

Technical Relevance Analysis of Solar Photovoltaic Energy Generation Forecasting Systems

Veiga; UDAETA, Miguel Edgar Morales; MASSARA, Vanessa Meloni; NASCIMENTO, Viviane Tavares.

Universidade de São Paulo (USP) – Escola Politécnica – Departamento de Energia e Automação Elétricas (PEA) – GEPEA - Grupo de Energia do Dep. de Energia e Automação Elétricas da EPUSP

Abstract— This article’s main goal is to carry out an analysis of Solar Energy Forecasting Systems in photovoltaic (PV) powerplants, known as “Energy Generation Forecasting” (EGF) for power generation applications. This line of work is developed through a case study that uses an empirical model in order to foresee the behavior of PV modules throughout varying weather conditions, noticing the generation sensibility and its relation given these conditions. From this, a simplified EGF model is created. The underlying purpose of this research is to support the integration of renewable sources into the global energy matrix, which is crucial for stopping climate change. However, the intermittency of these sources, which rely on weather conditions, poses several operational challenges. Thus, EGF becomes an essential tool, as it allows operators to anticipate the amount of energy generated, enabling better management of supply. Day-ahead forecasts are particularly useful, facilitating the strategic use of storage systems and conventional (non-renewable) power plants in order to ensure a stable and efficient energy supply.

Index Terms—Solar Photovoltaic. Energy Forecasting. Intermittency. Renewable Energy Insertion. Renewable Energy Sources. Energy Planning.

I. INTRODUÇÃO

HÁ uma crescente necessidade no aumento gradativo da inserção de fontes de energia de origem renovável na matriz energética mundial, impulsionada pelas mudanças climáticas [11].

Um entrave à inserção destas fontes energéticas, de forma substancial, é a confiabilidade do sistema de geração de energia, isto é, sua capacidade de atender eficientemente a demanda energética, pois, diferentemente das fontes fósseis, que podem ser acionadas conforme a necessidade se apresenta, o fornecimento de energia renovável depende de fatores climáticos [4], tornando-a uma fonte geradora intermitente, desta forma não há como existir a garantia de que a demanda da sociedade por energia será sempre atendida, ou que excedentes energéticos não sejam descartados [2].

Para resolver este entrave utiliza-se uma ferramenta conhecida como *Energy Generation Forecasting*, que consiste em um método de estimação antecipada da quantidade de energia a ser gerada por uma determinada fonte energética a partir de dados climáticos. Este conceito é destacado como o objeto principal de estudo deste artigo.

Em relação à fonte de Energia Solar fotovoltaica, que também é foco desta análise, a fonte é fortemente afetada por questões climáticas, como radiação solar incidente (ISR, do inglês *Incident Solar Radiation*), temperatura ambiente e as condições de vento [1]. Portanto para que esta fonte tenha inserção adequada na matriz energética torna-se indispensável que haja uma forma de antecipar a quantidade de energia gerada para que esta informação seja utilizada pelo operador energético regional (no caso do Brasil o Operador Nacional do Sistema Elétrico, a ONS).

Existem três formas principais utilizadas (convencionalmente) para se fazer a previsão de geração de energia solar. O que as diferencia é o período de antecedência da geração, de uma hora (*hour-ahead*), de um dia (*day-ahead*) e de uma semana (*week-ahead*). Outro fator importante de diferenciação entre elas é que quanto maior a antecedência, menores são a confiabilidade e a acurácia da previsão [8]. Por motivos estratégicos para o operador energético, as previsões *day-ahead* são as mais utilizadas e são o foco deste estudo [6].

A informação referente à quantidade de energia a ser gerada é utilizada para que o operador possa adotar uma estratégia utilizando sistemas de armazenamento de energia (baterias) carregando-as nos momentos em que a geração for superior à demanda, e descarregando-as nos momentos em que a relação for a oposta [12]. De forma análoga o Operador pode também acionar usinas de outras fontes de energia de forma estratégica para suprir a energia faltante para atender a demanda. Neste cenário, usinas termelétricas e termoneucleares são utilizadas dentro da matriz energética, mas de forma reduzida e controlada mantendo a matriz limpa [16].

Em suma, entende-se cientificamente que a integração de fontes renováveis na matriz energética é de suma importância na contenção das mudanças climáticas. Neste contexto forma de prever a quantidade de geração energética, com destaque para as previsões *day-ahead*, é vital para garantir um sistema confiável que seja capaz de balancear as relações entre oferta e a demanda energéticas, utilizando uma combinação da informação da quantidade de energia a ser gerada e o acionamento estratégico de sistemas de armazenamento e/ou fontes tradicionais de energia.

II. OBJETIVOS

O objetivo principal deste estudo é pesquisar, de forma detalhada, sistemas de *Energy Generation Forecasting*, entendendo qual sua necessidade dentro do contexto do setor energético e observando sua relevância e utilidade em alguns cenários pré-determinados.

