

Forecasting Solar Power Output Generation: A Systematic Review with the Proknow-C

J. N. Maciel, J. J. G. Ledesma and O. H. Ando Junior

Abstract—This paper presents a systematic review of the solar output power generation forecasting using the Proknow-C methodology for the development of a bibliographic portfolio which allows identifying the state of the art for use as a scientific reference and encouraging further research and development of new models. The execution of the process identified 292 papers relevant to the theme from the two important international scientific databases. The portfolio creation process and bibliometric analysis of the recognition of articles, authors, keywords, journals and review articles are described. The theme of this research is current and of interest in the international scientific community, however, in Brazil and Latin America few related researches were observed. The annual historical profile of publications has shown a growing number of recent research on the theme, which motivated the proposition of an adjustment to Proknow-C to create more concise repositories. This paper's contributions have an exploratory and descriptive meaning, which provides the state of the art in the solar power output generation forecasting for use as a theoretical framework in future researches in Latin America, and another methodological meaning that discusses the process using a case study.

Index Terms—Solar Power Forecasting, Photovoltaic Output Prediction, Solar Energy, Proknow-C, Bibliometric Analysis.

I. INTRODUÇÃO

A diversificação da matriz energética brasileira com o uso de fontes renováveis não convencionais (Solar e Eólica) é uma das principais estratégias para suprir o crescimento do consumo de energia elétrica que vem ocorrendo nos últimos anos no Brasil [1]. Em 2016 foi publicado um estudo sobre o panorama e as dificuldades relacionadas a produção de energia renováveis, especialmente a solar [2]. Embora hajam projeções de crescimento nesse modo de geração, ainda faltam políticas de incentivo e existem obstáculos tributários e institucionais a serem superados. Em 2018 o Brasil adicionou 1,1 GW de produção de energia solar à sua matriz dobrando sua capacidade de produção da mesma [3]. Contudo, a geração de energia solar tem suas peculiaridades, sendo algumas não controláveis como as condições climáticas, movimentos,

altura e espessura das nuvens, temperatura, intensidade e duração da radiação solar, entre outras, que causam oscilações no potencial de geração e produção de energia solar [4].

A busca pela previsão do potencial futuro de geração de energia solar fotovoltaica é assunto atual e amplamente estudado em diversas pesquisas na literatura científica [5]–[8]. Entende-se que prever as oscilações de potência é essencial pois possibilitará o desenvolvimento de algoritmos de controles atuantes em conjunto com soluções para mitigar a variação da produção de energia solar fotovoltaica dentro dos limites aceitáveis e/ou permitidos por Norma Regulamentadora em alguns países (5-10%) [9], [10]. Além disso, permite aos operadores do sistema ajustar o Sistema Fotovoltaico Conectado à Rede (SFCR) de forma a compensar a variabilidade da potência gerada em sua programação, prevendo antecipadamente o despacho e a regulação do sistema elétrico, bem como negociar antecipadamente as demandas do mercado consumidor [5]. Do ponto de vista operacional as técnicas de previsão são amplamente estudadas para otimização de vida útil e redução do número de ciclos e uso dos armazenamento de energia (baterias), os quais, são associados a geração para controlar (suavizar) as oscilações ocorridas durante operação do SFCR, seja fornecendo energia no momentos de pouca geração ou se alimentando nos momentos de geração excedente [11].

A maior parte das pesquisas desenvolvidas nos últimos dez anos são originadas e/ou realizadas em países de destaque e vanguarda tecnológica na geração e utilização de energia solar fotovoltaica, principalmente os Estados Unidos da América (EUA), alguns países europeus como a Itália, França e asiáticos, com destaque à China e ao Japão. No Brasil, o incentivo e investimentos nessa tecnologia e são muito recentes, existindo por consequência poucas pesquisas no Brasil e na América-Latina, que abordam a previsão do potencial de geração de energia solar fotovoltaica (PPGESF) [12]. Em relação à produção científica sobre o tema de PPGESF, sabe-se, que grande parte das sobre o assunto é indexada por bases de dados de artigos científicos, disponíveis na internet. Dada esta constatação, a pergunta desta pesquisa é: “Qual a importância e o estado da arte do tema PPGESF, quais as pesquisas mais significativas da literatura científica no Brasil, na América Latina e a nível Mundial, para a definição de um portfólio bibliográfico central sobre o tema?”.

Diante do exposto, este artigo apresenta uma análise sistemática da literatura utilizando a metodologia Proknow-C (*Knowledge Development Process – Constructivist*) [13], cujo processo de revisão científica é reconhecido e tem sido amplamente utilizado na literatura [14]–[16]. No Proknow-C são identificadas as publicações, os autores, palavras-chave e

Submission date: February, 10th, 2020.

Joylan Nunes Maciel, doutorando do Programa Pós-Graduação Interdisciplinar em Energia & Sustentabilidade - PPGIES, Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, e-mail: joylan.maciel@unila.edu.br.

Jorge Javier Giménez Ledesma, professor do Programa Pós-Graduação Interdisciplinar em Energia & Sustentabilidade - PPGIES, Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, e-mail: jorge.ledesma@unila.edu.br.

Oswaldo Hideo Ando Junior, professor do Programa Pós-Graduação Interdisciplinar em Energia & Sustentabilidade - PPGIES, Universidade Federal da Integração Latino-Americana - UNILA, e-mail: oswaldo.junior@unila.edu.br.

os periódicos mais relevantes ao tema pesquisado. Considerando o perfil peculiar de publicações observado nesta pesquisa, propôs-se um ajuste da metodologia Proknow-C que a torna mais flexível e adequada as revisões literárias cujo tema possui características similares.

A justificativa desta investigação não é somente à sua contribuição à comunidade científica pela criação do estado da arte sobre PPGESF, mas visa-se contribuir com a demonstração da viabilidade de uso de uma metodologia consagrada e uma proposta de adequação e ajuste desse método facilitando sua aplicação na criação de portfólios científicos relevantes e concisos [14]–[16]. Ressalta-se que diversos trabalhos têm utilizado o processo Proknow-C, entretanto, até o momento não foi encontrada nenhuma pesquisa aplicando-o ao tema PPGESF. Por outro lado, diversos artigos de revisão sobre o tema são encontrados na literatura [5], [6], [9], [17], [18], inclusive identificados no portfólio aqui construído e, no entanto, em nenhum deles foi aplicada a metodologia construtivista Proknow-C.

Este artigo está organizado do seguinte modo: os detalhes do delineamento metodológico, a seleção do Portfólio Bibliográfico (PB) de artigos e a análise bibliométrica são descritos na seção II. As análises e discussões sobre o processo de criação do repositório, análise bibliométrica, revisão do tema pesquisado, ajuste proposto ao Proknow-C e contribuições são detalhados na seção III. Por fim, na seção IV são relatadas considerações finais e conclusões desta pesquisa.

II. DELINEAMENTO METODOLÓGICO

Uma importante etapa inicial de qualquer pesquisa acadêmica é a busca, análise e seleção de um conjunto de trabalhos científicos relevantes, denominado de Portfólio Bibliográfico (PB), empregados na descrição do referencial teórico. Nesta pesquisa a revisão científica literária sobre o tema PPGESF foi realizada por meio da aplicação da metodologia de abordagem científica e construtivista Proknow-C [13]. Muitos estudos têm utilizado o Proknow-C em revisões sistemáticas e acadêmicas de distintas áreas, sendo um exemplo na área de eficiência energética relatado em [14]. No entanto, até o momento não se tem conhecimento de sua aplicação para a revisão bibliográfica sobre o tema relacionado a PPGESF.

O método Proknow-C possibilita a sistematização da pesquisa bibliográfica e identifica, de modo estruturado e eficiente, um portfólio bibliográfico com os artigos científicos mais relevantes do tema de pesquisa. Nesse sentido, Proknow-C define as seguintes fases [13]: (A) Seleção do portfólio bibliográfico; (B) Análise bibliométrica do portfólio bibliográfico; (C) Análise sistêmica do portfólio bibliográfico; e (D) Pergunta de pesquisa. Nesta pesquisa foram executadas, e descritas em detalhes, as fases A e B para a criação do PB sobre o tema PPGESF.

A. Seleção do Portfólio Bibliográfico

Com o objetivo de facilitar a compreensão e ilustração completa de execução do processo Proknow-C, a fase de Seleção do Portfólio Bibliográfico (PB) foi organizada duas principais etapas. A partir do tema de pesquisa foram

definidos os seguintes Eixos, Palavras-Chave (PC) e Banco de Dados (BD) para a realização das consultas:

Eixo 1: predição do potencial.

Eixo 2: energia solar, energia fotovoltaica, radiação solar, irradiância solar.

Palavras-chave do Eixo 1: (*short or long*) and forecast, “power forecasting”, “power prediction”.

Palavras-chave do Eixo 2: “solar energy”, “solar radiation”, “solar irradiance”, photovoltaic.

As palavras-chave de cada eixo foram combinadas com a expressão lógica *and*. Isto totalizou doze combinações consultadas diretamente nas bases de dados científicas SCOPUS e Web of Science (WoS). O resultado das buscas efetuadas no dia 11/10/2019 são exibidos na Tabela I.

TABELA I
RESULTADOS DAS PESQUISAS NAS BASES DE DADOS CIENTÍFICAS

Combinações Pesquisadas	Scopus	WoS
((short OR long) AND term forecast) AND (solar radiation)	2518	175
((short OR long) AND term forecast) AND (solar irradiance)	1041	113
((short OR long) AND term forecast) AND (photovoltaic)	1424	219
("power forecasting") AND ("solar energy")	609	54
("power forecasting") AND ("solar radiation")	337	51
("power forecasting") AND ("solar irradiance")	286	60
("power forecasting") AND ("photovoltaic")	531	232
("power prediction") AND ("solar energy")	460	39
("power prediction") AND ("solar radiation")	267	56
("power prediction") AND ("solar irradiance")	231	35
("power prediction") AND ("photovoltaic")	378	174
Total Artigos por Base	10236	1288
Base de Artigos Brutos (BAB)	11524	

Nesta pesquisa foi delimitado o período histórico em 10 anos de publicações de conferências e/ou revistas sobre o tema (≥ 2009). Esse período foi escolhido em função do acentuado aumento de instalações de painéis e usinas fotovoltaicas relatado na literatura a partir de 2009 [7], [9], e pelo fato que os modelos predição mais recentes, compreendidos neste período, apresentam as menores taxas de erros [19].

O Banco de Artigos Bruto (BAB) contendo inicialmente 11.524 títulos foi importado na ferramenta de gestão bibliográfica Mendeley [20], sendo em seguida executadas as ações descritas no Fluxograma 1 da Fig. 1. Após isso, restaram 391 artigos cujo número de citações foi consultado no site Google Acadêmico em 11/10/2019. Estes títulos foram ordenados por citação de modo decrescente. Compuseram o repositório K os 88 artigos mais citados contemplando 90% do total de citações (citados 29 ou mais vezes). O valor de corte 29 foi definido pela razão de 90% do total de citações sobre o total de artigos com citações. Por sua vez, o repositório P foi constituído com 303 artigos de menor relevância acadêmica, dos quais 230 títulos possuem de 1 a 28 citações, e 73 artigos com nenhuma ou zero citação.

