



**Universidade de Brasília - UnB
Faculdade UnB Gama - FGA
Curso de Engenharia de Energia**

**ESTUDO SOBRE A APLICAÇÃO DO MÉTODO MCP EM DADOS DE
LONGO PERÍODO PARA A ESTIMATIVA DO RECURSO EÓLICO E
SOLAR**

**Autora : Hanne Larissa Silva dos Reis
Orientador : Jorge Andrés Cormane Angarita**

**Brasília, DF
2013**



HANNE LARISSA SILVA DOS REIS

**Estudo sobre a aplicação do Método MCP em dados de longo período para a
estimativa do recuso eólica e solar**

Monografia submetida ao curso de
graduação em Engenharia de Energia da
Universidade de Brasília, como requisito
parcial para obtenção do Título de
Bacharel em Engenharia de Energia

Orientador : Jorge Andrés Cormane
Angarita

**Brasília, DF
2013**

CIP – Catalogação Internacional da Publicação*

Silva dos Reis, Hanne Larissa.

Título da Monografia: Estudo de técnicas de correlação para a quantificação do recurso eólico e solar com dados de longo período/ Hanne Larissa Silva dos Reis. Brasília: UnB, 2013. 57 p. : il. ; 29,5 cm.

Monografia (Graduação) – Universidade de Brasília
Faculdade do Gama, Brasília, 2013. Orientação: Jorge
Cormane

1. Métodos de Correlação. 2. Dados de longo período. 3.
Energia eólica e solar
I. Cormane, Jorge. II. Dr.

CDU Classificação



ESTUDO SOBRE A APLICAÇÃO DO MÉTODO MCP EM DADOS DE LONGO PERÍODO PARA A ESTIMATIVA DO RECURSO EÓLICO E SOLAR

Hanne Larissa Silva dos Reis

Monografia submetida como requisito parcial para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia de Energia da Faculdade UnB Gama - FGA, da Universidade de Brasília, em 10/12/2013 apresentada e aprovada pela banca examinadora abaixo assinada:

Prof. Dr. Jorge Cormane, UnB/ FGA
Orientador

Prof. Dr. Augusto Brasil, UnB/ FGA
Membro Convidado

Prof. Dr. Rafael Amaral Shayani, UnB/ FT
Membro Convidado

Brasília, DF
2013

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer ao meu orientador, professor Jorge Cormane, por toda a paciência e incentivo que tornaram possível a conclusão do meu Trabalho de Conclusão de Curso. Também gostaria de agradecer aos professores da Universidade de Brasília – Faculdade Gama que foram importantes na minha vida acadêmica e na minha formação como engenheira e pessoa, em principal à professora Rita de Cássia e à coordenadora do curso de Energia, professora Thais Maia.

Também gostaria de agradecer à empresa La Compagnie du Vent que me deu a oportunidade de estagiar e despertar o interesse pelas energia renováveis, em especial a Philippe Alexandre, diretor da DEMSI (Directeur des Etudes, Mesures et Systèmes Innovants).

Agradeço aos meus amigos e colegas que estiveram ao meu lado durante todos esses anos, acompanhando cada dificuldade e conquista. Gostaria de agradecer à toda a minha família, em principal ao meu pai, Odair, e a minha irmã, Ingrid, por todo o apoio moral e a minha mãe, Rose, que não está mais entre nós, mas que ainda é meu grande exemplo.

RESUMO

O Brasil possui um setor energético limpo quando comparado aos demais países do mundo, e um dos seus maiores desafios é sustentar esta condição. Apesar de sua matriz energética ser majoritariamente hidrelétrica, o Brasil abre portas para novas fontes de energias renováveis, tais como: eólica e solar. Seja qual for o setor, eólico ou solar, a prática mais comum para estimar o potencial energético é fazer as medições locais durante um curto período de tempo, e, extrapolar para um longo período. Os potenciais eólico e solar são altamente variáveis no tempo e no espaço, tanto curto como longo período, o que faz com que existam riscos relacionados diretamente ao investimento de capital. Para reduzir a incerteza associada às condições do vento ou da radiação solar de um ano a outro, os dados obtidos na Campanha de Medição são correlacionados com dados registrados de longo período de uma Estação Meteorológica próxima. O presente trabalho tem como objetivo estudar a aplicação do método MCP (Medir – Correlacionar – Predizer) para estimar o recurso de um parque eólico ou solar, abordando diversas leis de correlação, associadas à distância entre as estações meteorológicas usadas e a altura dos equipamentos de medição. Para tal, foram desenvolvidas rotinas em ambiente MATLAB e aplicadas para os pares de estações meteorológicas: Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) e redes SONDA e INMET. Observou-se que a lei de correlação de “Regressão Linear Simples”, em que pese a sua simplicidade, foi a que apresentou melhores resultados, tanto para eólica como para solar. Enquanto que a lei “Regressão Linear Simples por Segmentação”, lei proposta pela autora no presente trabalho aplicado ao recurso solar, apresentou melhor resultado para o cálculo do “bias error”. Parâmetro este, mais utilizado pelas indústrias eólicas.