O tema se relaciona diretamente com a Energia Solar Fotovoltaica uma vez que esta fonte de energia é fortemente afetada por fatores climáticos e sua inserção na matriz energética, de forma efetiva e considerável, depende de alguma de forma de um sistema de previsão de geração.

O estudo então tem como finalidade estudar especificamente sistemas de previsão de geração para a Energia Solar Fotovoltaica, estudando quais são os principais fatores climáticos que impactam sua produção de energia, como eles a impactam (a sensibilidade da geração) e como os dados de previsão de tempo podem ser utilizados para que seja feita uma previsão minimamente acurada da energia a ser gerada [15].

Como um estudo de caso deseja-se obter um modelo simplificado de *Energy Generation Forecasting* e compará-lo com a geração real. O intuito aqui é observar se os modelos são capazes de gerar simulações condizentes com as condições reais de geração, observando as estatísticas referentes [3].

III. METODOLOGIA

A metodologia empregada une sempre duas etapas distintas, primeiramente a revisão bibliográfica utilizando a leitura de artigos científicos para maior aprofundamento no referente ao tema e posteriormente a etapa do estudo de caso, onde são analisadas simulações de casos reais da operação de um sistema fotovoltaico observando-se suas características de sensibilidade de geração em função de parâmetros climáticos pré-determinados através, justamente, da pesquisa bibliográfica.

Inicialmente faz-se uma revisão bibliográfica sobre o conceito de *Energy Generation Forecasting*, elencando as principais ferramentas e metodologias associadas à utilização deste método de previsão de geração. Esta revisão bibliográfica tem como intuito entender qual à fronteira tecnológica desta tecnologia, de forma versar, conforme exigido pela disciplina em sua ementa, sobre o estado-da-arte desta tecnologia e que se relaciona diretamente com Energia Solar Fotovoltaica, o tema específico escolhido para a elaboração deste artigo.

Estudam-se também as demandas referentes à necessidade do uso desta tecnologia, não somente a já mencionada inserção de fontes renováveis (em especial Solar Fotovoltaica) na matriz energética, mas também observar a possibilidade de danos da rede causados por sobrecarga energética em períodos de grande geração e baixo consumo, explicitados aqui pela chamada “curva do pato”. A ideia é compreender como que uma informação de previsão de geração antecipada ser útil neste contexto.

O conceito neste momento está na obtenção da temperatura de operação de um determinado tipo de módulo fotovoltaico. Assim, foi utilizado um modelo empírico de obtenção da temperatura de operação com dados de entrada de temperatura ambiente e radiação solar incidente. Então foram utilizados

dados reais de temperatura de operação e radiação solar incidente, e a temperatura ambiente prevista de acordo com a previsão do tempo para os dias em estudo.

Finalmente, faz-se o estudo de caso através de simulações, que visam explicitar um modelo simplificado de *Solar Energy Forecasting*, observando-se a sensibilidade de geração de módulos fotovoltaicos presentes em um laboratório pertencente ao GEPEA (Grupo de Energia do departamento do PEA, da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo), utilizando um modelo já previamente criado durante a graduação.

Foram utilizadas ferramentas computacionais para auxílio nas simulações, primordialmente *MATLAB* e *Excel*, além disso foi utilizada uma ferramenta computacional específica do setor fotovoltaico conhecida como *PVSystem*.

IV. PESQUISA

A. Histórico da Energia Solar Fotovoltaica e Princípio de Funcionamento

O efeito fotovoltaico é o método através do qual os módulos solares geram energia elétrica, de forma simplificada, os painéis solares ao serem irradiados pela luz do Sol produzem uma diferença de potencial elétrico (ou seja, uma voltagem), da qual surge uma corrente elétrica, e desta forma, gera-se energia elétrica [1].

Este efeito foi observado pela primeira vez em 1839 pelo físico francês Edmond Becquerel ao notar a presença de corrente elétrica passando entre duas placas de ouro quando embebidas em solução alcalina e expostas a uma quantidade razoável de luz solar [15].

Devido à baixa eficiência, em comparação às outras fontes de energia, o efeito fotovoltaico permaneceu como uma curiosidade científica até a década de 1950, quando a tecnologia foi fortemente desenvolvida para aplicações aeroespaciais, tendo em vista que é a única forma segura de se obter energia elétrica fora da atmosfera terrestre [1].

O efeito fotovoltaico é quando elétrons, da camada de valência de um átomo de um material semicondutor, absorvem fótons de luz e parte da energia é convertida em energia cinética que faz com que os elétrons se movimentem de forma direcionada, desta forma gerando uma diferença de potencial no material [14].

A principal aplicação atual do efeito fotovoltaico é a geração de energia elétrica para ser utilizada conectada à rede de transmissão [1]. O uso para aplicações isoladas da rede também tem crescido bastante, expandindo-se principalmente para iluminação pública e sistemas residenciais.

Alguns dos desafios referentes ao aumento da participação da fonte solar na matriz energética são a questão financeira e a confiabilidade do sistema. Financeiramente esta fonte possui algumas desvantagens em relação a outras formas de se obter energia pois seu tempo de retorno de investimento costuma ser relativamente mais alto para grandes aplicações [11].