Os procedimentos definidos no Proknow-C e ilustrados no fluxograma 2 da Fig. 2 foram executados. Devido a quantidade elevada de artigos, a análise dos nomes de autores do repositório P foi executada de forma automatizada, por meio da criação de *scripts* de programação na linguagem Python. Ao final foi criado o repositório C (A+B) com 292 artigos que, após a leitura dos títulos e resumos, constituíram o

Portfólio Bibliográfico (PB) final por terem títulos e resumos academicamente relevantes ao tema pesquisado. Esse processo permitiu a seleção de um PB representando 2,53% dos 11524 artigos inicialmente obtidos. Considerando que o Proknow-C sugere que o PB tenha de 20 a 40 publicações [13], os 40 artigos com mais citações (Cit.) do PB estão listados na Tabela II.

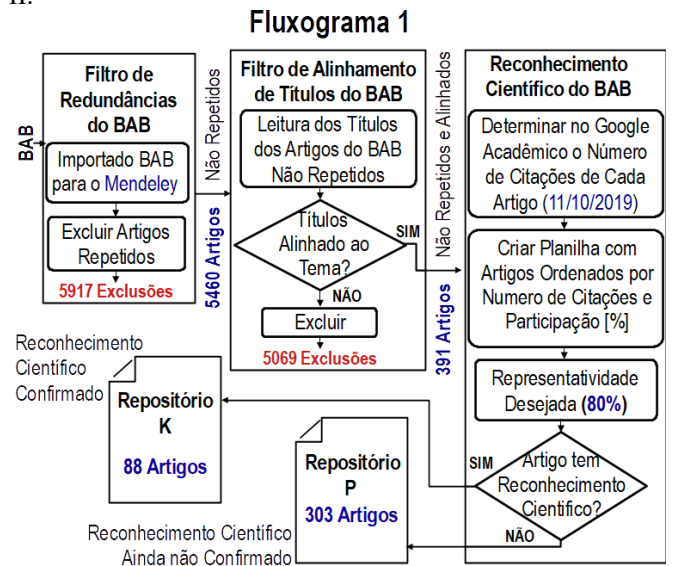


Fig. 1. Fluxograma 1: Remoção de artigos repetidos e com títulos desalinhados ao tema de pesquisa.

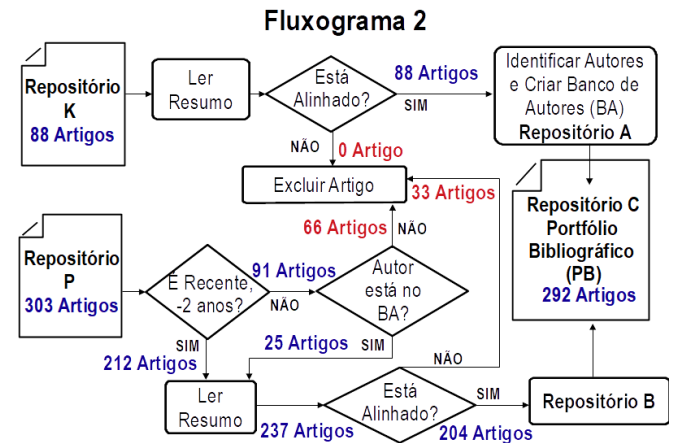


Fig. 2. Fluxograma 2: Leitura de resumos do repositório K, análise das datas de publicação e de nomes de autores.

TABELA II

OS QUARENTA ARTIGOS MAIS RELEVANTES DO PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO (PB) E ORDENADOS PELO NÚMERO DE CITAÇÕES NO GOOGLE ACADÊMICO. CONSULTA EM 11/10/2019

Portfólio Bibliográfico (Artigos Mais Citados)	Cit. Ref.
Lorenz, Elke, Johannes Hurka, Detlev Heinemann, and Hans Georg Beyer. 2009. "Irradiance Forecasting for the Power Prediction of Grid-Connected Photovoltaic Systems" IEEE Journal of Selected Topics In Applied Earth Observations And Remote Sensing 2(1):2-10.	585 [21]
Bacher, Peder, Henrik Madsen, and Henrik Aalborg Nielsen. 2009. "Online Short-Term Solar Power Forecasting" Solar Energy 83(10):1772-83.	552 [22]
Urquhart, B., C. W. Chow, M. Lave, and J. Kleissl. 2011. "Intra-Hour Forecasting with a Total Sky Imager at the UC San Diego Solar Energy Testbed" Pp. 248-56 in 40 th ASES National Solar Conference 2011.	442 [23]
Diagne, Maimouna, Mathieu David, Philippe Lauret, John Boland, and Nicolas Schmutz. 2013. "Review of Solar Irradiance Forecasting	346 [6]

Methods and a Proposition for Small-Scale Insular Grids" Renewable & Sustainable Energy Reviews 27:65-76.

Antonanzas, Javier, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres. 2016. "Review of Photovoltaic Power Forecasting" Solar Energy 136:78-111. [5]

Voyant, Ceryl, G. Notton, S. Kalogirou, M. L. Nivet, C. Paoli, F. Motte, and A. Fouilloy. 2017. "Machine Learning Methods for Solar Radiation Forecasting: A Review" Renewable Energy 105:569-82. [17]

Pfenninger, S. and I. Staffell. 2016. "Long-Term Patterns of European PV Output Using 30 Years of Validated Hourly Reanalysis and Satellite Data" Energy 114:1251-65. [24]

Lorenz, Elke, Thomas Scheidsteiger, Johannes Hurka, Detlev Heinemann, and Christian Kurz. 2011. "Regional PV Power Prediction for Improved Grid Integration" Progress In Photovoltaics 19(7, SI):757-71. [25]

Wang, Fei, Zengqiang Mi, Shi Su, and Hongshan Zhao. 2012. "Short-Term Solar Irradiance Forecasting Model Based on Artificial Neural Network Using Statistical Feature Parameters" Energies 5(5):1355-70 [26]

Wan, Can, Jian Zhao, Yonghua Song, Zhao Xu, Jin Lin, and Zechun Hu. 2015. "Photovoltaic and Solar Power Forecasting for Smart Grid Energy Management" CSEE Journal Of Power and Energy Systems 1(4):38-46. [27]

Zeng Jianwu and Wei Qiao. 2013. "Short-Term Solar Power Prediction Using a Support Vector Machine" Renewable Energy 52:118-27. [28]

Pelland, Sophie, George Galanis, and George Kallos. 2013. "Solar and Photovoltaic Forecasting through Post-Processing of the Global Environmental Multiscale Numerical Weather Prediction Model" Progress in Photovoltaics: Research and Applications 21(3):284-96. [29]

Yang, Dazhi, Panida Jirutitijaroen, and Wilfred M. Walsh. 2012. "Hourly Solar Irradiance Time Series Forecasting Using Cloud Cover Index" Solar Energy 86(12):3531-43. [30]

Izgi, Ercan, Ahmet Oztopal, Bihter Yerli, Mustafa Kemal Kaymak, and Ahmet Duran Sahin. 2012. "Short-Mid-Term Solar Power Prediction by Using Artificial Neural Networks" Solar Energy 86(2):725-33. [31]

Alfredo, Fernandez-Jimenez, L., Andres Munoz-Jimenez, Alberto Falces, Montserrat Mendoza-Villena, Eduardo Garcia-Garrido, Pedro M. Lara-Santillan, Enrique Zorzano-Alba, and Pedro J. Zorzano-Santamaria. 2012. "Short-Term Power Forecasting System for Photovoltaic Plants" Renewable Energy 44:311-17. [32]

Bouzerdoud, M., A. Mellit, and A. Massi Pavan. 2013. "A Hybrid Model (SARIMA-SVM) for Short-Term Power Forecasting of a Small-Scale Grid-Connected Photovoltaic Plant" Solar Energy 98(PC):226-35. [33]

Li, Yanting, Yan Su, and Lianjie Shu. 2014. "An ARMAX Model for Forecasting the Power Output of a Grid Connected Photovoltaic System" Renewable Energy 66:78-89. [34]

Shivashankar, S., S. Mekhilef, H. Mokhlis, and M. Karimi. 2016. "Mitigating Methods of Power Fluctuation of Photovoltaic (PV) Sources - A Review" Renewable and Sustainable Energy Reviews 59:1170-84. [8]

Da Silva Fonseca, Joao Gari, Takashi Oozeki, Takumi Takashima, Gentarou Koshimizu, Yoshihisa Uchida, and Kazuhiko Ogimoto. 2012. "Use of Support Vector Regression and Numerically Predicted Cloudiness to Forecast Power Output of a Photovoltaic Power Plant in Kitakyushu, Japan" Progress in Photovoltaics: Research and Applications 20(7):874-82. [35]

Wang Fei, Zhao Zhen, Zengqiang Mi, Hongbin Sun, Shi Su, and Guang Yang. 2015. "Solar Irradiance Feature Extraction and Support Vector Machines Based Weather Status Pattern Recognition Model for Short-Term Photovoltaic Power Forecasting" Energy And Buildings 86:427-38. [36]

Gensler Andre, Janosch Henze, Bernhard Sick, and Nils Raabe. 2016. "Deep Learning for Solar Power Forecasting - An Approach Using Autoencoder and LSTM Neural Networks" Pp. 2858-65 in 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics Conference Proceedings. [37]

Mandal Paras, Surya Teja Swarrop Madhira, Ashraf Ul Haque, Julian Meng, and Ricardo L. Pineda. 2012. "Forecasting Power Output of Solar Photovoltaic System Using Wavelet Transform and

Artificial Intelligence Techniques” Pp. 332–37 in Complex Adaptive Systems 2012. Vol. 12, Procedia Computer Science.

Golestaneh Faranak, Pierre Pinson, and H. B. Gooi. 2016. “Very Short-Term Nonparametric Probabilistic Forecasting of Renewable Energy Generation-With Application to Solar Energy” *IEEE Transactions On Power Systems* 31(5):3850–63. [39]

Yona Atsushi, Tomonobu Senjyu, Toshihisa Funabashi, and Chul-Hwan Kim. 2013. “Determination Method of Insolation Prediction With Fuzzy and Applying Neural Network for Long-Term Ahead PV Power Output Correction” *IEEE Transactions On Sustainable Energy* 4(2):527–33. [40]

Almeida M. P., O. Perpiñán, and L. Narvarte. 2015. “PV Power Forecast Using a Nonparametric PV Model.” *Solar Energy* 115:354–68. [41]

Yang Chen, Anupam A. Thatte, and Le Xie. 2015. “Multitime-Scale Data-Driven Spatio-Temporal Forecast of Photovoltaic Generation” *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 6(1):104–12. [42]

Chow Stanley K. H., Eric W. M. Lee, and Danny H. W. Li. 2012. “Short-Term Prediction of Photovoltaic Energy Generation by Intelligent Approach” *Energy and Buildings* 55:660–67. [43]

Chu Yinghao, Bryan Urquhart, Seyyed M. I. Gohari, Hugo T. C. Pedro, Jan Kleissl, and Carlos F. M. Coimbra. 2015. “Short-Term Reforecasting of Power Output from a 48 MWe Solar PV Plant.” *Solar Energy* 112:68–77. [44]

Larson David P., Lukas Nonnenmacher, and Carlos F. M. Coimbra. 2016. “Day-Ahead Forecasting of Solar Power Output from Photovoltaic Plants in the American Southwest” *Renewable Energy* 91:11–20. [45]

