eficiência total do sistema por inteiro. Dessa forma, diversas técnicas diferentes de algoritmo MPPT são criadas e aplicadas, cada uma com suas peculiaridades e vantagens.

No presente trabalho, tratou-se o uso do Filtro de Kalman como base do funcionamento do MPPT, uma vez que o mesmo é pouco utilizado nessa aplicação de rastreamento de potência e pode oferecer algumas vantagens, como um rendimento maior para o sistema final e uma velocidade superior para convergir ao MPP. Assim, ao encontrar o MPP com maior rapidez, se comparado a técnicas como Perturba e Observa (P & O) e Condutância Incremental, em condições similares, torna-se uma opção bastante interessante, já que o retorno de energia que o mesmo dará - e conseqüentemente financeiro - poderá ser superior.

5.1 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Ressalta-se, por fim, que o presente trabalho é proposto como estudo de aplicação, uma vez que existiram dificuldades em duas situações: implementá-lo de forma prática e obter-se resultados finais e - além disso - encontrar mais referências sobre o tema proposto. Por se tratar de um conteúdo complexo, apenas uma aplicação similar foi encontrada, servindo de suporte para esta monografia. No entanto, uma vez que o objeto

de estudo do vigente trabalho é uma temática importante, visto a crescente demanda de painéis fotovoltaicos mundo afora, conseqüentemente torna-se cada vez mais relevante avanços e estudos similares a este, no propósito de evolução dos algoritmos MPPT.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABREU, L. B. de. **Estudo da Utilização de Filtros de Kalman para Auto Localização**. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE DO PORTO, 2008.

BECKER, Alex. **Kalman Filter Overview**, 2018 Disponível em: <<https://www.kalmanfilter.net/default.aspx>>. Acesso em: 26 aug. 2019.

BLOG BLUESOL. **O Que É e Como Funciona Energia Solar Fotovoltaica?**, 2018 Disponível em: <<https://blog.bluesol.com.br/como-funciona-energia-solar-fotovoltaica/>>. Acesso em: 24 out. 2019.

BLOG BLUESOL. **Origem da Energia Solar: Uma Breve História Do Sol Como Fonte Energética do Mundo**, 2018 Disponível em: <<https://blog.bluesol.com.br/origem-da-energia-solar/>>. Acesso em: 21 out. 2019.

BLOG ENERGIA SOLAR. **História da energia solar**, 2018 Disponível em: <<https://pt.solar-energia.net/que-e-energia-solar/historia>>. Acesso em: 21 out. 2019.

BLOG INSTITUTO SUPERIOR TÉCNICO. **Breve história da energia solar**. 2019. Disponível em: <<http://web.ist.utl.pt/palmira/solar.html>>. Acesso em: 2019 out. 20.

BRASIL. ANEEL. **Resolução ANEEL n°482 de 17 de abril de 2012**. Estabelece as condições gerais para o acesso de microgeração e minigeração distribuída aos sistemas de distribuição de energia elétrica, o sistema de compensação de energia elétrica, e dá outras providências. Disponível em: <<http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf>>. Acesso em: 16 dez. 2019

COSTA, W., FARDIN, J., SIMONETTI, D., NETO, L. V., **Identification of photovoltaic model parameters by differential evolution**, *Industrial Technology (ICIT)*, IEEE International Conference, pp. 931–936, 2010.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Matriz Energética e Elétrica**, 2018 Disponível em: <<http://www.epe.gov.br/pt/abcdenergia/matriz-energetica-e-eletrica>>. Acesso em: 29 out. 2019.

ESRAM, T.; CHAPMAN, P.L. **Comparision of Photovoltaic Array Array Maximum Power Point Tracking Techniques**, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2007.

FARIA, M. C. P.; SOUZA, M. L de O. **Aplicação do Filtro de Kalman para a Estimacão de Estados em um Problema de Rastreamento**. Graduação — INPE: INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS, 2015.

FEMIA, N et al. **Optimization of Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Method**, *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2005.

FILHO, G. L.; FRANCO, R. A. P.; VIEIRA, F. H. T. **ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE PAINÉIS FOTOVOLTAICOS UTILIZANDO O ALGORITMO FIREFLY COM ATUALIZAÇÃO EM FUNÇÃO DA IRRADIÂNCIA E TEMPERATURA** VII. ed. Congresso Brasileiro de Energia Solar, 2018.