Quanto à confiabilidade do sistema, há uma relação direta entre geração e demanda nas gerações utilizadoras de fontes fósseis ou nucleares, porém a geração energética de fontes renováveis é intermitente, não necessariamente correspondendo

à demanda [17][18]. Para mitigar este problema é preciso que a rede aja de forma inteligente (com as chamadas *smart grids*) e utilize o método chamado *Energy Forecasting*, uma forma de se estimar a quantidade de energia a ser gerada a partir de dados de previsão de tempo, e assim poder controlar o sistema de geração e fornecimento de energia a partir das estimativas de quantidades de energia a serem geradas e a serem consumidas, baseando-se em um histórico de consumo [16][18].

Dentro deste contexto, a partir de uma revisão bibliográfica e de algumas simulações realizadas no *software MATLAB*, concluiu-se que os módulos de Arsenieto de Gálio são mais sensíveis ao aumento da temperatura de operação do que os de Silício Policristalino, seguidos pelos de Telureto de Cádmio, confirmando o que foi observado na literatura para esses materiais.

B. Solar Energy Generation Forecasting: Fundamentos e Aplicações

Solar Generation Energy Forecasting é um método processo de previsão antecipada da quantidade de energia a ser gerada por sistemas solares fotovoltaicos em um determinado período específico. Basear-se-á essa previsão em uma análise que combina dados de previsão meteorológica tais como a radiação solar incidente, a temperatura ambiente, a presença de nebulosidade e a velocidade dos ventos [7]. Estes modelos devem levar em consideração, de forma a melhorar suas precisões, fatores como a localização geográfica (fatores de latitude e bioma são de grande importância), o substrato ao qual os módulos solares estão suportados (isto infere na ventilação dos módulos e sua sensibilidade a fatores climáticos) e o tipo de tecnologia solar utilizada, uma vez que, como visto anteriormente, diferentes tecnologias possuem diferentes sensibilidades em relação a fatores climáticos [8].

Este sistema, ao permitir que as operadoras de rede e as usinas geradoras de energia possam ajustar suas operações de forma a equilibrar a oferta e a demanda de energia, e assim garantir confiabilidade do sistema, esta previsão da quantidade de energia solar a ser gerada para o planejamento operacional das redes elétricas torna-se crucial. Ademais, a previsão precisa de energia solar possibilita uma possível redução de custos operacionais ao diminuir a necessidade de reservas de emergência [7][9].

Neste contexto destaca-se também a necessidade de destacar a necessidade do uso de *Solar Energy Generation Forecasting* no contexto da chamada “Curva do Pato”. A curva do pato é um formato de curva de uma representação do perfil de demanda energética durante o dia considerando o impacto da fonte Solar Fotovoltaica na rede de distribuição de energia. Nos instantes em que a fonte Solar mais produz (horários próximos ao pico Solar, o *Zenith*), a demanda por energia é bastante baixa, criando uma depressão na curva de demanda, conforme a energia solar vai diminuindo sua produção durante a tarde, vai aumentando drasticamente a demanda de energia, esta curva com uma depressão em um longo período e uma rápida ascensão, lembra o formato de um pato, derivando-se assim o seu nome.

A análise desta curva nos fornece que conforme o aumento

da energia solar dentro de uma matriz energética, maiores são os desafios para evitar uma sobrecarga de energia na rede ocasionada por sobregeração, assim como também é grande o desafio de elevar a quantidade de energia rapidamente para poder, eficientemente, atender a demanda, pois é necessária alta potência instalada para fazer esta elevação de energia e exige robustez da rede elétrica [20].

O conceito de *Solar Energy Generation Forecast* é útil neste cenário para que o operador do sistema elétrico local possa ter uma estimativa da quantidade de energia a ser gerada (geralmente no dia seguinte, por isto a grande aplicabilidade das previsões *day-ahead*) para poder evitar uma sobrecarga de geração na rede, direcionando a geração solar fotovoltaica para sistemas de armazenamento, que serão acionados para ajudar a rede elétrica a atender a demanda energética, aumentando a capacidade instalada da mesma [7][20].

V. ESTUDO DE CASO

Pensou-se então em obter um modelo empírico próprio que satisfizesse tais condições utilizando dados reais de funcionamento de painéis solares que contivessem medições referentes aos dados necessários, o que venturosamente foi possível de obter.

Utilizou-se um único módulo fotovoltaico de 275 W de potência de pico da marca Canadian Solar, modelo CS6K – 275P [13], um módulo de silício policristalino monofacial (isto implica na irrelevância do albedo do local), instalado em Lage com ventilação natural. O sistema de medição de temperatura do módulo abrangia apenas um módulo por vez, assim como o sistema de medição de potência [23].