Zhang Jie, Anthony Florita, Bri-Mathias Hodge, Siyuan Lu, Hendrik F. Hamann, Venkat Banunarayanan, and Anna M. Brockway. “A Suite of Metrics for Assessing the Performance of Solar Power Forecasting.” *SOLAR ENERGY* 111:157–75. [46]

De Giorgi Maria Grazia, Paolo Maria Congedo, and Maria Malvoni. 2014. “Photovoltaic Power Forecasting Using Statistical Methods: Impact of Weather Data.” *IET Science Measurement & Technology* 8(3, SI):90–97. [47]

Gao Mingming, Jianjing Li, Feng Hong, and Dongteng Long. 2019. “Short-Term Forecasting of Power Production in a Large-Scale Photovoltaic Plant Based on LSTM.” *Applied Sciences-Basel* 9(15). [48]

Ding Ming, Lei Wang, and Rui Bi. 2011. “An ANN-Based Approach for Forecasting the Power Output of Photovoltaic System.” Pp. 1308–15 in *Procedia Environmental Sciences*. Vol. 11. [49]

Yang Dazhi, Jan Kleissl, Christian A. Gueymard, Hugo T. C. Pedro, and Carlos F. M. Coimbra. 2018. “History and Trends in Solar Irradiance and PV Power Forecasting: A Preliminary Assessment and Review Using Text Mining.” *Solar Energy* 168:60–101. [12]

Almonacid F., P. J. Perez-Higueras, Eduardo F. Fernandez, and L. Hontoria. 2014. “A Methodology Based on Dynamic Artificial Neural Network for Short-Term Forecasting of the Power Output of a PV Generator.” *Energy Conversion and Management* 85:389–98. [50]

Bessa R. J., A. Trindade, and V. Miranda. 2015. “Spatial-Temporal Solar Power Forecasting for Smart Grids.” *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 11(1):232–41. [51]

Monteiro Claudio, Tiago Santos, L. Alfredo Fernandez-Jimenez, Ignacio J. Ramirez-Rosado, and M. Sonia Terreros-Olarte. 2013. “Short-Term Power Forecasting Model for Photovoltaic Plants Based on Historical Similarity.” *ENERGIES* 6(5):2624–43. [52]

Das Utpal Kumar, Kok Soon Tey, Mehdi Seyedmahmoudian, Saad Mekhilef, Moh Yamani Idna Idris, Willem Van Deventer, Bend Horan, and Alex Stojcevski. 2018. “Forecasting of Photovoltaic Power Generation and Model Optimization: A Review.” *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81:912–28. [9]

Bessa R. J., A. Trindade, Catia S. P. Silva, and V. Miranda. 2015. “Probabilistic Solar Power Forecasting in Smart Grids Using Distributed Information.” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 72(SI):16–23. [53]

Ekici B. B. 2014. “A Least Squares Support Vector Machine Model for Prediction of the next Day Solar Insolation for Effective Use of PV Systems.” *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation* 50(1):255–62. [54]

(17,5%) são revisões sobre o tema [5], [6], [8], [9], [12], [17], [27], e os demais realizam proposições novos métodos de predição de geração de energia solar fotovoltaica e/ou análises comparativas de modelos. Devido a elevada quantidade de artigos no PB e o número de títulos sugerido no Proknow-C [13], somente os 20 artigos mais citados da Tabela II foram lidos integralmente. Todavia, destaca-se que somente 6 (seis) publicações de pesquisadores brasileiros e realizadas no Brasil foram identificadas [55]–[60] dentro do PB, demonstrando a baixa atividade científica do país neste tema de pesquisa até o momento. No entanto, 3 desses artigos (50%) foram publicados especificamente na revista *IEEE Latin America Transactions*, indicando a grande importância da revista no cenário nacional e América Latina para o tema de pesquisa. Até a submissão desta pesquisa constatou-se outra publicação [61] no tema na revista *IEEE Latin America Transactions*.

B. Análise Bibliométrica do Portfólio Bibliográfico

A análise bibliométrica refere-se a contabilização de características (variáveis) nas publicações do PB [13]. Desse modo, apresenta-se a análise bibliométrica para as variáveis de reconhecimento científico dos artigos, autores, periódicos, palavras-chave e revisões bibliográficas.

1) Reconhecimento dos Artigos

Os 292 artigos do PB foram analisados quanto ao ano de publicação e relevância acadêmica no período de 10 anos. A Fig. 3 exibe o perfil histórico da quantidade de publicações anuais, conjuntamente com a distribuição de frequência acumulada. Constata-se que os últimos dois anos concentram mais da metade das publicações do PB (cor verde).



Fig. 3. Distribuição do histórico anual da quantidade de publicações no PB do tema predição do potencial de geração de energia solar fotovoltaica.

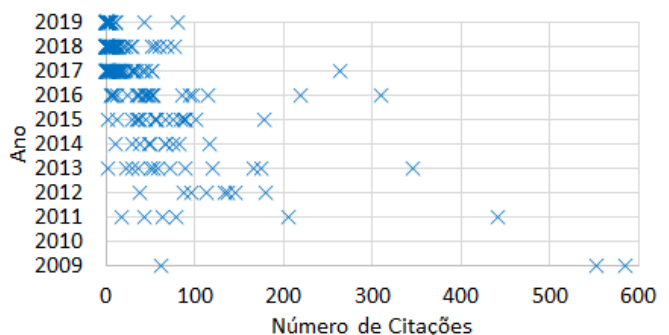


Fig. 4. Perfil histórico de publicações relativo a quantidade de citações e ano de publicação para cada artigo do PB.

Em outra análise é demonstrado o reconhecimento acadêmico destes artigos do PB por meio da quantidade de

citações individual do artigo e o ano de publicação. Isto permite compreender, no período histórico analisado, a crescente e acentuada densidade de publicações recentes exibida no diagrama de dispersão da Fig. 4.

2) Reconhecimento dos Autores

Um total de 1052 autores distintos foram observados nos artigos do PB. Deste, 949 autores (88,1%) estão presentes em somente uma única publicação. Esta distribuição de número de artigos por autores é exibida na Fig. 5, onde verifica-se que menos de 4% dos autores possuem 3 ou mais publicações no PB. Os nomes dos 40 pesquisadores mais relevantes ao tema de pesquisa no PB são exibidos na Fig. 6.

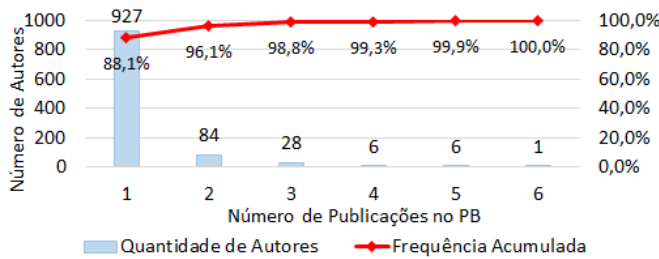


Fig. 5. Distribuição da quantidade de publicações por autor nos artigos do PB.

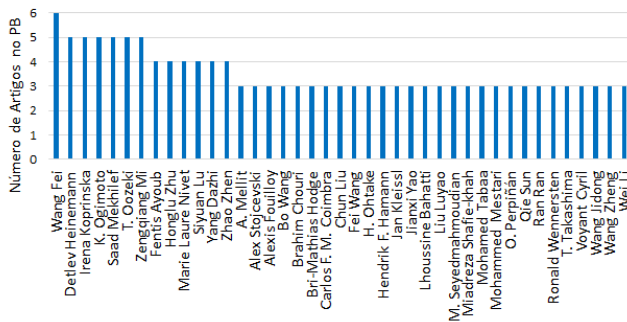


Fig. 6. Nomes dos 40 autores mais relevantes e com 3 ou publicações no PB.

3) Relevância dos Periódicos

O meio de publicação mais relevante dos artigos do PB são os periódicos, os quais totalizam 203 títulos ou 70% do total, enquanto que 90 artigos (30%) são oriundos de conferências. A Fig. 7 apresenta os 20 meios mais frequentes de publicação neste tema, sendo que os 10 primeiros são periódicos.

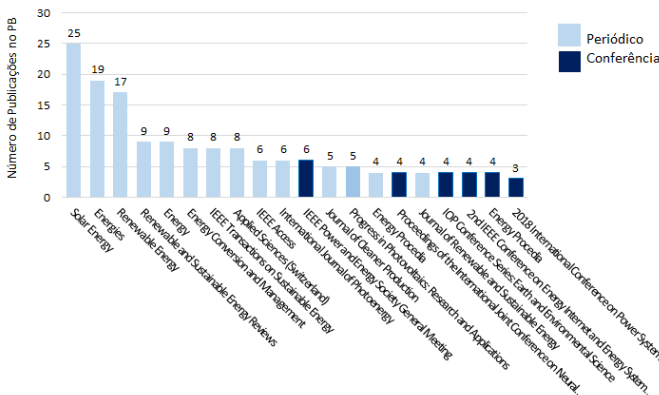


Fig. 7. Relevância dos periódicos e conferências nas publicações do PB.

4) Relevância das Palavras-Chave

A análise textual automatizada demonstrou um total de 712

palavras-chaves (PC) distintas extraídas nos artigos do PB. Destas, 562 (79%) foram observadas somente uma vez, e 150 (21%) ocorreram duas ou mais vezes. A lista das 30 PC mais frequentes do PB é exibida por ordem ocorrência na Fig. 8.

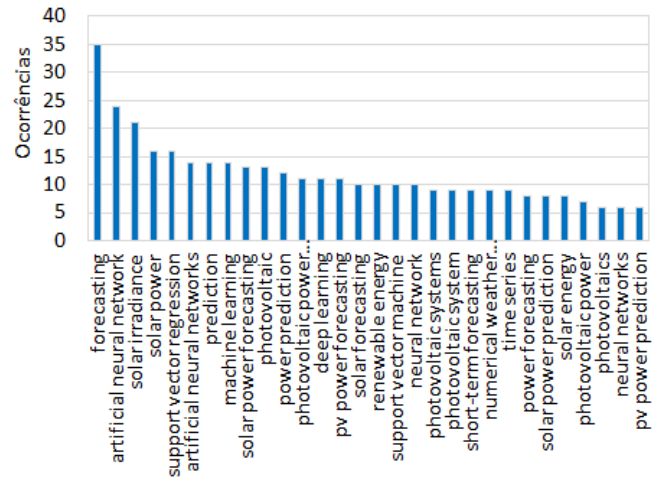


Fig. 8. As 30 palavras-chave mais utilizadas e relevantes do PB.

Embora mais frequente termo observado seja *forecasting*, o termo de maior frequência é o *Artificial Neural Network(s)*, que ocupam a 2ª e a 4ª posições e somados totalizam 38 ocorrências. Dentre as 30 palavras-chave mais utilizadas no PB, observam-se diversas relacionadas as tecnologias computacionais que são aplicadas ao problema de predição.

5) Artigos de Revisão

A leitura dos títulos e resumos do PB possibilitou a identificação de 16 artigos de revisão da literatura sobre o tema pesquisado, cujos os títulos estão descritos por relevância acadêmica de citações na Tabela III. Estas revisões foram lidas e analisadas, sendo que as mais relevantes para o contexto geral do tema são descritas na seção III. Os procedimentos da análise bibliométrica foram automatizados com o auxílio de *scripts* de programação desenvolvidos na linguagem Python e planilhas eletrônicas no software Microsoft Excel. Todos os *scripts*, dados e o próprio PB de referências estão disponibilizados para *download* no repositório online deste artigo.