Palavras-chave: Correlação, energia eólica, energia solar, dados de curto período, dados de longo período, Medir-Correlacionar-Predizer (MCP).

ABSTRACT

Brazil has the energy sector extremely clean compared to other countries, and one of his biggest challenges is to maintain this condition. Although his energy matrix is mostly hydroelectric, Brazil is opening his doors to new renewable energies, such as wind and solar. Regardless whether it is wind power or solar energy, the most common practice to estimate the potential energy is to make the local measurements over a short period of time, and extrapolating to a long period. The wind and solar potentials are highly variable in time and space, both short and long term, which results in risks directly related to capital investment. To reduce the uncertainty associated with the conditions of wind or solar irradiation from one year to another, the data obtained in the site-specific resource are correlated with long-term historical data from a neighboring monitoring station. In this context, the present work aims to study the application of MCP (Measure - Correlate - Predict) to estimate the resource of a wind or solar park, applying various laws of correlation, associated with the distance between the meteorological stations used and the height of the measuring equipment. To this end, routines were developed in software MATLAB and applied to the pairs of meteorological stations: University of Brasilia - Campus Gama (FGA) and SONDA and INMET networks. It was observed that the law of correlation "Linear Least Squares", despite its simplicity, showed the best results, for wind and solar. While the " Linear Least Squares Segmentation", law proposed by the author in this study applied to the solar resource, showed better results for the calculation of bias error. Parameter more used by the wind industry.

Keywords: Correlation, wind energy, solar energy, short period data, long period data, Measure-Correlate-Predict (MCP).

SUMÁRIO

| | |
|---|-------------|
| AGRADECIMENTOS | IV |
| RESUMO | V |
| ABSTRACT | VI |
| SUMÁRIO | VII |
| LISTA DE FIGURAS | VIII |
| LISTA DE TABELAS | IX |
| 1. INTRODUÇÃO | 1 |
| 1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO | 1 |
| 1.2. OBJETIVO GERAL | 3 |
| 1.3. OBJETIVO ESPECÍFICO | 4 |
| 1.4. MOTIVAÇÃO | 4 |
| 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA | 6 |
| 2.1. CAMPANHA DE MEDIÇÃO | 6 |
| 2.2. MÉTODO MCP : MEDIR – CORRELACIONAR - PREDIZER (MEASURE-CORRELATE- PREDICT)..... | 8 |
| 2.3. LEIS DE CORRELAÇÃO | 11 |
| 2.3.1. Regressão Linear Simples (Linear Least Squares)..... | 11 |
| 2.3.2 Regressão Ortogonal (Orthogonal Least Squares) | 13 |
| 2.3.3. Razão de Variância (Variance Ratio) | 14 |
| 2.3.4. Weibull..... | 15 |
| 2.3.5. Fatias Verticais (Vertical Slice) | 15 |
| 3. MATERIAIS | 17 |
| 3.1. DADOS METEOROLÓGICOS NO BRASIL | 17 |
| 3.1. ROTINAS DESENVOLVIDAS EM MATLAB | 21 |
| 4. MÉTODOS | 24 |
| 4.1. COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS DE CORRELAÇÃO..... | 24 |
| 4.2. NOVA LEI DE CORRELAÇÃO PARA O POTENCIAL SOLAR..... | 25 |
| 4.2.1 Regressão Linear por segmentação | 25 |
| 4.3. ANÁLISE DA NUVEM DE PONTOS | 26 |
| 4.4. VARIAÇÃO DA ALTURA..... | 28 |
| 4.5. CÁLCULO DOS ERROS..... | 29 |
| 5. RESULTADOS | 31 |
| 5.1. RESULTADOS OBTIDOS COM O ESTUDO DO POTENCIAL EÓLICO | 31 |
| 5.2. RESULTADOS OBTIDOS COM O ESTUDO DO RECURSO SOLAR..... | 38 |
| 6. CONCLUSÃO | 42 |
| BIBLIOGRAFIA | 44 |
| APÊNDICE | 46 |
| APÊNDICE I: Variance Ratio | 47 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1. Geração elétrica no Brasil - participação (%). Fonte: Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2012 (EPE, 2012) | 2 |
| Figura 2. Produção mundial de energia advinda de Painéis Fotovoltaicos [9]..... | 3 |
| Figura 3. Torres de medição eólica. (a) visão geral da estação meteorológica de uma torre com 69m de altura (b) visão detalhada da parte superior da torre. Fonte: Compagnie du Vent [11]..... | 7 |
| Figura 4. Torre de medição solar. Fonte : Compagnie du vent [11]..... | 8 |
| Figura 5. Medir- Correlacionar - Predizer (Measure - Correlate - Predict - MCP)..... | 9 |
| Figura 6. Fluxograma do método de correlação (MCP)..... | 10 |
| Figura 7. Regressão Linear Simples [16] | 12 |
| Figura 8. Regressão Ortogonal Simples [16]..... | 13 |
| Figura 9. Gráfico referente ao método Vertical Slice [18]..... | 16 |
| Figura 10. Distância entre as estações meteorológicas estudadas (Google Earth)..... | 19 |
| Figura 11. Estações Meteorológicas da rede de dados INMET | 20 |
| Figura 12. Distância em linha reta entre : FGA - INMET Brasília e FGA - INMET Roncador | 20 |
| Figura 13. Modelo Excel dados curto período. (a) Estação Meteorológica SONDA (b) Estação Meteorológica UnB - Campus Gama..... | 22 |
| Figura 14. Cálculo da variável de longo período correlacionado..... | 23 |
| Figura 15. Regressão Linear Simples (variável: irradiância solar) | 23 |
| Figura 16. Regressão Linear por Segmentação | 26 |
| Figura 17. Gráfico de dispersão para os dados de irradiância solar | 27 |
| Figura 18. Gráfico de dispersão da velocidade do vento (m/s) | 28 |
| Figura 19. Regressão Linear Simples a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m). c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Roncador)..... | 32 |
| Figura 20. Regressão Ortogonal. a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m). c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Roncador)..... | 32 |
| Figura 21. Razão de Variância. a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m) . c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Roncador)..... | 33 |
| Figura 22. Weibull. a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m) . c) FGA - INMET (Brasília) ¹ . d) FGA - INMET (Roncador) | 34 |
| Figura 23. Fatias Verticais (Vertical Slice). a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m) . c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Roncador)..... | 34 |
| Figura 24. Regressão Linear Simples (irradiância global) | 38 |
| Figura 25. Regressão Ortogonal (irradiância global) | 39 |
| Figura 26. Razão de Variância (irradiância global)..... | 39 |
| Figura 27. Fatias Verticais (irradiância global)..... | 40 |
| Figura 28. Regressão Linear por Segmentação (irradiância global) | 40 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 1. Trabalhos que evidenciam a aplicação das leis de correlação na indústria da energia eólica e da energia solar fotovoltaica | 24 |
| Tabela 2. Tipo de Rugosidade [13] | 29 |
| Tabela 3. Formular dos parâmetros de comparação. Fonte: [22] | 30 |
| Tabela 4. Resultado dos cálculos para Regressão Linear Simples | 35 |
| Tabela 5. Resultados dos cálculos para Regressão Ortogonal..... | 35 |
| Tabela 6. Resultados dos cálculos para Razão de Variância | 36 |
| Tabela 7. Resultados dos cálculos para Weibull | 36 |
| Tabela 8. Resultado dos cálculos para Fatias Verticais (Vertical Slice) | 36 |
| Tabela 9. Resultado dos cálculos para o par FGA - SONDA..... | 41 |
| Tabela 10. Aplicação das leis de correlação na indústria da energia eólica e da energia solar fotovoltaica | 43 |