O modelo leva em consideração não apenas a temperatura ambiente e a radiação solar incidente, afinal a temperatura do painel varia significativamente com o valor de radiação que o incide. Elaborou-se então um modelo que segue a equação 5.1 abaixo:

$$T_p = T_a \times e^{f(ISR)} \quad (V.1)$$

Onde:

- T_p é a temperatura de operação do painel em °C
- T_a é a temperatura ambiente em °C
- ISR é a radiação solar incidente (*incident solar radiation*) em W/m^2
- $f(ISR)$ é uma função polinomial da radiação solar incidente de valor adimensional

O banco de dados relativo aos dados do painel continha, dentre outras informações, os valores de radiação solar incidente, da temperatura e operação dos painéis e a potência de saída destes painéis (informação a ser usada posteriormente) [13], coletada de minuto em minuto por 12 horas, gerando um total de 720 pontos por data analisada.

Faltavam ainda os valores da temperatura ambiente, indisponíveis neste banco de dados, que foram coletados a partir de dados históricos de previsão de tempo para a cidade de São Paulo através do *website Time And Date* [5].

A função polinomial possui fator independente igual a zero,

ou seja, $f(ISR = 0) = 0$, fazendo com que na ausência de radiação incidente a temperatura de operação seja igual à temperatura ambiente, de forma que quando os módulos não estão operando não há aumento em relação à temperatura ambiente.

Para não haver simulações feitas a partir de dados possivelmente inconsistentes, seja de previsões meteorológicas infaustas ou de pontuais problemas de medição, foi feita uma seleção dos dados disponíveis. As temperaturas de operação dos painéis no início e no final da medição (quando não há radiação solar incidente) devem ser minimamente próximas às temperaturas ambiente para o mesmo instante, as datas que apresentaram significativa discrepância com relação a esta comparação foram descartadas.

Houve também algumas datas em que a medição, por algum motivo, não aconteceu ou datas cujos dados estavam corrompidos parcialmente ou totalmente, e estas datas também foram descartadas. Ao todo foram selecionadas 78 datas para análise.

Utilizou-se inicialmente um modelo linear da função $f(ISR)$, ou seja, $f(ISR) = k \times ISR$, onde “k” é uma constante. Neste modelo os valores de desvio-padrão ainda estavam acima do que se pretendia, de forma que se tornou necessário refiná-lo.

Utilizou-se então um modelo quadrático da função $f(ISR)$, ou seja, $f(ISR) = k1 \times ISR^2 + k2 \times ISR$, onde “k1” e “k2” são constantes, este novo modelo mostrou-se bastante interessante uma vez que com uma constante quadrática negativa e uma constante linear positiva é possível reduzir significativamente os valores simulados de temperaturas com grande radiação solar incidente (que demonstraram maior erro no modelo anterior), porém sem distorcer as temperaturas obtidas para valores mais baixos de radiação solar incidente uma vez que a constante quadrática é muito pequena. A função polinomial que descreve o fator exponencial tem a seguinte equação:

$$f(ISR) = ISR^2 \times k1 + ISR \times k2 \quad (V.2)$$

Onde:

• $k1$ e $k2$ são constantes que variam de painel para painel em $m4/W^2$ e m^2/W respectivamente

Utilizou-se uma separação de dados em dois grupos distintos, de alta nebulosidade e baixa nebulosidade, para cada grupo calcularam-se valores de $k1$ e $k2$ que satisfizessem a condição de a média do erro bruto ser zero, porém existem várias combinações destes valores que satisfazem tal condição, então buscou-se dicotomicamente encontrar um par de valores que mantendo a média do erro bruto zerada encontrassem o menor valor possível do desvio-padrão.

As equações então ficaram nos seguintes formatos abaixo:

Para dias de Alta Nebulosidade:

$$Tp = Ta \times e^{(ISR^2 \times kA1 + ISR \times kA2)} \quad (V.3)$$

Para dias de Baixa Nebulosidade:

$$Tp = Ta \times e^{(ISR^2 \times kB1 + ISR \times kB2)} \quad (V.4)$$

Onde:

• $kA1$ é o coeficiente quadrático de simulação de temperatura de simulação para dias de alta nebulosidade, com valor aproximado de $-1,24 \times 10^{-6} m4/W^2$

• $kA2$ é o coeficiente linear de simulação de temperatura de simulação para dias de alta nebulosidade, com valor aproximado de $1,9750 \times 10^{-3} m^2/W$

• $kB1$ é o coeficiente linear de simulação de temperatura de simulação para dias de baixa nebulosidade, com valor aproximado de $-8,89 \times 10^{-7} m4/W^2$

• $kB2$ é o coeficiente linear de simulação de temperatura de simulação para dias de baixa nebulosidade, com valor aproximado de $1,6560 \times 10^{-3} m^2/W$

De forma análoga ao modelo anterior foram plotadas as curvas referentes à temperatura de operação simulada (para ambos os casos de intensidade de nebulosidade) juntamente com a temperatura real de operação em função da hora do dia. Duas curvas referentes a duas datas de cada um dos tipos de nebulosidade estão presentes nas figuras abaixo para as mesmas datas das simulações anteriores com fator exponencial linear.