TABELA III
ARTIGOS DE REVISÃO DA LITERATURA EXISTENTES NO PORTFÓLIO BIBLIOGRÁFICO (PB) E ORDENADOS PELO NÚMERO DE CITAÇÕES (CIT.) NO GOOGLE ACADÊMICO EM 11/10/2019.

Artigos de Revisão no Portfólio Bibliográfico	Cit. [Ref.]
Diagne, Maimouna, Mathieu David, Philippe Lauret, John Boland, and Nicolas Schmutz. 2013. "Review of Solar Irradiance Forecasting Methods and a Proposition for Small-Scale Insular Grids" <i>Renewable and Sustainable Energy Reviews</i> 27:65–76.	346 [6]
Antonanzas, Javier, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres. 2016. "Review of Photovoltaic Power Forecasting" <i>Solar Energy</i> 136:78–111.	309 [5]
Voyant, Cyril, Gilles Notton, Soteris Kalogirou, Marie Laure Nivet, Christophe Paoli, Fabrice Motte, and Alexis Fouilloy. 2017. "Machine Learning Methods for Solar Radiation Forecasting: A Review" <i>Renewable Energy</i> 105:569–82.	263 [17]
Wan, Can, Jian Zhao, Yonghua Song, Zhao Xu, Jin Lin, and Zechun Hu. 2016. "Photovoltaic and Solar Power Forecasting for Smart Grid Energy Management" <i>CSEE Journal of Power and Energy Systems</i>	178 [27]

1(4):38–46.

Shivashankar, Sukumar, Saad Mekhilef, Hazlie Mokhlis, and M. Karimi. 2016. "Mitigating Methods of Power Fluctuation of Photovoltaic (PV) Sources – A Review" *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 59:1170–84. [8]

Yang, Dazhi, Jan Kleissl, Christian A. Gueymard, Hugo T. C. Pedro, and Carlos F. M. Coimbra. 2018. "History and Trends in Solar Irradiance and PV Power Forecasting: A Preliminary Assessment and Review Using Text Mining" *Solar Energy* 168:60–101. [12]

Das, Utpal Kumar, Kok Soon Tey, Mehdi Seyedmehmoudian, Saad Mekhilef, Moh Yamani Idna Idris, Willem Van Deventer, Bend Horan, and Alex Stojcevski. 2018. "Forecasting of Photovoltaic Power Generation and Model Optimization: A Review" *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 81:912–28. [9]

Sobri, Sobrina, Sam Koochi-Kamali, and Nasrudin Abd Rahim. 2018. "Solar Photovoltaic Generation Forecasting Methods: A Review" *Energy Conversion and Management* 156:459–97. [7]

Barbieri, Florian, Sumedha Rajakaruna, and Arindam Ghosh. 2017. "Very Short-Term Photovoltaic Power Forecasting with Cloud Modeling: A Review" *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 75:242–63. [62]

Daliento, Santolo, A. Chouder, P. Guerriero, A. Massi Pavan, A. Mellit, R. Moeini, and P. Tricoli. 2017. "Monitoring, Diagnosis, and Power Forecasting for Photovoltaic Fields: A Review" *International Journal of Photoenergy* 2017:1–13. [63]

Mohanty, Sthitapragyan, Prashanta Kumar Patra, and Sudhansu Sekhar Sahoo. 2016. "Prediction and Application of Solar Radiation with Soft Computing over Traditional and Conventional Approach – A Comprehensive Review" *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 56:778–96. [64]

Yesilbudak, Mehmet, Medine Colak, and Ramazan Bayindir. 2016. "A Review of Data Mining and Solar Power Prediction" Pp. 1117–21 in 2016 IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications, ICRERA 2016, International Conference on Renewable Energy Research and Applications. [65]

Blaga, Robert, Andreea Sabadus, Nicoleta Stefu, Ciprian Dughir, Marius Paulescu, and Viorel Badescu. 2019. "A Current Perspective on the Accuracy of Incoming Solar Energy Forecasting" *Progress in Energy and Combustion Science* 70:119–44. [19]

Akhter, Muhammad Naveed, Saad Mekhilef, Hazlie Mokhlis, and Noraisyah Mohamed Shah. 2019. "Review on Forecasting of Photovoltaic Power Generation Based on Machine Learning and Metaheuristic Techniques" *IET Renewable Power Generation* 13(7):1009–23. [66]

Lau, Cheiw Yun, Chin Kim Gan, Kyairul Azmi Baharin, and Mohamad Fani Sulaima. 2015. "A Review on the Impacts of Passing-Clouds on Distribution Network Connected with Solar Photovoltaic System" *International Review of Electrical Engineering* 10(3):449–57. [67]

Obando, E. D., S. X. Carvajal, and J. Pineda. 2019. "Solar Radiation Prediction Using Machine Learning Techniques: A Review" *IEEE Latin America Transactions* 17(4):684–97. [58]

Nesta seção foi detalhado o procedimento metodológico realizado com o Proknow-C. Na próxima seção são discutidas a geração do PB e os resultados da análise bibliométrica no tema pesquisado. Ambas análises motivaram a proposição de um ajuste ao Proknow-C descrito na próxima seção.

III. ANÁLISE E DISCUSSÃO

A construção do PB com referencial teórico sobre o tema de pesquisa PPGESF foi realizada por meio da metodologia sistemática e construtivista Proknow-C [13]. No entanto, existem diversos métodos que podem ser empregados no processo de revisão sistemática da literatura. Em geral, a maior parte das abordagens realizam as buscas estruturadas com combinações de palavras-chaves representativas do tema

de pesquisa [5]–[9], [17], [19], [27], [62]. Uma recente e interessante abordagem em que os autores aplicam técnicas de Mineração de Texto (*Text Mining*) é relatada em [12].

O Proknow-C é uma metodologia amplamente utilizada por pesquisadores brasileiros. Isto foi observado em duas consultas realizadas no dia 25/11/2019. Na primeira foi utilizado o software *open-source Publish or Perish* [68] para consultar, no site Google Acadêmico, o número de artigos científicos de todas as áreas do conhecimento com a ocorrência do termo "Proknow-C". O resultado mostrou um total de 757 publicações científicas citando o termo (Fig. 9), e a tendência de aumento do uso da metodologia desde sua criação em 2010 [13].

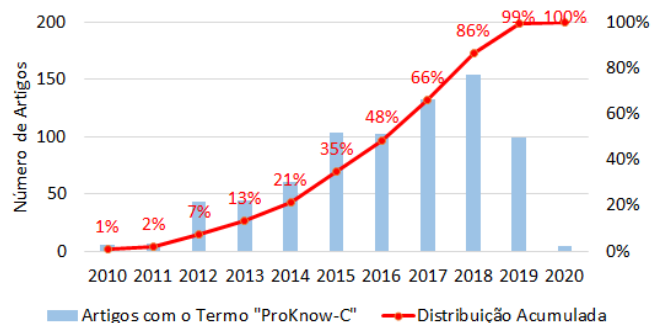


Fig. 9. Histórico da quantidade anual de publicações científicas contendo o termo "Proknow-C" e indexadas no site Google Acadêmico em 25/11/2019.

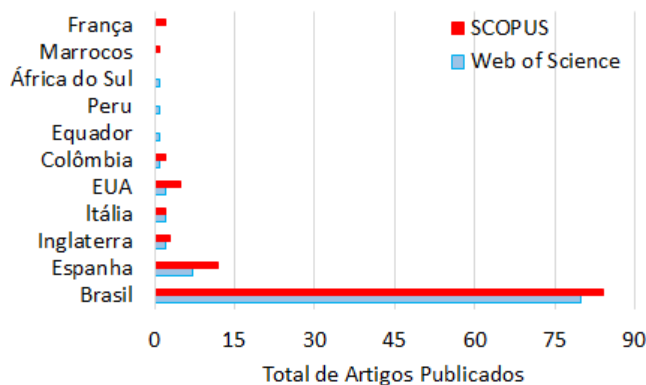


Fig. 10. Países com publicações utilizando a metodologia Proknow-C e indexadas nas bases de dados SCOPUS e Web of Science em 25/11/2019.

A segunda consulta buscou a ocorrência do termo Proknow-C em títulos, resumos e palavras-chave dos artigos indexados nas bases de dados científicas *Scopus* e *Web of Science*. Observa-se que Brasil e Espanha são os países que mais têm utilizado o Proknow-C (Fig. 10), embora hajam artigos de outros países da América Latina e Europa. Esse cenário sugere a crescente importância dessa metodologia, bem como a necessidade de divulgação desse método de revisão sistemática.

O método estabelece a necessidade de se definir os eixos de pesquisa, as palavras-chave, as bases de dados científicas e a coleta do indicador de citação de cada artigo, o qual é utilizado para definir a relevância acadêmica das publicações do PB para o tema pesquisado. Ao longo procedimento de construção do PB foi percebida uma característica peculiar no perfil histórico das publicações que, quando submetida à

aplicação da metodologia Proknow-C, tornou a execução do processo lenta e dispendiosa. Esses procedimentos, característica e a proposta de ajuste são detalhadas a seguir.

A. Seleção do Portfólio Bibliográfico

A escolha das palavras-chave (PC) do Eixo 2 inclui os termos “radiação solar” e “irradiação solar” pelo fato de que muitos trabalhos realizam a PPGESF de modo indireto, ou seja, por meio da análise de radiação (ou irradiância) solar [5]. A inserção dessas palavras na busca aumentou a quantidade de artigos retornados pelas bases de dados. Todavia, diversos títulos com esses termos e não relacionados ao tema foram removidos com a leitura dos títulos e resumos.

A análise das bases de dados demonstrou que a SCOPUS retornou um total de 10236 artigos brutos e destes, 123 (1,2%) permaneceram no PB final. A base *Web of Science* (WoS) retornou 1288 artigos brutos, dos quais 231 (18%) estão no PB final. A Fig. 11 exibe a proporção de artigos por base que compõe o PB. No fluxograma 1 da Fig. 1 observou-se elevada quantidade de artigos nos repositórios K (88 títulos) e P (303 títulos) para a realização de leituras dos resumos. Além disso, o perfil histórico de publicações mostrou que 47% destes 391 títulos foram publicados a partir de 2017 (ver Fig. 3).

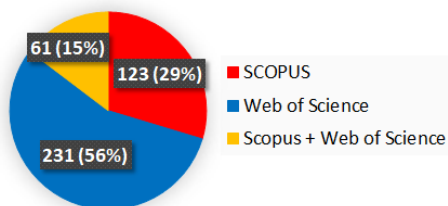


Fig. 11. Origem dos artigos que compuseram o PB sobre o tema predição do potencial de geração de energia solar fotovoltaica.

O fluxograma 2 da Fig. 2 inicia-se com a leitura dos 88 resumos do repositório P e nenhuma exclusão de artigo. Isto justifica-se pelo motivo de que foi considerado alinhado ao tema PPGESF, todos os artigos que avaliaram métodos existentes, desenvolveram novas propostas ou artigos de revisão sobre o tema. Durante a leitura dos resumos foi observada grande quantidade de publicações com mesmo objetivo e que analisam, propõem e aplicam métodos ou algoritmos distintos, ou então com pequenas modificações nestes métodos ou algoritmos e posterior análise comparativa de acurácia. Além disso, existem diversas origens e tipos de dados de entradas (*inputs*) que podem ser utilizadas nas pesquisas, tornando importante a definição específica do horizonte de predição de geração de energia solar fotovoltaica. Essas características contribuíram para a elevada quantidade de 391 artigos existentes nos repositórios K e P.