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

O crescimento econômico e a melhoria da qualidade de vida do brasileiro foram uns dos reflexos do aumento do consumo de energia elétrica, o que também ocasionou na possibilidade de esgotamento dos recursos instalados para produção de energia [1]. Do início da revolução industrial até os dias atuais, as concentrações de CO₂ na atmosfera aumentaram em 31% [2]; o Brasil possui umas das mais baixas emissões de CO₂ energético do mundo em relação à população, entretanto essa posição está mudando e as emissões vêm crescendo nos últimos anos, com tendência a acelerar ainda mais no futuro [3]. O Brasil emitiu em 2004 aproximadamente 800 TgCO₂eq (oitocentos bilhões de Toneladas de CO₂ equivalentes), e em 2010 em torno de 1000 TgCO₂eq segundo o Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI) [4].

A conscientização ambiental da população mundial levou ao questionamento sobre o futuro do planeta. Em 1990 iniciaram-se discussões relacionadas ao Aquecimento Global, mas apenas em 1997 foi discutido e negociado, pela ONU, a criação do mais importante acordo ambiental, o “Protocolo de Kyoto” (tratado internacional com compromissos mais rígidos para a redução dos gases que provocam o efeito estufa). O protocolo entrou em vigor em 2005 e evidenciou o interesse de países em utilizar o carbono como moeda e, em 2012, devido a sua importância, o protocolo teve sua validade prorrogada até 2020 [5].

A ação mais recente, que visa estabelecer uma política energética comum e a luta contra as alterações climáticas é o "paquet Energie-Climat". Este exige que pelo menos 20% da energia consumida pelos países da União Europeia sejam produzidas a partir de energias renováveis, redução de 20% em emissões de Gases de Efeito Estufa (GEE) em relação aos níveis de 1990 e melhoria de 20% na eficiência energética até 2020 [6].

O Brasil não tem essa obrigação, mas mesmo assim instituiu a Política Nacional sobre Mudança do Clima (PNMC) que, por compromisso voluntário, deverá reduzir suas emissões de gases de efeito estufa (GEE) entre 36,1% e 38,9% em relação às emissões projetadas até 2020, ou seja, reduzir do valor estimado de 3,236 GtCO₂eq para valores correspondente aos percentuais estabelecidos entre 1,168 GtCO₂eq e 1,259 GtCO₂eq, para o ano em questão [4].