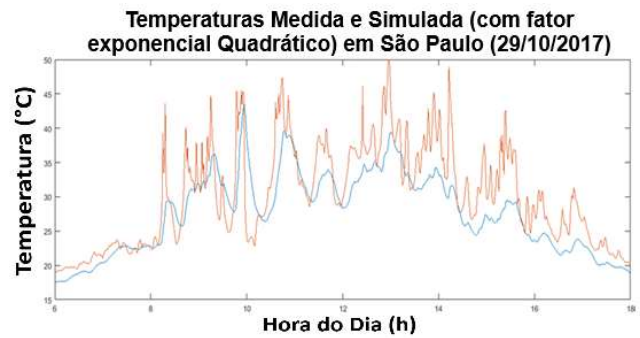


Fig. V.1 – Temperaturas Medida (em azul) e simulada (em alaranjado) em função da hora do dia para uma data de alta nebulosidade (29/10/2017), utilizando um fator exponencial quadrático em função da radiação solar incidente.

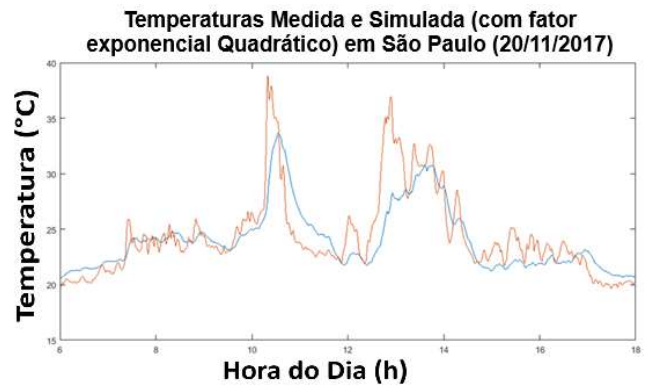


Fig. V.2 – Temperaturas Medida (em azul) e simulada (em alaranjado) em função da hora do dia para uma data de alta nebulosidade (20/11/2017), utilizando um fator exponencial quadrático em função da radiação solar incidente.

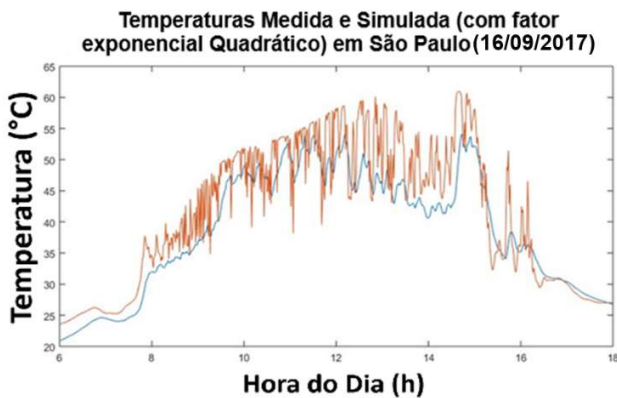


Fig. V.3 – Temperaturas Medida (em azul) e simulada (em alaranjado) em função da hora do dia para uma data de baixa nebulosidade (16/09/2017), utilizando um fator exponencial quadrático em função da radiação solar incidente.

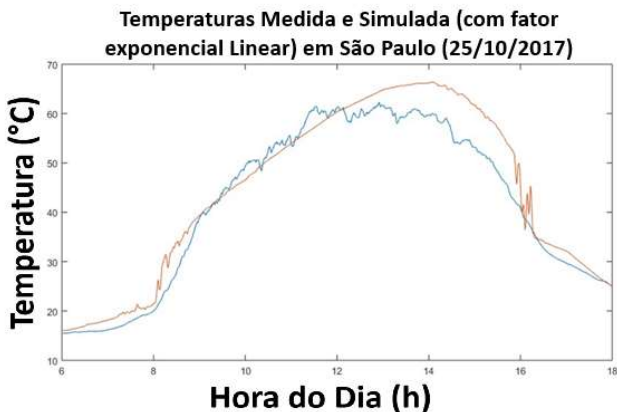


Fig. V.4 – Temperaturas Medida (em azul) e simulada (em alaranjado) em função da hora do dia para uma data de baixa nebulosidade (25/10/2017), utilizando um fator exponencial quadrático em função da radiação solar incidente.

VI. ANÁLISE DE RESULTADOS

Os resultados obtidos foram suficientemente condizentes com o esperado pela teoria e com os preceitos obtidos através da revisão bibliográfica sobre o comportamento e a sensibilidade dos diferentes tipos de painéis solares [1][3][4][8][12][16][21]. Há, contudo, algumas limitações nos modelos utilizados.

Uma limitação importante refere-se à equação que relaciona a temperatura de operação como função da temperatura ambiente, utilizando de medidas reais dos dois parâmetros e correlacionando-as de forma linear. Porém, sabe-se que a temperatura de operação é função da temperatura ambiente, da intensidade de radiação solar ambiente e do tempo de exposição. O modelo empírico adotado considera que a temperatura de operação será a mesma para qualquer temperatura ambiente, independentemente da presença ou não de radiação solar incidente ou de sua intensidade, ou se o módulo está em operação há horas ou se entrou em operação a poucos minutos. Para encontrar a temperatura de operação com mais exatidão e coerência é preciso refinar este modelo, porém há pouca literatura disponível sobre este assunto.