A grande quantidade de artigos observados no PB e o perfil histórico das publicações no repositório P motivaram a escrita desta pesquisa, o detalhamento dos procedimentos e a proposição de ajuste ao Proknow-C. Nesse sentido, a Fig. 12 exibe o perfil histórico anual da quantidade de artigos nos repositórios K, P e o total. Além da tendência de aumento das publicações sobre tema, observa-se o grande número de publicações recentes e ainda sem citações (repositório P). Nesse cenário, o método Proknow-C recomenda a leitura de

todos os resumos do repositório K, juntamente com aqueles do repositório P que possuem algum autor no Banco de Autores do repositório K, ou foram publicados há menos de dois anos (2017 ou posterior). Somente neste último caso enquadram-se 217 títulos cujos resumos foram lidos.



Fig. 12. Quantidade de artigos anual dos repositórios K, P e de artigos citados com e sem citações do repositório P no Google Acadêmico.

Uma informação relevante e utilizada na proposição de ajuste do Proknow-C é a quantidade elevada de artigos ainda sem citações no repositório P (ver Fig. 13). Constatou-se que 73 artigos (24%) dos 303 títulos no repositório P e indicados na cor verde, não possuem citações e foram publicados majoritariamente a partir de 2017.

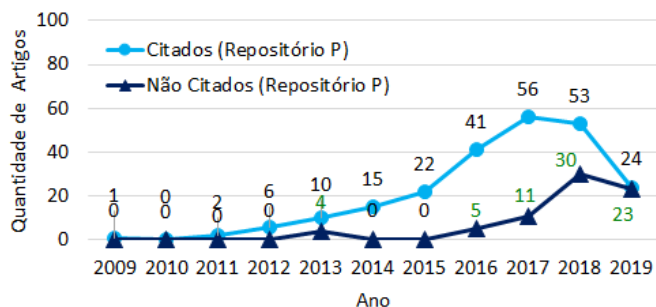


Fig. 13. Histórico anual de publicações do Repositório P citadas e não citadas.

Além dos 88 resumos do repositório A, foram lidos os 237 resumos selecionados no repositório P. Essa atividade mostrou-se dispendiosa devido a quantidade elevada de artigos e resultou na seleção de 292 títulos compondo o repositório C (A+B) (Fig. 1), os quais possuem resumos alinhados ao tema ou relevância acadêmica comprovadas de citações. Nesse ponto é importante destacar que o Proknow-C sugere a existência de no máximo 40 artigos no repositório C e o tema pesquisado possui 292 títulos.

A recomendação do método Proknow-C para a leitura integral dos artigos no repositório C não foi realizada, pois, devido a elevada quantidade de publicações (292 títulos) essa ação tornou-se dispendiosa e inviável. No entanto, foram lidas todas as revisões identificadas e os 20 artigos mais citados para a escrita desta pesquisa. A grande quantidade de títulos no repositório C pode ser explicada pelo aumento acentuado de publicações observado no período histórico analisado, sobretudo, aquelas ainda sem relevância acadêmica de citações, porém, pertinentes ao tema pesquisado e publicadas nos últimos três anos (2017 a 2019) (Fig. 12). Ao final, foi constituído o Portfólio Bibliográfico (PB) final do tema com 292 títulos.

B. Análise Bibliométrica

A análise bibliométrica relativa ao histórico de publicações do PB do tema PPGESF mostrou um resultado interessante. Conforme pode-se observar na Fig. 3, o número de publicações seguia uma tendência quase linear e, a partir de 2017, esse padrão visivelmente alterou, sendo que mais da metade dos artigos do PB (73%) foram publicados a partir de 2017. Isto demonstra a crescente importância e interesse neste tema de pesquisa por parte da comunidade acadêmica internacional.

Na análise do reconhecimento por citações no PB, apresentada na Fig. 4, constata-se que o estado da arte do tema de pesquisa exibe um acentuado crescimento na atualidade. A análise de autores constatou que cada artigo do PB possui em média 4,2 autores (Desvio Padrão = 1,87), e poucos autores tem destaque em número de publicações no PB, com no máximo um autor participando de 6 artigos. O mapeamento da rede de relacionamentos de autores de coautorias nas publicações é exibido na Fig. 14 e foi gerado com o software *open-source* VOSviewer [69].

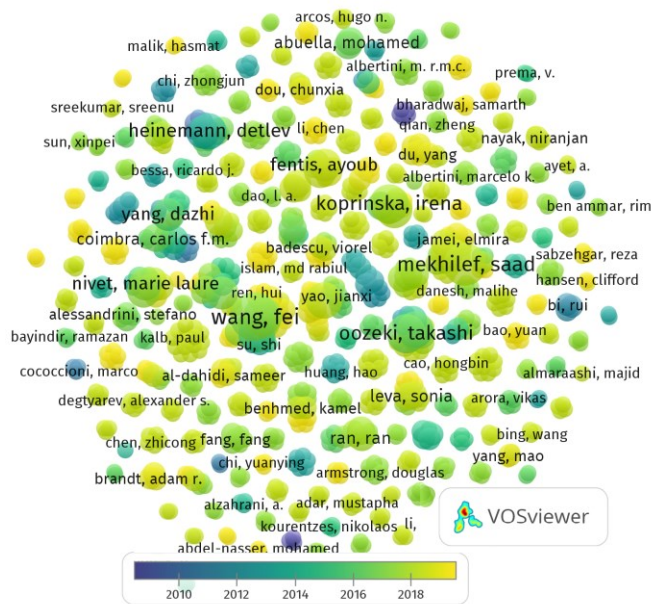


Fig. 14. Mapeamento da rede de relacionamentos dos mais relevantes autores nos artigos no PB e ano de publicação.

Para as 292 publicações do PB, 207 grupos de pesquisa distintos e sem relação foram identificados. Além disso, a maior rede identificada com autores publicando em conjunto possui 26 pesquisadores. Esse cenário demonstra que a temática é amplamente estudada e não existe um local ou grupo de pesquisa de maior referência. Além disso, infere-se que os grupos menores e mais novos têm feito as publicações mais recentes (Fig. 14). Também se constatou que os meios de publicações mais relevantes no tema são os periódicos ou revistas específicas da área de energia. Dentre os principais listados na Fig. 7, destacam-se os seguintes periódicos com fator de impacto em 15/12/2019: *Solar Energy* (4,67), *Energies* (5,53) e *Renewable Energy* (5,43), com 61 títulos e que somados representam 21% das publicações do PB.

A análise bibliométrica das palavras-chave exibe o

relacionamento daquelas com frequência acima de 1 (Fig. 15). Observam-se que os termos relacionados ao Aprendizado de Máquina ou *Machine Learning* (ML) [70], tais como *Deep Learning* (DL), *Emsemble Learning* (EL) e *Ensemble Model* (EM) são utilizados nos artigos mais recentes a partir de 2018. Complementando a informação exibida na Fig. 8, infere-se que os métodos computacionais mais frequentemente utilizados no período histórico analisado, com maior número de conexões e ocorrências (centro da Fig. 15) são, respectivamente, *Artificial Neural Network* (ANN), *Support Vector Regression* (SVR) e *Support Vector Machine* (SVM) [70].

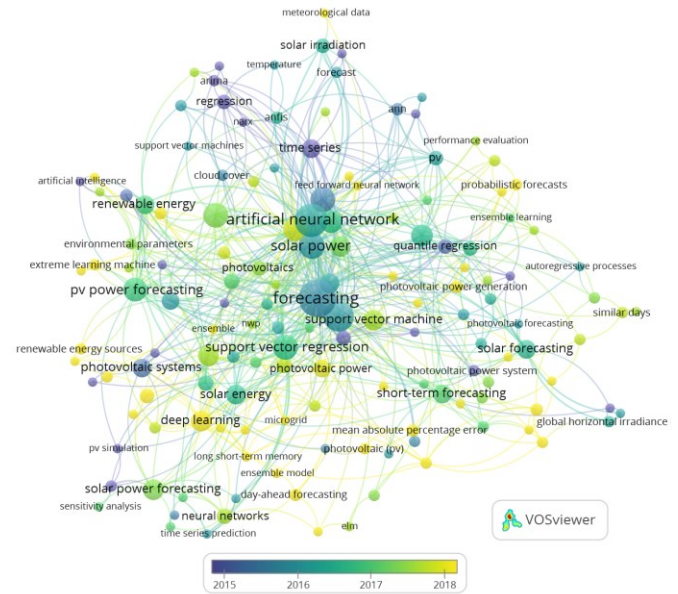


Fig. 15. Relação das principais palavras-chave dos artigos do PB com frequência absoluta acima de 1.

TABELA IV
 RELAÇÃO ENTRE AS 30 PALAVRAS-CHAVE MAIS RELEVANTES DO PB E AQUELAS UTILIZADAS INICIALMENTE NAS BUSCAS COM O PROKNOW-C.

Palavras-chave mais relevantes do PB	Termo(s) usado no ProKnow-C?	Palavras-chave mais relevantes do PB	Termo(s) usado no ProKnow-C?
<i>forecasting</i>	Sim	<i>renewable energy</i>	Sim
<i>artificial neural network</i>	Não	<i>support vector machine</i>	Não
<i>solar irradiance</i>	Sim	<i>neural network</i>	Não
<i>solar power</i>	Sim	<i>photovoltaic systems</i>	Sim
<i>support vector regression</i>	Não	<i>photovoltaic system</i>	Sim
<i>artificial neural networks</i>	Não	<i>short-term forecasting</i>	Sim
<i>prediction</i>	Sim	<i>numerical weather prediction</i>	Sim
<i>machine learning</i>	Não	<i>time series</i>	Não
<i>solar power forecasting</i>	Sim	<i>power forecasting</i>	Sim
<i>photovoltaic</i>	Sim	<i>solar power prediction</i>	Sim
<i>power prediction</i>	Sim	<i>solar energy</i>	Sim
<i>photovoltaic power forecasting</i>	Sim	<i>photovoltaic power</i>	Sim
<i>deep learning</i>	Não	<i>photovoltaics</i>	Sim
<i>pv power forecasting</i>	Sim	<i>neural networks</i>	Não
<i>solar forecasting</i>	Sim	<i>pv power prediction</i>	Sim

Os termos em negrito foram pesquisados inicialmente nas bases de dados.

Outra análise que verificou a aderência das palavras-chaves empregadas no Proknow-C em relação as 30 palavras-chave mais frequentes do PB (Fig. 8), é exibida na Tabela IV. Foi

analisada a existência de um ou mais termos utilizados nas buscas e que aparecem nas 30 principais palavras-chave do PB. Constatou-se que 21 (70%) contêm termos inicialmente pesquisados, demonstrando a aderência dos eixos e combinações que foram pesquisadas nas bases de dados *SCOPUS* e *WoS*. Por outro lado, as outras 9 palavras-chave com termos não empregados na busca inicial correspondem a tecnologias computacionais, relativas a algoritmos, que foram propostos, aplicados e/ou analisados ao tema PPGESF. A partir das palavras-chave observa-se o recente aumento de *Machine Learning* nas pesquisas [17], [58], [66]. Isto é relevante aos pesquisadores, pois, mostra a necessidade de se incluir a informação relativa aos algoritmos na revisão bibliográfica de pesquisas futuras para tornar o portfólio mais conciso. Os 16 artigos de revisão foram lidos para compreensão do tema e análise bibliométrica, porém, as 12 revisões mais relevantes para novas pesquisas e contemplando o histórico, estado-da-arte e tendências no tema são descritas a seguir.