Para que o desenvolvimento do país ocorra de forma sustentável, a fim de evitar desequilíbrios e desperdícios, as ações governamentais buscam, no setor produtivo, a eficiência dos recursos naturais, científico, tecnológico e humano. O setor energético brasileiro se diferencia dos demais por ter sua matriz energética caracterizada por fontes renováveis (45,8%), quando comparado aos demais países (12,9%) [7], no qual 80,4% da matriz elétrica nacional é proveniente de hidrelétricas, como mostra a Fig. 1. Portanto um dos maiores desafios é sustentar esta condição.

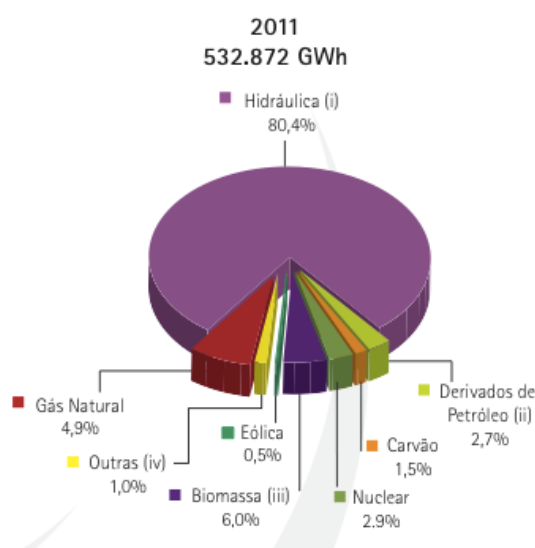


Figura 1. Geração elétrica no Brasil - participação (%). Fonte: Anuário Estatístico de Energia Elétrica 2012 (EPE, 2012)

Entretanto, segundo o PNMC existe perspectiva de esgotamento, em longo prazo, do potencial hidrelétrico, acrescida das questões de natureza socioambientais [7], o que abre portas para implantações de outras fontes de energia para compor essa expansão energética que o Brasil necessitará para seu desenvolvimento econômico e social.

Uma das soluções é recorrer às energias que não emitem (ou emitem pouco) CO₂, como as energias renováveis: biomassa, eólica, solar, além da hidrelétrica. Em 2004 foi instituído o Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (Proinfa) com o objetivo de aumentar a participação de energia elétrica produzida por fontes eólica, biomassa e pequenas centrais hidrelétricas (PCH) no Sistema Interligado Nacional (SIN) [5].

Desde a criação do Proinfa, a produção de energia eólica no Brasil aumentou de 22 MW em 2003 para 602 MW em 2009, e aproximadamente 1000 MW em 2011 (o equivalente para abastecer 400 mil residências) [5]. Entretanto, diferente do que ocorre com o potencial

eólico, a energia solar fotovoltaica é empregada principalmente em pequenos sistemas isolados ou autônomos instalados em locais não atendidos pela rede elétrica.

Apesar de uma importante alternativa para a geração de eletricidade em locais que não possuem redes elétricas, o uso da energia solar fotovoltaica conectada à rede vem aumentando no Brasil e sua utilização deverá ter um grande salto nos próximos anos, principalmente com a aprovação, pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), da microgeração e da minigeração nos sistemas de distribuição [8].

A capacidade instalada de energia solar fotovoltaica no mundo cresceu 41% em 2012 totalizando 100 GW, entretanto ao comparar com a geração elétrica mundial, sua contribuição é pequena (aproximadamente 0,1% em 2009). Este aumento da capacidade instalada se deu devido ao crescimento na produção de painéis fotovoltaicos nos anos de 2004 a 2007, como mostra a Fig. 2. Até o ano 2000, a produção de energia advinda dos painéis solares era inferior a 300 MW, a partir do ano seguinte, 2001, a produção deu um salto para 400 MW, e em 2007 a produção ultrapassou 4.279 MW. [9].

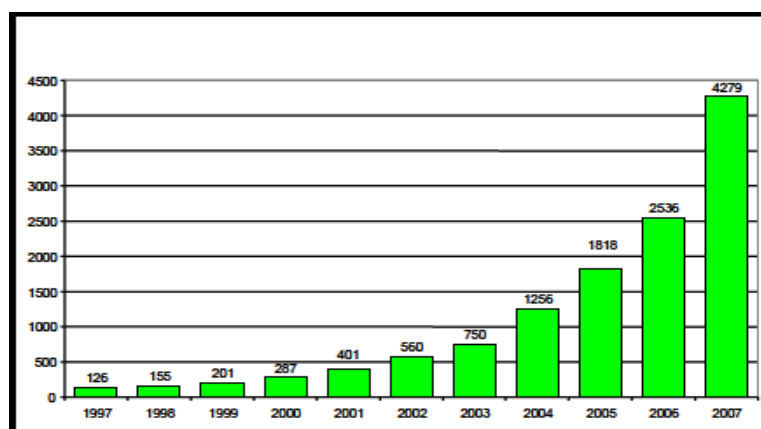


Figura 2. Produção mundial de energia advinda de Painéis Fotovoltaicos [9]

Dentro deste contexto, existe um grande incentivo para estudar as tecnologias renováveis, pois se espera que o crescimento global das energias eólica e solar possam vir a superar outras tecnologias produtoras de energia elétrica.