O modelo também não leva em consideração os efeitos da

velocidade dos ventos e toma uma mesma estrutura de fixação como parâmetro, o que é uma limitação pois sabe-se que diferentes estruturas de fixação impõem diferentes condições de ventilação dos módulos, alterando suas sensibilidades em relação às condições de temperatura ambiente e radiação solar incidente.

Para analisar o modelo empírico encontrado foram obtidas as curvas de distribuição normal do erro bruto (diferença entre temperatura simulada e medida), para ambos os casos (alta e baixa nebulosidade) e para ambos os métodos (coeficiente exponencial da radiação solar incidente sendo um polinômio linear e quadrático).

Para testar a viabilidade do modelo utilizando o conceito de *Solar Energy Generation Forecasting* foram feitas formas de simulações com as temperaturas de operação encontradas, uma forma utilizando dados proveniente do datasheet (folha de dados técnicos) do painel.

Para o primeiro modelo de simulação, com apenas uma constante k e função da Radiação Solar como um polinômio de grau 1, foi calculado um valor de desvio-padrão do erro bruto para dias de baixa nebulosidade de $6,358\text{ }^{\circ}\text{C}$, e para dias alta nebulosidade o valor encontrado foi de $7,482\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Para o outro modelo de simulação, com duas constantes k_1 e k_2 e função da Radiação Solar como um polinômio de quadrático, foi calculado um valor de desvio-padrão do erro bruto para dias de baixa nebulosidade de $4,317\text{ }^{\circ}\text{C}$, e para dias alta nebulosidade o valor encontrado foi de $3,537\text{ }^{\circ}\text{C}$.

Para fazer uma comparação dos métodos para a obtenção do modelo empírico, foram plotadas simultaneamente as curvas de cada um dos métodos para dias de baixa nebulosidade, e para dias de alta nebulosidade. Para todos os casos a média foi fixada em $0\text{ }^{\circ}\text{C}$, estas curvas são encontradas nas figuras abaixo:

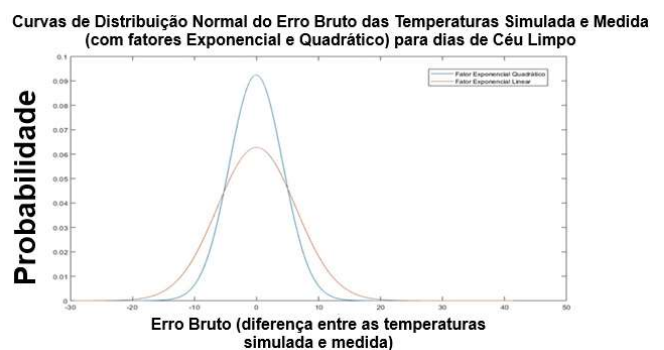


Fig. VI.1 – Curvas de distribuição de probabilidade em função do erro bruto para dias de baixa nebulosidade para ambos os métodos empíricos.

Como os desvios-padrões foram de $4,317\text{ }^{\circ}\text{C}$ e $3,537\text{ }^{\circ}\text{C}$ para dias de baixa e alta nebulosidade, respectivamente, a grande maioria das previsões tem valores bastantes próximos à temperatura de operação, sendo que um possível erro nesta faixa de valores possui influência pequena na potência de saída dos painéis.

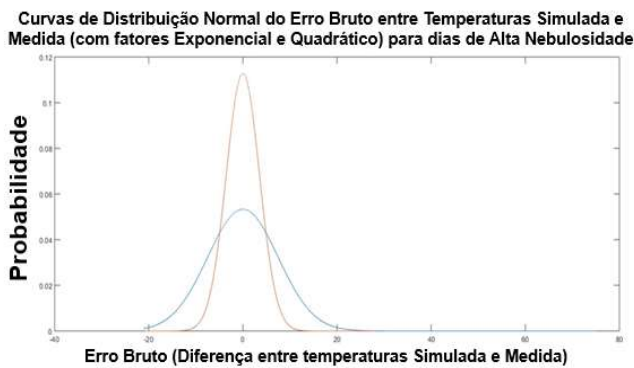


Fig. VI.2 – Curvas de distribuição de probabilidade em função do erro bruto para dias de alta nebulosidade para ambos os métodos empíricos.

Observou-se nos resultados que os desvios-padrão foram significativamente menores para o modelo de polinômio quadrático, isto indica que modelos não-lineares do fator exponencial melhoraram a precisão das previsões, notoriamente em condições de radiação solar com grandes variações (altas nebulosidades). Isto reforça a importância da maior complexidade dos modelos de previsão com maior acurácia na obtenção da temperatura de operação dos módulos, fator que influencia diretamente a eficiência destes. Contudo, a ausência de variáveis como a velocidade dos ventos e as condições de ventilação cria limitações ao modelo, pois esses fatores afetam o resfriamento dos módulos e, conseqüentemente, a precisão das previsões.