C. Principais Revisões Bibliográficas do Portfólio

A revisão do tema mais citada na literatura apresentou, em 2013, uma análise profunda de métodos estatísticos, baseados em modelos de imagens, previsões numéricas do tempo (*Numerical Weather Prediction – NWP*), utilizados na predição da radiação solar, com o objetivo de facilitar a seleção do método adequado as necessidades [6]. Em 2016 foi relatada outra importante pesquisa que reuniu boa parte do conhecimento sobre a PPGESF, abordando tanto a motivação quanto a classificação dos dados utilizados como entrada (*inputs*), os modelos de processamento, horizontes de predição e métodos de avaliação da acurácia [5].

Outra revisão descrita em [17] define duas grandes classes de predição, os modelos físicos, baseados em nuvens e os de Aprendizado de Máquina (*Machine Learning – ML*). É apresentada a visão geral dos modelos de ML com diversos algoritmos de aprendizado supervisionado, não-supervisionado, híbridos e de Aprendizado-Conjunto (*Ensemble Learning*). As análises dos resultados demonstraram a aplicabilidade dos modelos de ML, bem como as dificuldades de se avaliar a acurácia dos modelos. Outra recente revisão do histórico de publicações e desafios nessa área de pesquisa é relatada em [12]. Foram aplicadas técnicas de Mineração de Texto (*Text Mining*) nos 1000 primeiros resultados buscados com os termos “*solar+irradiance+PV+power+forecasting*” no site Google Acadêmico. A revisão é extensa e relatou contribuições sobre a infraestrutura tecnológica e científica, consolidou termos e abreviações frequentemente usados e identificou avanços e inovações na área de pesquisa.

Em 2018 foi publicada uma revisão sobre trabalhos de predição direta de geração de energia solar fotovoltaica [9], na qual discutiu-se a correlação entre os dados de entrada, saída e pré-processamento, e uma análise crítica do desempenho dos modelos estatísticos e de Aprendizado de Máquina. Outra revisão de 2017 abordou extensamente os avanços na pesquisa de predição do potencial de energia solar, classificando-a em

três categorias: (i) Métodos Estatísticos de Séries Temporais, (ii) Métodos Físicos e (iii) Métodos Conjuntos (*Ensemble Methods – EM*) [7]. A análise demonstrou que os EM produzem resultados mais precisos que os métodos individuais. Uma interessante e específica revisão sobre a modelagem de nuvens, para predição de curtíssimo prazo, considerando grandes usinas fotovoltaicas é descrita em [62]. Consta-se que as câmeras com imagem total do céu são uma importante ferramenta para identificar, antecipadamente, o impacto das passagens de nuvens na geração de curto prazo. Na mesma linha, em [67] é descrita uma análise geral dos impactos das passagens de nuvens no sistema de distribuição, sugerindo que esses impactos são as flutuações de potência, perdas de potência, voltagem e regulação.

A revisão relatada em [65] analisa os métodos de Mineração de Dados (*Data Mining*) aplicados na predição de geração de energia solar, constatando que as Redes Neurais Artificiais são as mais utilizadas nesta área. A publicação relatada em [66] descreve uma revisão sistemática e crítica comparando os métodos de predição baseados em meta-heurística e *Machine Learning*, os quais utilizam dados históricos para o treinamento e validação das predições. Nessa linha é relatado no artigo de revisão [58] o estado da arte sobre métodos de *Machine Learning* aplicados a radiação solar desde 1990.

Talvez a mais recente e completa revisão com contribuições relevantes é relatada em [19]. É descrito o estado-da-arte sobre a precisão (acurácia) de 1705 métodos de predição de geração de energia solar reportados na literatura em diferentes locais do planeta. Algumas das contribuições relevantes são relatadas, tais como: (i) Os erros de predição aumentam conforme o horizonte de predição; (ii) o desempenho dos modelos depende do horizonte de predição e clima; (iii) Métodos de *Machine Learning* e híbridos têm melhor acurácia de predição intra-hora em todos os climas; (iv) nas predições um dia a frente os modelos híbridos tem boa acurácia em todos os climas e; (v) a acurácia dos modelos de predição aumentou significativamente na última década, com as métricas de erro *Mean Bias Error* normalizado (nMBE) sendo reduzida em dois terços e a *Root Mean Square Error* normalizado (nRMSE) em um terço.

D. Proposta de Ajuste da Metodologia Proknow-C

O perfil histórico de datas das publicações do PB, descrito na Fig. 3, tornou a execução do processo Proknow-C dispendiosa devido a necessidade de leitura de 325 resumos dos repositórios K e P (Fig. 2). Além disso, a quantidade de 292 títulos no PB inviabilizou a leitura integral de todos os artigos. Este cenário motivou a proposta de um ajuste no fluxograma 2. Quando o percentual de artigos publicados a menos de dois anos no repositório P for superior a 50%, e esse número de artigos for maior que o dobro do repositório K, propõe-se a execução das ações descritas na Fig. 16, cuja as modificações estão destacadas na cor verde. Caso contrário, sugere-se manter ações originais do Proknow-C da Fig. 2.

Em geral os artigos mais recentes do PB possuem ainda poucas citações, sendo esta a característica central do Proknow-C. Nesse sentido, propõe-se que os artigos de revista

(*journals*) ainda sem citações tenham os resumos lidos. Não se pode afirmar a relevância destes artigos ao tema de pesquisa, no entanto, o meio de publicação é relevante ao tema. Caso tenha uma ou mais citação, os resumos dos artigos de *journals* do repositório P devem ser lidos. Como existe grande quantidade de artigos em P, deve-se priorizar os publicados em *journals* e relevante ao tema (ver Fig. 7). A exclusão dos artigos de conferências diminui a quantidade de artigos do PB, ao passo que promove menor prejuízo acadêmico de referencial teórico de maior relevância quando há muitas publicações recentes.

Ajuste Proposto ao Fluxograma 2

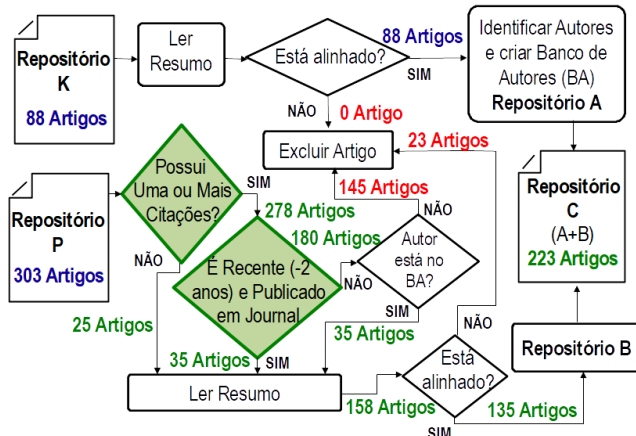


Fig. 16. Proposta de ajuste (cor verde) do Proknow-C quando a maioria dos artigos do repositório P são publicados há menos de 2 anos e a quantidade de artigos for maior que o dobro do repositório K.

Exemplificando o ajuste proposto ao tema pesquisado, existem 237 títulos no repositório P com menos de 2 anos (ver Fig. 2). Aplicando a metodologia proposta, seria necessária a leitura de 158 artigos relevantes e publicados em *journals*, ou seja, uma redução de 33% na quantidade de resumos lidos nesta pesquisa (Fig. 2).

E. Contribuições da Pesquisa

As contribuições desse artigo podem ser classificadas em duas vertentes: (i) a de caráter metodológico pelo uso do Proknow-C com um estudo de caso sobre tema de pesquisa e, (ii) a de caráter exploratório-descritivo [71] por agregar conhecimento aos pesquisadores por meio de uma revisão bibliográfica sistemática e análise bibliométrica.

Contribuição metodológica: o Proknow-C é uma metodologia eficiente e utilizada no cenário acadêmico, sobretudo na América Latina. Sua aplicação nesta pesquisa gerou um portfólio com número elevado de artigos com poucas e sem citação. A data de publicação do artigo influencia sua relevância acadêmica de citações que é o fator mais importante no Proknow-C, ainda mais em temas com acentuado e recente interesse. Neste contexto, este artigo contribui para a comunidade acadêmica identificando essa característica e sugerindo um ajuste ao Proknow-C, evitando a existência de problemas similares. Além disso, este é o primeiro artigo a construir um PB do tema de PPGESF com o Proknow-C, disponibilizando-o integralmente para facilitar e incentivar novas pesquisas, e ampliar o número de

pesquisadores na área, especialmente no Brasil e América Latina.

Contribuição exploratória-descritiva: a análise histórica dos 10 últimos anos de publicações sobre o tema permite constatar sua crescente e acentuada relevância nos últimos anos. Com base na análise dos 292 artigos do PB, uma importante constatação é que no Brasil foram identificadas somente seis pesquisas relacionadas ao tema analisado [55]–[60]. Uma possível justificativa deve-se ao fato que o Brasil iniciou recentemente o uso e investimentos nesta forma de geração de energia. Por outro lado, este trabalho chama a atenção para a necessidade de se preencher essa lacuna, contribuindo com a construção e disponibilização de um portfólio bibliográfico revisado de artigos científicos relevantes nesse campo de pesquisa. Além disso, a análise bibliométrica dos artigos do PB fornece um referencial teórico bibliográfico conciso, estruturado e organizado aos futuros pesquisadores nesse tema.

IV. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A realização desta pesquisa foi motivada pela ausência de referencial bibliográfico sobre a temática PPGESF com o foco nos países da América Latina, em especial no Brasil. Nesse sentido, apresentou-se uma revisão sistemática da literatura científica sobre o tema PPGESF na última década (2009–2019), sendo que pela primeira vez a metodologia Proknow-C foi aplicada ao tema permitindo a criação de um PB com 292 artigos cientificamente relevantes, contemplando pesquisas internacionais, da América Latina e do Brasil. O delineamento metodológico utilizado na construção do PB possibilitou a realização da análise bibliométrica sobre a relevância dos artigos, autores, periódicos, palavras-chave, artigos de revisão e bases de dados (seção III). A partir disto, foi possível formular as conclusões preliminares sobre a pergunta inicial da pesquisa (seção I) e a análise bibliométrica, as quais são apresentadas e detalhadas na Tabela VI.

Ressalta-se que o crescente interesse no uso de energia sustentável, tal como a solar fotovoltaica [3], contribui para o crescente número de pesquisas e consequentemente publicações sobre o tema. No entanto, percebe-se que mesmo com o aumento das pesquisas, sendo acentuado a partir do ano de 2017, ainda existem poucos trabalhos realizados e/ou publicados no Brasil e na América Latina, quando comparado ao cenário científico Internacional. No Brasil, esse cenário pode estar relacionado a escassez de incentivos à pesquisa, investimentos governamentais em usinas solares e crescimento do uso de geração distribuída com energia solar, que são muito recentes.