1.2. OBJETIVO GERAL

O presente trabalho tem como objetivo estudar a aplicação do método MCP (Medir – Correlacionar – Predizer) para estimar o recurso de um parque eólico ou solar, abordando

diversas leis de correlação, associadas à distância entre as estações meteorológicas usadas e a altura dos equipamentos de medição. Como caso de estudo, foram utilizados os dados das estações meteorológicas das redes SONDA e INMET localizadas no Distrito Federal, além dos dados coletados na estação meteorológica localizada na Universidade de Brasília – Campus Gama.

1.3. OBJETIVO ESPECÍFICO

- Revisar a literatura referente a aplicação do método MCP na estimativa do recurso eólico e solar;
- Programar rotinas em ambiente MATLAB referentes ao método MCP e suas leis de correlação;
- Desenvolver uma nova lei de correlação aplicada ao recurso solar;
- Simular o efeito do terreno e da variação da altura dos equipamentos de medição; e
- Avaliar o efeito do método MCP em relação à distância entre as estações meteorológicas correlacionadas.

1.4. MOTIVAÇÃO

O questionamento sobre o futuro do planeta tem motivado muitos projetos envolvendo fontes renováveis. E, nesse contexto, as energias renováveis tomam destaque e vem se tornando cada vez mais realidade. No Brasil, esse contexto estimulou o aproveitamento dos imensos potenciais eólico e solar existentes na vasta área brasileira.

Os incentivos as novas tecnologias ainda são baixos, mas vêm crescendo na última década. Para a implementação de um parque eólico ou fotovoltaico são necessários estudos desde sua viabilidade, análise dos impactos ambientais, procedimentos administrativos até sua implementação e operação.

Dentre as etapas a serem seguidas para a implantação de um parque eólico ou solar fotovoltaico, o estudo das grandezas meteorológicas do local onde será instalado o novo empreendimento é de grande relevância para o sucesso do mesmo, devido o risco relacionado diretamente ao investimento de capital. Para tanto, faz-se necessária à coleta dos dados

climáticos através da instalação de um sistema de monitoramento meteorológico no local, por um período de tempo de aproximadamente 1 a 2 anos. Este período é o tempo mínimo para que se possa efetuar um estudo da correlação entre a estação instalada no local do empreendimento com outra estação meteorológica onde se conhecem os dados climáticos por um longo período (aproximadamente 10 anos).

No Brasil, a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) é órgão responsável pela regulamentação dos registros anemométricos e climatológicos dos candidatos aos leilões de energia de fonte eólica [10]. Um parque solar ou eólico tem uma vida útil estimada que varia de 20 a 30 anos, o que torna os dados de curto período pouco representativos para a avaliação do recurso energético, entretanto este período (1 a 2 anos) é suficiente para utilizá-lo em conjunto com o método de correlação. Cabe salientar que períodos maiores que 2 anos de registros nas campanhas de medição não são economicamente viáveis para as empresas, uma vez que existe a necessidade da contínua rotação desses equipamentos para diferentes locais de interesse ou para novos empreendimentos.

É no contexto do cálculo do recurso energético solar e eólico que o presente trabalho se enquadra e se justifica, constituindo um tema de interesse que apresenta particularidades e exigências específicas, derivadas do relevo da zona estudada e da distância entre as estações meteorológicas.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Os potenciais eólico e solar são altamente variáveis no tempo e no espaço, tanto em curta como em longa escala, o que faz com que exista risco relacionado diretamente ao investimento de capital. Portanto, a avaliação correta do recurso energético através de campanhas de medição é crítica para o sucesso de qualquer empreendimento, ou seja, o conhecimento detalhado do recurso solar ou eólico é de ampla importância. O erro gerado nessa etapa do processo será propagado nos diversos outros processos, acarretando prejuízos, muitas vezes, irreparáveis.

O termo “campanha de medição” é definido como o conjunto de equipamentos para coleta de dados climáticos instalados pelo empreendedor por um determinado período de tempo (aproximadamente 1 a 2 anos); enquanto que as “estações meteorológicas” são equipamentos fixos (instalações definitivas), normalmente, instalados e mantidos por órgãos governamentais [11]. Portanto, as medições feitas no local de estudo (1 a 2 anos) são consideradas medições de “curto período”, enquanto que as medições mais representativas da climatologia do local (normalmente de 10 anos ou mais) são consideradas de “longo período” por representar a vida operacional do parque em questão.