A distribuição de erro indica que a grande maioria das previsões estão dentro de uma faixa de precisão aceitável, gerando poucos impactos na potência de saída simulada dos módulos, mantendo-as dentro de uma margem suficientemente precisa, sem comprometer os resultados. Estes resultados sugerem que o modelo empírico proposto pode ser útil para estimativas de energia em cenários de alta e baixa nebulosidade. Futuras melhorias no modelo devem incorporar variáveis adicionais e ajustes de sensibilidade para adequá-lo a uma variedade mais ampla de condições ambientais, desta forma ampliando sua aplicabilidade em diferentes contextos operacionais.

VII. AVANÇOS E PRÓXIMOS PASSOS

Como avanços sobre estas etapas, pretende-se aperfeiçoar o modelo empírico de obtenção da temperatura de operação com dados de entrada de temperatura ambiente e radiação solar incidente, adicionando as variáveis dos ventos incidente e da ventilação referente à estrutura de fixação dos módulos.

O intuito aqui é criar um método que seja facilmente reproduzido para diferentes tipos de módulos, a fim de obter equacionamentos empíricos, a serem obtidos a partir da utilização de métodos de regressão (de múltiplas variáveis, linear, exponencial e polinomial), que sejam capazes de deduzir a temperatura de operação de qualquer tipo módulo fotovoltaico.

Do ponto de vista teórico mesmas tecnologias devem ter mesma sensibilidade à temperatura ambiente e radiação solar

incidente, independentemente de sua marca ou modelo, sendo que seus modelos empíricos devem divergir apenas marginalmente. Este conceito será usado como referência da veracidade do modelo, para então comparar a sensibilidade entre diferentes tipos de tecnologias.

A simulação de *Solar Energy Generation Forecasting* será feita a partir dos dados históricos de previsão do tempo. Dados de temperatura ambiente e radiação solar incidente previstos serão utilizados para obter as temperaturas de operação e, conseqüentemente, o rendimento dos módulos, de forma a gerar uma previsão em quilowatts-hora da energia gerada pelos módulos naquele, para então ser comparada com os valores reais gerados por eles.

As condições de vento ainda estão sendo estudadas, muito pela falta de pesquisas neste campo e pela imprecisão das previsões de vento nos principais portais de Previsão de Tempo. O substrato referente à ventilação pelo tipo de fixação dos módulos será analisado em formato de comparativo, sempre tendo a fixação em solo (que é a principal de grandes usinas fotovoltaicas e possui boa ventilação) como a referência.

Em todas as etapas do projeto serão utilizadas as ferramentas computacionais de análise de dados, fórmulas, gráficos e simulações, principalmente *Simulink*, *MATLAB* e *Excel*, além disso serão utilizadas ferramentas computacionais de simulação específicas do setor fotovoltaico, tal como *PVSyst* e *PV*SOL*.

VIII. CONCLUSÃO

Ao analisar as simulações, pode-se concluir que a relação entre temperatura de operação e a potência de saída é muito importante, sendo o principal fator (após, é claro, a radiação solar incidente) para ter-se uma estimativa de geração. Portanto molda-se o modelo de *Solar Generation Energy Forecasting* a partir da obtenção da temperatura de operação.

Isto posto, elaborou-se um modelo empírico de simulação baseado em dados reais de operação. O algoritmo utilizado, ou seja, os passos a serem seguidos para a obtenção do modelo são universais para quaisquer painéis e possuem resultados bastante aceitáveis para encontrar a temperatura de operação.

Em posse de uma estimativa confiável da temperatura de operação é possível simular o funcionamento dos painéis e fazer uma estimativa com razoável precisão da potência de saída destes, isto é muito útil para fazer com que a fonte solar possa ter maior participação na matriz elétrica aumentando sua confiabilidade e mitigando sua intermitência de geração através de formas de previsão de geração de energia. Além de mitigar os possíveis problemas que ocorrem em uma matriz energética de grande participação da fonte solar fotovoltaica que são expostos através da “curva do pato”, possíveis evitando danos na rede e não atendimentos às demandas.

Por fim destaca-se a importância da comparação entre a sensibilidade de diferentes tecnologias, de forma a facilitar a escolha do uso de qual tipo de painel utilizar, de forma contribuir para o aumento da inserção da fonte solar na matriz energética. As análises também demonstram a importância do *Solar Energy Generation Forecasting*, juntamente com a obtenção do modelo empírico, cujas constantes de simulação

podem ser encontradas para qualquer painel a partir deste método.

IX. AGRADECIMENTOS

Agradeço o professor André Luiz Veiga Gimenes, meu orientador no Programa de Pós-Graduação de Mestrado em Engenharia Elétrica, pelo suporte e orientação seguras, e ao GEPEA (Grupo de Energia do departamento do PEA, da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo), pela generosidade em ceder os dados necessários para a realização do projeto. Agradeço ainda ao professor Sílvio Giuseppe Di Santo pela leitura e comentários de uma versão prévia desse trabalho.