O número elevado de artigos sobre o tema, sobretudo nos últimos anos, demonstra a relevância da temática e também evidência a importância do surgimento de artigos de revisão bibliográfica sobre PPGESF. Destaca-se que de acordo com portfólio extraído tem-se 16 *reviews* identificados no PB, sendo que somente um *review* foi publicado, recentemente, na América Latina [58] e descreve os métodos de *Machine Learning* aplicados ao tema. Diferentemente, o artigo proposto trata-se de uma revisão mais abrangente e atualizada, sendo

elaborada por um processo sistemático de análise bibliométrica que contempla todos os trabalhos e métodos publicados sobre tema, tornando-se relevante por reunir, descrever e disponibilizar, de modo centralizado, o conjunto de informações relativas aos artigos de *review* sobre PPGESF.

TABELA VI
CONCLUSÕES PRELIMINARES SOBRE O TEMA PREDIÇÃO DO POTENCIAL DE GERAÇÃO DE ENERGIA SOLAR FOTOVOLTAICA

Pergunta Inicial	Resposta Preliminar
Qual a importância e o estado da arte do tema de pesquisa?	O tema de pesquisa apresentou crescimento na literatura durante a última década com acentuado aumento a partir de 2017, consolidando-se na comunidade acadêmica internacional.
Quais as mais relevantes publicações científicas no mundo, Brasil e América Latina?	Os 40 artigos mais relevantes e os 16 artigos de revisão do PB foram listados e analisados, respectivamente. O número de trabalhos realizados no Brasil e América Latina é baixo. Dos 292 artigos do PB, somente 6 títulos (0,02%) foram realizados na América Latina, especificamente no Brasil.
Defina um portfólio bibliográfico sobre o tema?	O PB contempla 292 títulos relevantes ao tema e está disponível no formato de referência bibliográfica.
Análise Bibliométrica	Conclusão Preliminar
Artigos mais relevantes	17,5% dos 40 artigos mais citados são de revisões que mostram o grande número de publicações do tema. Os métodos mais utilizados são de processamento de imagens, Redes Neurais Artificiais, <i>Support Vector Machine</i> , <i>Support Vector Regression</i> e, mais recentemente, <i>Machine Learning</i> com <i>Deep Learning</i> .
Autores	Diversos grupos de pesquisa e não relacionados foram identificados. 88,1% dos autores possuem um único artigo e a maior rede de autores possui 26 pesquisadores no PB.
Periódicos	Os artigos de periódicos (<i>journals</i>) são os mais relevantes e citados. Embora não sejam os mais citados, 96 (32,87%) dos 292 artigos do PB são vinculados ao IEEE, cuja relevância destaca-se no cenário acadêmico internacional, com ênfase à revista <i>IEEE Latin America Transactions</i> na América Latina.
Palavras-chave	As 30 principais palavras chave referem-se ao tema de pesquisa ou a algoritmos de processamento. Termos relacionados a <i>Machine Learning</i> e <i>Deep Learning</i> foram observados nos artigos mais recentes.
Bases de dados	A base de dados <i>Web of Science</i> identificou com maior percentual e relevância, em relação à <i>SCOPUS</i> , os artigos do PB para o tema pesquisado.

Na análise de autores, destaca-se que grande parte das publicações no tema PPGESF foram realizadas por pequenos grupos de pesquisa, havendo poucos autores com mais de uma publicação no PB. Considerando que essas pesquisas são recentes, isso demonstra o crescimento de massa crítica, importância da temática e enfatiza a relevância da publicação de estudos sobre o tema PPGESF. Adicionalmente, constata-se que a maioria dos artigos científicos mais citados do PB foram publicados em periódicos (*journals*), sugerindo este como o meio de publicação mais relevante ao tema PPGESF, assim como a revista *IEEE Latin America Transactions* na América Latina.

Adicionalmente, observou-se na análise das palavras-chave que, além do tema de pesquisa, é necessário incluir termos relativos aos métodos ou técnicas de processamento ao se

realizar o processo de revisão bibliográfica. Isto tornar o PB mais conciso, pois, caso contrário, o número de artigo tende a ser elevado. Além disso, observou-se que a base de dados *Web of Science* apresenta, nos dias atuais, a maioria absoluta dos artigos cientificamente relevantes contemplados no PB para o tema PPGESF analisado.

Portanto, a análise bibliométrica apresentada neste artigo tende a suprir uma lacuna existente, onde existem ainda poucas pesquisas, apresentando uma revisão bibliográfica sistêmica que visa auxiliar na compreensão e conhecimento do estado da arte sobre PPGESF de forma contribuir para ao desenvolvimento de novas pesquisas sobre a temática, principalmente na América Latina e no Brasil.

Por fim, destaca-se que com o detalhamento do método de revisão bibliográfica e a proposta de ajuste apresentada, espera-se que a metodologia Proknow-C seja difundida ainda mais no meio acadêmico, pois trata-se de uma análise bibliométrica interessante para avaliar e mensurar o impacto acadêmico e crescente de produção científica [72].

APÊNDICE

O material suplementar desta pesquisa está disponível no endereço <<https://sites.google.com/site/joylan/review-fsp>>.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Programa de Pós-Graduação em Energia e Sustentabilidade (PPGIES) e a UNILA, por disponibilizar a infraestrutura para esta pesquisa. O.H.A.J. agradece ao CNPq pelo fomento à Pesquisa (Chamada Universal MCTIC/CNPq N.º 28/2018) e pelo apoio e reconhecimento pela concessão da Bolsa de Produtividade em Desenvolvimento Tecnológico e Extensão Inovadora – DT (Chamada CNPq N.º 09/2017) que muito tem auxiliado a realizar e dar continuidade as pesquisas.

REFERÊNCIAS

- [1] MME, “Plano Decenal de Expansão de Energia 2026 (versão para consulta pública).” Brasília, pp. 264, 2017.
- [2] A. R. O. da Rosa and F. P. Gasparin, “Panorama da Energia Solar Fotovoltaica no Brasil,” *Rev. Bras. Energ. Sol.*, vol. 7, no. 2, pp. 140–147, 2016.
- [3] Arthouros Zervos, “Renewables 2019 Global report,” Athens, 2019.
- [4] K. Lappalainen and S. Valkealahti, “Photovoltaic mismatch losses caused by moving clouds,” *Sol. Energy*, vol. 158, no. October, pp. 455–461, 2017.[5] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres, “Review of photovoltaic power forecasting,” *Sol. Energy*, vol. 136, pp. 78–111, Oct. 2016.
- [6] M. Diagne, M. David, P. Lauret, J. Boland, and N. Schmutz, “Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 27, pp. 65–76, Nov. 2013.
- [7] S. Sobri, S. Koohi-Kamali, and N. A. Rahim, “Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 156, pp. 459–497, Jan. 2018.
- [8] S. Shivashankar, S. Mekhilef, H. Mokhlis, and M. Karimi, “Mitigating methods of power fluctuation of photovoltaic (PV) sources - A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 1170–1184, Jun. 2016.
- [9] U. K. Das *et al.*, “Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 81, pp. 912–928, 2018.