Cabe salientar-se que, apesar do “clima” ser um assunto em evidência na sociedade, os pesquisadores ainda têm dificuldade em obter dados meteorológicos para todo o território nacional [12]. Em alguns estados não se trata da falta de estações meteorológicas e sim da falta de conexão entre elas. Existem órgãos coletando dados, mas sem um banco de dados comum (ou até mesmo a disponibilidade destes) para acesso da sociedade [12] o que muitas vezes impossibilita a obtenção de dados por um período superior a 4 anos.

2.1. CAMPANHA DE MEDIÇÃO

A campanha de medição para estudo do recurso eólico trata-se de uma torre metálica constituída de: anemômetros, cata-vento e o termômetro. As medições são feitas geralmente a uma altura que varia de 10 m a 70 m, tentando manter uma altura mínima de 2/3 da altura das futuras torres eólica. A Figura 3 é um exemplo de uma torre de medição instalada pela empresa francesa La Compagnie du Vent – GDF Suez [11].



Figura 3. Torres de medição eólica. (a) visão geral da estação meteorológica de uma torre com 69m de altura (b) visão detalhada da parte superior da torre. Fonte: Compagnie du Vent [11]

Para a medição do recurso solar, a campanha de medição é instalada a uma altura menor que no caso eólico; ela consiste de:

- Um piranômetro, que tem como finalidade medir a irradiância solar global;
- Um pireliômetro, que tem como finalidade medir a irradiância solar direta;
- Um anemômetro, que tem como finalidade medir a velocidade dos ventos;
- Um cata-vento, que tem como finalidade determinar a direção dos ventos; e
- Um termômetro, que tem como finalidade medir a temperatura exterior.

Os três últimos elementos, não intuitivos para uma campanha de medição solar, são, no entanto de extrema importância, pois a temperatura e o vento incidentes possuem influência direta sobre o desempenho dos painéis [12]. Todos os equipamentos são normalmente instalados em uma torre para evitar vandalismo, como mostra a Fig. 4.



Figura 4. Torre de medição solar. Fonte : Compagnie du vent [11]

Um fator primordial neste processo é que todos os equipamentos estejam em perfeitas condições de uso, principalmente calibrados, pois caso contrário toda a medição pode ficar comprometida. A calibração e a qualidade dos equipamentos, o modo de instalação das torres, o período gasto de medição, as correlações longo prazo e a extrapolação da velocidade do vento (no caso da eólica) contribuirão para o nível de incerteza da medição e, conseqüentemente, para o estudo de potencial estimado [10].

2.2. MÉTODO MCP : MEDIR – CORRELACIONAR - PREDIZER (MEASURE-CORRELATE-PREDICT)

Este método utiliza uma técnica de avaliação do recurso solar ou eólico, onde uma relação estatística com registros de dados simultâneos é utilizada para ajustar as amostras de dados de curto período para as condições esperadas de longo período [14]. O método MCP é utilizado, principalmente, pelas indústrias de energia eólica para a avaliação do recurso energético durante a etapa de estudo de viabilidade [10].

O método MCP utiliza os dados de curto período coletados pela campanha de medição local, bem como os dados de longo período obtidos de uma estação meteorológica próxima e com características climáticas semelhantes (estação de referência), a fim de gerar, através de equações matemáticas, dados representativos de um longo período para o local onde será instalado o futuro parque. Tem-se que a proximidade entre as estações é importante para

manter uma correlação coerente entre os dados, por isso é importante à análise de ambos os locais, principalmente o terreno e o clima. Segundo estudos de viabilidade realizados pela empresa La Compagnie du Vent, a distância varia de no máximo 100 a 150 km em linha reta entre as duas estações para o território francês [11]. Essa distância foi tomada como base para o presente trabalho.

Os dados locais e os dados da estação meteorológica são correlacionados de modo sincronizados (mesma hora, dia, mês e ano) gerando uma lei de correlação para os dados de curto período; esta lei é aplicada aos dados de longo período da estação meteorológica, tendo como resultado uma representação dos dados locais longo período, tal como se mostra na Fig. 5. Como se sabe que o micro clima de uma determinada região não sofre grandes variações ao longo dos anos, assim pode-se afirmar que os dados meteorológicos (eólico ou solar) no futuro não serão significativamente diferentes do passado.

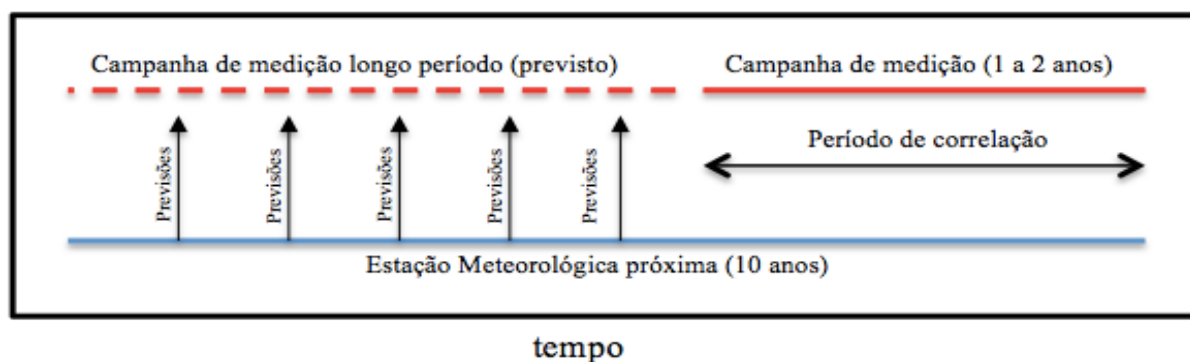


Figura 5. Medir- Correlacionar - Predizer (Measure - Correlate - Predict - MCP)