G1. **Em 2 anos, painéis de energia solar no Brasil crescem de 7 mil para 49 mil**, 2019 Disponível em: <<https://g1.globo.com/jornal-nacional/noticia/2019/05/06/em-2-anos-paineis-de-energia-solar-no-brasil-crescem-de-7-mil-para-49-mil.ghtml>>. Acesso em: 29 out. 2019.

GAYLOR, David E.; LIGHTSEY, E. G. **GPS/INS Kalman filte design for spacecraft operating in the proximity of the international space station**. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. 2003.

GREWAL, Mohinder S; ANDREWS, Angus P. **Applications of Kalman Filtering in Aerospace 1960 to the Present**. IEEE Control Systems Magazine, 2010.

HIGHTOWER, Jeffrey; BORRIELLO, Gaetano – **Location Sensing Techniques** – University of Washington, 2001.

LJUNG, L. **System Identification: Theory for the User**. Prentice Hall, Second Edition., 1999.

MOÇAMBIQUE, N. E. M. **Aplicação de Algoritmos de Busca do Ponto de Máxima Potência e controladores lineares e/ou Fuzzy para a regulação da tensão terminalde Painéis Fotovoltaicos**. Dissertação (Mestrado) — ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS, 2012.

NURMINEN, H., RISTIMAKI, A., LOYTTY, A. S. and PICHÉ, R. “**Particle filter and smoother for indoor localization,**” in **Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)**, 2013 International Conference on. IEEE, 2013, pp. 1–10.

PÁDUA, M. S. de. **Técnicas Digitais Para Sincronização com a Rede Elétrica, com Aplicação em Geração Distribuída**. Dissertação (Mestrado) — UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS, 2006.

PETRONE, G., RAMOS-PAJA, C.A., SPAGNUOLO, G.. **Photovoltaic Sources Modeling**. Wiley, 2017.

RAMCHANDANI, V.; PAMARTHI, K.; VARMA, N. **Implementation of Maximum Power Point Tracking Using Kalman Filter for Solar Photovoltaic Array on FPGA**, Thesis (doctorate degree) - International Journal of Smart Grid and Clean Energy, 2014.

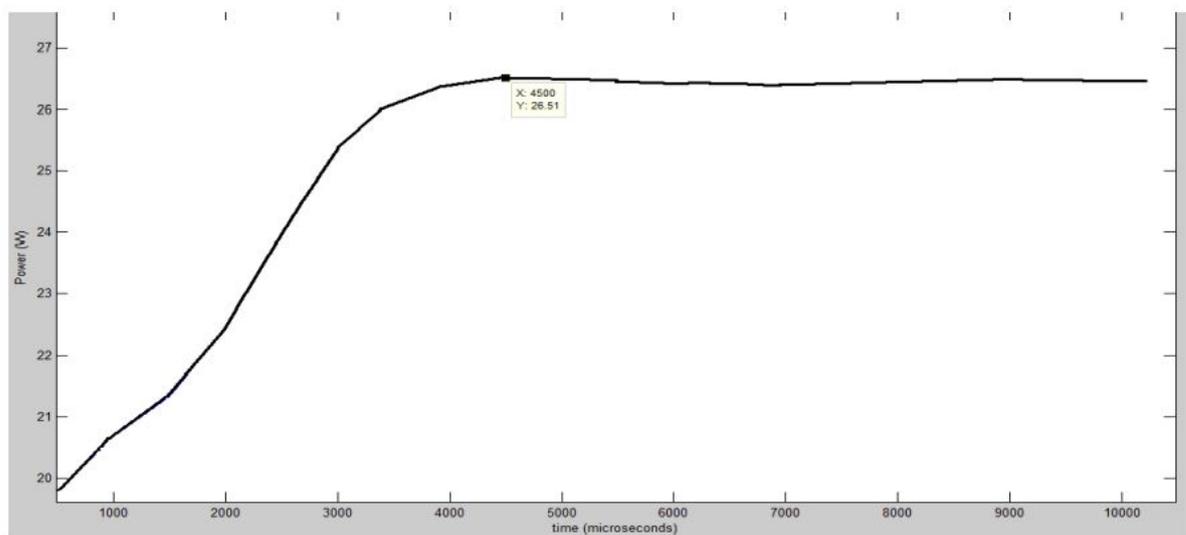
THE ECONOMIC TIMES. **What is Solar Panel? Definition of Solar Panel, Solar Panel Meaning**. 2019. Disponível em: <<https://economictimes.indiatimes.com/definition/Solar-Panel>>. Acesso em: 2019 dez. 04.