- [10] M. Jamaly and J. Kleissl, "Robust cloud motion estimation by spatio-temporal correlation analysis of irradiance data," *Sol. Energy*, vol. 159, no. October 2017, pp. 306–317, 2018.
- [11] A. Ellis, D. Schoenwald, J. Hawkins, S. Willard, and B. Arellano, "PV output smoothing with energy storage," *Conf. Rec. IEEE Photovolt. Spec. Conf.*, pp. 1523–1528, 2012.
- [12] D. Yang, J. Kleissl, C. A. C. A. Guemard, H. T. C. C. H. T. C. Pedro, and C. F. M. M. C. F. M. Coimbra, "History and trends in solar irradiance and PV power forecasting: A preliminary assessment and review using text mining," *Sol. Energy*, vol. 168, pp. 60–101, 2018.
- [13] L. Ensslin, S. R. Ensslin, R. T. O. Lacerda, and J. E. Tasca, "Processo de Análise Sistemática. Processo técnico com patente de registro pendente junto ao INPI." 2010.
- [14] S. R. Ensslin, L. Ensslin, E. K. Yamakawa, M. da P. T. Nagaoka, A. R. Aoki, and L. C. Siebert, "Processo Estruturado de Revisão da Literatura e Análise Bibliométrica Sobre Avaliação de Desempenho de Processos de Implementação de Eficiência Energética," *Rev. Bras. Energ.*, vol. 20 no.1, pp. 21–50, 2014.
- [15] R. G. G. Caiado, R. de Freitas Dias, L. V. Mattos, O. L. G. Quelhas, and W. Leal Filho, "Towards sustainable development through the perspective of eco-efficiency - A systematic literature review," *J. Clean. Prod.*, vol. 165, pp. 890–904, Nov. 2017.
- [16] K. V. De Oliveira, M. Borsato, and V. Miranda, "New trends for mitigation of environmental impacts: A literature review," in *Advances in Transdisciplinary Engineering*, 2018, vol. 7, pp. 1194–1203.
- [17] C. Voyant *et al.*, "Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review," *Renew. Energy*, vol. 105, pp. 569–582, 2017.
- [18] P. Li, K. Zhou, and S. Yang, "Photovoltaic Power Forecasting: Models and Methods," in *2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration, EI2 2018 - Proceedings*, 2018, pp. 1–6.
- [19] R. Blaga, A. Sabadus, N. Stefu, C. Dughir, M. Paulescu, and V. Badescu, "A current perspective on the accuracy of incoming solar energy forecasting," *Prog. Energy Combust. Sci.*, vol. 70, pp. 119–144, Jan. 2019.
- [20] Elsevier, "Mendeley." Elsevier, p. <https://www.mendeley.com>, 2019.
- [21] E. Lorenz, J. Hurka, D. Heinemann, and H. G. Beyer, "Irradiance Forecasting for the Power Prediction of Grid-Connected Photovoltaic Systems," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 2, no. 1, pp. 2–10, Mar. 2009.
- [22] P. Bacher, H. Madsen, and H. A. Nielsen, "Online short-term solar power forecasting," *Sol. Energy*, vol. 83, no. 10, pp. 1772–1783, 2009.
- [23] C. W. Chow *et al.*, "Intra-hour forecasting with a total sky imager at the UC San Diego solar energy testbed," in *Solar Energy*, 2011, vol. 85, no. 11, pp. 2881–2893.
- [24] S. Pfenninger and I. Staffell, "Long-term patterns of European PV output using 30 years of validated hourly reanalysis and satellite data," *Energy*, vol. 114, pp. 1251–1265, 2016.
- [25] E. Lorenz, T. Scheidsteger, J. Hurka, D. Heinemann, and C. Kurz, "Regional PV power prediction for improved grid integration," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 19, no. 7, pp. 757–771, Nov. 2011.
- [26] F. Wang, Z. Mi, S. Su, and H. Zhao, "Short-term solar irradiance forecasting model based on artificial neural network using statistical feature parameters," *Energies*, vol. 5, no. 5, pp. 1355–1370, 2012.
- [27] C. Wan *et al.*, "Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management," *CSEE J. Power Energy Syst.*, vol. 1, no. 4, pp. 38–46, 2016.
- [28] J. Zeng and W. Qiao, "Short-term solar power prediction using a support vector machine," *Renew. Energy*, vol. 52, pp. 118–127, 2013.
- [29] S. Pelland, G. Galanis, and G. Kallos, "Solar and photovoltaic forecasting through post-processing of the Global Environmental Multiscale numerical weather prediction model," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 21, no. 3, pp. 284–296, 2013.
- [30] D. Yang, P. Jirutitijaroen, and W. M. Walsh, "Hourly solar irradiance time series forecasting using cloud cover index," *Sol. Energy*, vol. 86, no. 12, pp. 3531–3543, 2012.
- [31] E. Izgi, A. Öztopal, B. Yerli, M. K. Kaymak, and A. D. Şahin, "Short-term solar power prediction by using artificial neural networks," *Sol. Energy*, vol. 86, no. 2, pp. 725–733, 2012.
- [32] L. A. Fernandez-Jimenez *et al.*, "Short-term power forecasting system for photovoltaic plants," *Renew. Energy*, vol. 44, pp. 311–317, 2012.
- [33] M. Bouzerdoum, A. Mellit, and A. Massi Pavan, "A hybrid model (SARIMA-SVM) for short-term power forecasting of a small-scale grid-connected photovoltaic plant," *Sol. Energy*, vol. 98, no. PC, pp. 226–235, 2013.
- [34] Y. Li, Y. Su, and L. Shu, "An ARMAX model for forecasting the power output of a grid connected photovoltaic system," *Renew. Energy*, vol. 66, pp. 78–89, Jun. 2014.
- [35] J. G. Da Silva Fonseca, T. Oozeki, T. Takashima, G. Koshimizu, Y. Uchida, and K. Ogimoto, "Use of support vector regression and numerically predicted cloudiness to forecast power output of a photovoltaic power plant in Kitakyushu, Japan," *Prog. Photovoltaics Res. Appl.*, vol. 20, no. 7, pp. 874–882, 2012.
- [36] F. Wang, Z. Zhen, Z. Mi, H. Sun, S. Su, and G. Yang, "Solar irradiance feature extraction and support vector machines based weather status pattern recognition model for short-term photovoltaic power forecasting," *Energy Build.*, vol. 86, pp. 427–438, Jan. 2015.
- [37] A. Gensler, J. Henze, B. Sick, and N. Raabe, "Deep Learning for solar power forecasting - An approach using AutoEncoder and LSTM Neural Networks," in *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2016 - Conference Proceedings*, 2017, pp. 2858–2865.
- [38] P. Mandal, S. T. S. Madhira, A. Ul haque, J. Meng, and R. L. Pineda, "Forecasting power output of solar photovoltaic system using wavelet transform and artificial intelligence techniques," in *Procedia Computer Science*, 2012, vol. 12, pp. 332–337.
- [39] F. Golestaneh, P. Pinson, and H. B. Gooi, "Very short-term nonparametric probabilistic forecasting of renewable energy generation - With application to solar energy," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31, no. 5, pp. 3850–3863, 2016.
- [40] A. Yona, T. Senjyu, T. Funabashi, and C. H. Kim, "Determination method of insolation prediction with fuzzy and applying neural network for long-term ahead PV power output correction," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 4, no. 2, pp. 527–533, 2013.
- [41] M. P. Almeida, O. Perpiñán, and L. Narvarte, "PV power forecast using a nonparametric PV model," *Sol. Energy*, vol. 115, pp. 354–368, 2015.
- [42] C. Yang, A. A. Thatte, and L. Xie, "Multitime-scale data-driven spatio-temporal forecast of photovoltaic generation," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 6, no. 1, pp. 104–112, 2015.
- [43] S. K. H. Chow, E. W. M. Lee, and D. H. W. Li, "Short-term prediction of photovoltaic energy generation by intelligent approach," *Energy Build.*, vol. 55, pp. 660–667, 2012.
- [44] Y. Chu, B. Urquhart, S. M. I. Gohari, H. T. C. Pedro, J. Kleissl, and C. F. M. Coimbra, "Short-term reforecasting of power output from a 48 MWe solar PV plant," *Sol. Energy*, vol. 112, pp. 68–77, 2015.
- [45] D. P. Larson, L. Nonnenmacher, and C. F. M. Coimbra, "Day-ahead forecasting of solar power output from photovoltaic plants in the American Southwest," *Renew. Energy*, vol. 91, pp. 11–20, 2016.
- [46] J. Zhang *et al.*, "A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting," *Sol. Energy*, vol. 111, pp. 157–175, Jan. 2015.
- [47] M. G. De Giorgi, P. M. Congedo, and M. Malvoni, "Photovoltaic power forecasting using statistical methods: Impact of weather data," *IET Sci. Meas. Technol.*, vol. 8, no. 3, pp. 90–97, 2014.
- [48] M. Gao, J. Li, F. Hong, and D. Long, "Short-term forecasting of power production in a large-scale photovoltaic plant based on LSTM," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 15, p. 3192, 2019.
- [49] M. Ding, L. Wang, and R. Bi, "An ANN-based approach for forecasting the power output of photovoltaic system," in *Procedia Environmental Sciences*, 2011, vol. 11, no. PART C, pp. 1308–1315.
- [50] F. Almonacid, P. J. Pérez-Higueras, E. F. Fernández, and L. Hontoria, "A methodology based on dynamic artificial neural network for short-term forecasting of the power output of a PV generator," *Energy Convers. Manag.*, vol. 85, pp. 389–398, 2014.
- [51] R. J. Bessa, A. Trindade, and V. Miranda, "Spatial-temporal solar power forecasting for smart grids," *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 11, no. 1, pp. 232–241, 2015.
- [52] C. Monteiro, L. A. Fernandez-Jimenez, I. J. Ramirez-Rosado, A. Muñoz-Jimenez, and P. M. Lara-Santillan, "Short-term forecasting models for photovoltaic plants: Analytical versus soft-computing techniques," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2013, 2013.
- [53] R. J. Bessa, A. Trindade, C. S. P. Silva, and V. Miranda, "Probabilistic solar power forecasting in smart grids using distributed information," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 72, no. SI, pp. 16–23, Nov. 2015.
- [54] B. B. Ekici, "A least squares support vector machine model for prediction of the next day solar insolation for effective use of PV systems," *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 50, no. 1, pp. 255–262, 2014.
- [55] T. Pinto, L. Marques, T. M. Souza, I. Praça, Z. Vale, and S. L. Abreu, "Data-Mining-based filtering to support Solar Forecasting

Methodologies,” *ADCAIJ Adv. Distrib. Comput. Artif. Intell. J.*, vol. 6, no. 3, pp. 85, Sep. 2017.

- [56] F. J. L. Lima, F. R. Martins, E. B. Pereira, E. Lorenz, and D. Heinemann, “Forecast for surface solar irradiance at the Brazilian Northeastern region using NWP model and artificial neural networks,” *Renew. Energy*, vol. 87, pp. 807–818, Mar. 2016.
- [57] P. A. C. Rocha, J. L. Fernandes, A. B. Modolo, R. J. P. Lima, M. E. V. da Silva, and C. A. D. Bezerra, “Estimation of daily, weekly and monthly global solar radiation using ANNs and a long data set: a case study of Fortaleza, in Brazilian Northeast region,” *Int. J. Energy Environ. Eng.*, vol. 10, no. 3, pp. 319–334, Sep. 2019.
- [58] E. D. Obando, S. X. Carvajal, and J. Pineda, “Solar Radiation Prediction Using Machine Learning Techniques: A Review,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 17, no. 4, pp. 684–697, 2019.
- [59] L. Alcantara and M. Campos, “Analysis of Seasonal Aspects of Nebulosity on the Project of Fixed Photovoltaic Installations at the City of Belém, Brazil,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 17, no. 04, pp. 625–632, Apr. 2019.
- [60] T. V. Da Silva, R. V. A. Monteiro, G. C. Guimarães, F. A. M. Moura, M. R. M. C. Albertini, and M. A. Tamashiro, “Performance Analysis of Neural Network Training Algorithms and Support Vector Machine for Power Generation Forecast of Photovoltaic Panel,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, no. 6, pp. 1091–1100, 2017.
- [61] M. Calça, M. Raniero, D. Fernando, S. Rodrigues, and A. Dal, “Outliers Detection in a Quality Control Procedure for Measurements of Solar Radiation,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 17, no. 11, pp. 1815–1822, 2019.
- [62] F. Barbieri, S. Rajakaruna, and A. Ghosh, “Very short-term photovoltaic power forecasting with cloud modeling: A review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 75, pp. 242–263, 2017.
- [63] S. Daliento *et al.*, “Monitoring, diagnosis, and power forecasting for photovoltaic fields: A review,” *Int. J. Photoenergy*, vol. 2017, pp. 1–13, 2017.
- [64] S. Mohanty, P. K. P. K. Patra, and S. S. S. S. Sahoo, “Prediction and application of solar radiation with soft computing over traditional and conventional approach - A comprehensive review,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 56, pp. 778–796, 2016.
- [65] M. Yesilbudak, M. Colak, and R. Bayindir, “A review of data mining and solar power prediction,” in *2016 IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA)*, 2016, vol. 0, pp. 1117–1121.
- [66] M. N. Akhter, S. Mekhilef, H. Mokhlis, N. Mohamed Shah, and N. M. Shah, “Review on forecasting of photovoltaic power generation based on machine learning and metaheuristic techniques,” *IET Renew. Power Gener.*, vol. 13, no. 7, pp. 1009–1023, May 2019.
- [67] C. Y. Lau, C. K. Gan, K. A. Baharin, and M. F. Sulaima, “A review on the impacts of passing-clouds on distribution network connected with solar photovoltaic system,” *Int. Rev. Electr. Eng.*, vol. 10, no. 3, pp. 449–457, 2015.
- [68] A. Harzing, “Publish or Perish.” London, United Kingdom, 2019.
- [69] L. University, “VOSviewer.” Leiden University, Netherlands, 2019.
- [70] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3rd editio. India: Pearson Education, 2015.
- [71] R. J. Richardson, *Pesquisa social: Métodos e técnicas*, 4ª (rev). São Paulo: Atlas, 2017.
- [72] O. Ellegaard and J. A. Wallin, “The bibliometric analysis of scholarly production: How great is the impact?,” *Scientometrics*, vol. 105, no. 3, pp. 1809–1831, 2015.



Joylan Nunes Maciel received the title bachelor of Computer Science from the Western Paraná State University (2005), and master’s degree in Informatics from the Federal University of Paraná (2008). He is Professor at the Federal University of Latin American Integration (UNILA) and currently a Ph.D student in Energy and Sustainability from the UNILA. His main research is in the areas of computer science, software development and Machine Learning.



Jorge Javier Giménez Ledesma has a degree in Electromechanical Engineering from the University Nuestra Señora de la Asunción (2009), a master's degree (2012) and Ph.D (2017) in Electrical Engineering from the Federal University of Juiz de Fora. Adjunct Professor at the UNILA. He works on the following topics: Analysis of the protection system in computer distribution and programming systems.



Oswaldo Hideo Ando Junior, Graduated in Electrical Engineering (2006) with a Specialization in Business Administration (2007) from the Lutheran University of Brazil - ULBRA with Master's Degree in Electrical Engineering (2009) from the Federal University of Rio Grande do Sul - UFRGS and Ph.D. in Mining Engineering, Metallurgy, and Materials of the Federal University of Rio Grande do Sul – UFRGS (2014). He has engineering experience working on the following topics: Energy conversion, electrical energy quality, electrical energy systems, residual energy capture, and energy efficiency. Associate Editor IEEE Latin America Magazine. Member of the Review Committee of several journals: Renewable Energy Focus (Elsevier) and IEEE Latin-American Magazine. Ad hoc consultant FAPESC, Advisory Committee Area of the Araucária Foundation (CAA), ad hoc consultant CNPq, ad hoc advisor I + DI of the National Power Energy Agency (ANEEL).