Ainda tomando como exemplo a Fig. 5, pode-se ser feita a seguinte análise do método MCP: considera-se uma campanha de medição instalada no local de estudo, onde foram realizadas medições no ano de 2012, esses serão correlacionados com os dados de 2012 coletados de uma estação meteorológica de referência próxima, que possua uma maior quantidade de dados meteorológicos do passado. Essa correlação entre os dados de 2012 das duas estações (local e de referência) gera uma lei de correlação entre os dados meteorológicos, garantindo uma analogia entre os dois locais. Por fim, essa lei é aplicada no longo período da estação de referência, 2003 a 2012, gerando dados representativos de 2003 a 2012, simulando uma campanha de medição instalada pelo empreendedor no local de estudo.

Portanto, o método MCP pode ser resumido segundo o fluxograma apresentado na Fig. 6:

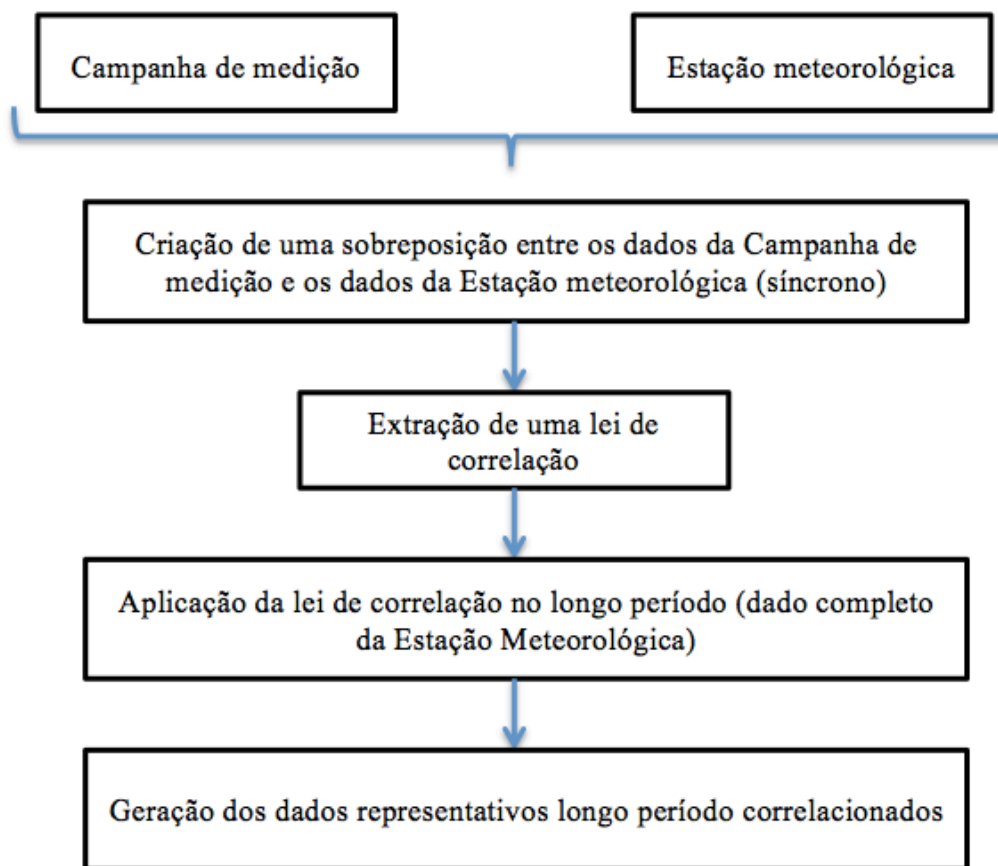


Figura 6. Fluxograma do método de correlação (MCP)

O método MCP gera um modelo que utiliza uma variável independente (x) e uma variável dependente (y) que se baseia na seguinte equação:

$$y = f(x) + e \quad (2.1)$$

Onde :

- y é a variável dependente;
- x é a variável independente;
- $f(x)$ é a lei de correlação;
- e é o erro aleatório.

O modelo pode ser um polinômio de qualquer ordem ou outros modelos, mas tradicionalmente, utiliza-se um modelo linear [15]. As diferentes leis de correlação estudadas são as utilizadas pelo software Windographer que é utilizado por diversas empresas de

energia eólica e solar, como por exemplo: Alstom, Brazil Xind, EDF Renewable Energy, WindLogic, Nordex, Rio Energy Renova Energia, etc. As leis de correlação estudadas são :

1. Regressão Linear Simples (Linear Least Squares);
2. Regressão Ortogonal (Orthogonal Least Squares);
3. Razão de Variância (Variance Ratio);
4. Weibull; e
5. Fatias Verticais (Vertical Slice).