X. REFERÊNCIAS

- [1] VILLALVA, Marcelo. Energia Solar Fotovoltaica: Conceitos e Aplicações, 2ª Edição, Editora Érica, São Paulo, 2015.
- [2] VERMA, Sanjeev, GIRI, Lalt Indu. Influence of ambient temperature on solar power estimation in Goa state, 6th International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN), Goa, India, p. 522-527, 2019.
- [3] CUMBANE, Juliao Joao, Estudo do Efeito da Temperatura no Rendimento das Células Solares, 1994, Tese (Graduacao em Fisica) - Departamento de Fisica, Universidade Eduardo Mondlane, Maputo, Mocambique.
- [4] KOZAK, Tomasz et al. Influence Of Ambiente Temperature On The Amount Of Electric Energy produced by Solar Modules, 16th International Conference "Mixed Design of Integrated Circuits and Systems", Lodz, Polonia, p. 351-354, Junho de 2009.
- [5] Past Weather in São Paulo, São Paulo, Brazil — Yesterday and Last 2 Weeks. Disponível em <https://www.timeanddate.com/weather/brazil/sao-paulo/historic> Acesso em 22 de Agosto de 2019.
- [6] SNEGIREV, Denis, et al. Day-ahead Solar Power Plant Forecasting Accuracy Improvement on the Hourly Basis. Rússia, 2017.
- [7] K. Chen, Z. He, K. Chen, J. Hu and J. He, "Solar energy forecasting with numerical weather predictions on a grid and convolutional networks," 2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2), Beijing, China, 2017, pp. 1-5, doi: 10.1109/EI2.2017.8245549.
- [8] A. Y. Montoya and P. Mandal, "Day-Ahead and Week-Ahead Solar PV Power Forecasting Using Deep Learning Neural Networks," 2022 North American Power Symposium (NAPS), Salt Lake City, UT, USA, 2022, pp. 1-6, doi: 10.1109/NAPS56150.2022.10012199.
- [9] Y. -J. Zhong and Y. -K. Wu, "Short-Term Solar Power Forecasts Considering Various Weather Variables," 2020 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C), Taichung City, Taiwan, 2020, pp. 432-435, doi: 10.1109/IS3C50286.2020.00117.
- [10] D. Mukherjee, S. Chakraborty, P. K. Guchhait and J. Bhunia, "Machine Learning based Solar Power Generation Forecasting with and without MPPT Controller," 2020 IEEE 1st International Conference for Convergence in Engineering (ICCE), Kolkata, India, 2020, pp. 44-48, doi: 10.1109/ICCE50343.2020.9290685.
- [11] LISERRE, Marco et al. Future Energy Systems, IEEE Industrial Electronics Magazine, Bari, Italia, v.4, n.1, p. 18-37, 2010.
- [12] W. Lee, J. Jung and M. Lee, "Development of 24-hour optimal scheduling algorithm for energy storage system using load forecasting and renewable energy forecasting," 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting, Chicago, IL, USA, 2017, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM.2017.8273907.
- [13] Canadian Solar. Datasheet: Module CS6K – 270/275/280P, Solar Panel 275W, Dezembro de 2017.
- [14] Efeito Fotoelétrico e Efeito Fotovoltaico. Disponível em <<https://blog.bluesol.com.br/efeito-fotoeletrico-fotovoltaico/>> Acesso em 20 de Março de 2019.
- [15] GREEN, Martin. Photovoltaics: Coming Of Age. IEEE Conference on Photovoltaic Specialists, Kensington, Australia, p. 1-8, 1990.
- [16] COCOCCIONI, Marco et al. 24-hour-ahead forecasting of energy production in solar PV systems, International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), Cordoba, Argentina, e.11, p. 1276-1281, 2011.
- [17] FARHANGI, Hassan, The Path Of The Smart Grid, IEEE Power & Energy Magazine, Burnaby, Canadá, v.8, n.1, p. 18-28, 2010.
- [18] MOHD, Alaa. et al. Challenges in Integrating Distributed Energy Storage Systems into Future Smart Grid, IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Cambridge, Reino Unido, p. 1627-1632, 2008.
- [19] WANG, Qi. et al. Mitigation Strategy for Duck Curve in High Photovoltaic Penetration Power System Using Concentrating Solar Power Station, MDPI Energies Journal, Nanjing, China, 2019.
- [20] SOFTIC, Ferid et al, Temperature Characteristics and Energy Efficiency of Solar Cells and Modules, Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO), Bar, Montenegro, p. 288-291, Junho de 2012.
- [21] FISCHER, F. Knowledge politics and post-truth in climate denial: on the social construction of alternative facts. Critical Policy Studies, 13(2), 133–152, 2019.
- [22] VASCONCELOS, Marcelo. Sensibilidade da conversão de Energia de módulos fotovoltaicos em ambientes diversos, Projeto de Formatura da EPUSP – Engenharia Elétrica (PEA), São Paulo, Brasil, 2019.