ANEXO A – SIMULAÇÕES DE ALGORITMO MPPT COM O FILTRO DE KALMAN

No presente anexo serão abordados e demonstrados os principais resultados obtidos no experimento de (RAMCHANDANI et al., 2012), em sua aplicação prática do Filtro de Kalman em algoritmo MPPT.

A seguir, a imagem abaixo, de número A.1 simula a velocidade com que o Filtro de Kalman converge para o valor de máximo ponto de potência, em torno de 4,5 ms, em condições ideais de radiação solar (1 kW/m^2) e temperatura (25°C).

Figura A.1 – Simulação de velocidade



Fonte: RAMCHANDANI ET AL. (2019).

Em seguida, a tabela A.1 mostra os valores de tensão estimados pelo Filtro de Kalman, na aplicação de (RAMCHANDANI et al., 2012), em condições ideais de temperatura e radiação:

Tabela A.1 – Valores estimados em condições ideais

Voltage		Current	Power		Efficiency (MPPT Power w.r.t Optimal Power)
Optimal(V)	MPPT(V)	A	Optimal(W)	MPPT(W)	%
21	21.38	1.19	27.3	25.44	93.19
	21.44	1.20		25.73	94.25
	21.48	1.22		26.21	96.01
	21.38	1.24		26.51	97.11
	21.36	1.21		25.41	93.08

Fonte: RAMCHANDANI ET AL. (2019).

De forma comparativa, mostra-se os valores de tensão estimados em um dia nublado, com nível de radiância decrescente, ou seja, não-ideal, como sugere a tabela A.2:

Tabela A.2 – Valores estimados em condições não-ideais

Voltage		Current	Power
Actual(V)	MPPT(V)	A	MPPT(W)
20.61	20.76	0.94	19.52
20.33	20.62	1.00	20.62
20.20	20.43	1.03	21.05
19.97	20.30	1.06	21.52
19.85	20.21	1.05	21.22
19.66	20.10	0.82	16.48
19.52	20.02	0.68	13.62
19.46	19.97	0.55	10.98
19.30	19.88	0.52	10.34

Fonte: RAMCHANDANI ET AL. (2019).

Interessante notar a discrepância existente entre a potência gerada em condições ideais e não-ideais.

ANEXO B – DADOS ORIUNDOS DO PAINEL A FIM DE SE DETERMINAR MPP

Por fim, mostrar-se-ão dados de um painel fotovoltaico da marca Canadian Solar, de 330 Wp, retiradas do *Datasheet* do mesmo, a fim de demonstrar os parâmetros I_{mp} e V_{mp} e a determinação da máxima potência através deles, como sugere a imagem de número B.1:

Figura B.1 – Datasheet

DADOS ELÉTRICOS/STC*				
CS6U	315P	320P	325P	330P
Potência nominal máx. (P _{máx})	315 W	320 W	325 W	330 W
Tensão operacional ideal (V _{mp})	36,6 V	36,8 V	37,0 V	37,2 V
Corrente operacional ideal (I _{mp})	8,61 A	8,69 A	8,78 A	8,88 A
Tensão de circuito aberto (V _{oc})	45,1 V	45,3 V	45,5 V	45,6 V
Corrente de curto-circuito (I _{sc})	9,18 A	9,26 A	9,34 A	9,45 A
Eficiência do módulo	16,20%	16,46%	16,72%	16,97%
Temperatura operacional	-40 °C ~ +85 °C			
Tensão máxima do sistema	1.000 V (IEC) ou 1.000 V (UL)			
Desempenho do módulo contra incêndio	TIPO 1 (UL 1703) ou CLASSE C (IEC 61730)			
Classificação máx. de fusíveis da série	15 A			
Classificação da aplicação	Classe A			
Tolerância de potência	0 ~ + 5 W			

Fonte: AUTOR (2019).

Em destaque, os parâmetros potência nominal, tensão operacional ideal e corrente operacional ideal. Através da multiplicação dos dois últimos (V_{mp} e I_{mp}), em condições ideais, obtém-se o ponto de máxima potência do módulo fotovoltaico. No caso do painel de 330 Wp, os valores são 37,2 V e 8,88 A.