2.3. LEIS DE CORRELAÇÃO

2.3.1. Regressão Linear Simples (Linear Least Squares)

O método de regressão linear tem como aplicação simples o método dos mínimos quadrados, ou seja, seu objetivo é encontrar uma função de regressão que minimiza a soma das distancias entre a função desejada e os pontos observados [16]. O método é caracterizado pela seguinte equação :

$$y = ax + b \tag{2.2}$$

- Onde :
- y** variável dependente representativa longo período – dados torre de medição do local;
 - x** variável independente longo período – dados da estação meteorológica próxima;
 - a** coeficiente determinado pela regressão linear;
 - b** coeficiente determinado pela regressão linear.

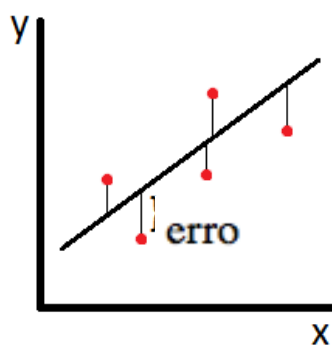


Figura 7. Regressão Linear Simples [16]

Para calcular os coeficientes **a** e **b**, deve-se utilizar os dados coletados pelo curto período, disponibilizados pela campanha de medição local (**y**) com os dados da estação meteorológica (**x**) simultaneamente (por exemplo, 2011 e 2012) para estimar a relação linear. Os coeficientes são determinados segundo as equações a seguir:

$$\mathbf{a} = \frac{n \sum (XY) - \sum X \sum Y}{n \sum X^2 - (\sum X)^2} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{b} = \frac{\sum X^2 \sum Y - \sum (XY) \sum X}{n \sum X^2 - (\sum X)^2} \quad (2.4)$$

- Onde :
- X variável (em questão) da estação meteorológica próxima – 1 à 2 anos de dados;
 - Y variável (em questão) da estação meteorológica local (considerando apenas o(s) ano(s) estudado de acordo com a variável X);
 - N número total de dados.

Os coeficientes **a** e **b** são estimados pelo método dos mínimos quadrados no qual minimizam o erro. Em particular, o coeficiente **b** representa a parte constante quando a variável independente **x** é definida como zero, isto é, ele indica o valor médio de **y** quando **x=0** [16].

2.3.2 Regressão Ortogonal (Orthogonal Least Squares)

O método Ortogonal minimiza a distância ortogonal entre o ponto e a linha de melhor ajuste. Ela tem como base o método linear, mas se distingue da primeira, uma vez que minimiza a soma dos quadrados das distâncias entre cada ponto e a linha de melhor ajuste, medida perpendicularmente à esta linha [16].

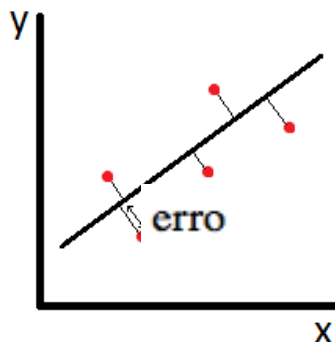


Figura 8. Regressão Ortogonal Simples [16]

A equação representante para esse método é a apresentada na Equação (5) [17]:

$$Y = \alpha + \beta X \quad (2.5)$$

Onde :

- Y** variável local representativa longo período;
- X** variável (em questão) longo período – dados da estação meteorológica próxima;
- α** intercepção;
- β** inclinação.

Calcula-se o coeficiente **β** de diferentes maneiras, entretanto o cálculo apresentado a seguir só poderá ser utilizado caso as variáveis dependente e independente sejam pré-determinadas, ou seja, conhecido os dados de longo período da estação de referência e os dados de curto período para a estação local (tanto para eólica como solar); e também não devem ter erros associados à medição das variáveis ($e = 0$). Assim:

$$\hat{\alpha} = \bar{Y} - \hat{\beta}\bar{X} \quad (2.6)$$

$$\beta = \frac{m_{YX} - m_{XX} + \sqrt{(m_{YX} - m_{XX})^2 + 4m_{XY}^2}}{2m_{XY}} \quad (2.7)$$

No qual m_{XY} é a covariância entre X e Y, e m_{XX} e m_{YY} são as variâncias de X e Y, respectivamente [17].

A fórmula geral para calcular uma a covariância da amostra e a variância são :

$$m_{ij} = \frac{\sum(z_i - \bar{z}_i)(z_j - \bar{z}_j)}{N-1} \quad (2.8)$$

$$m_{ii} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (z_i - \bar{z}_i)^2 \quad (2.9)$$

2.3.3. Razão de Variância (Variance Ratio)

O método de razão de variância é um método simples proposto por Rogers et al. (2005), utilizando o modelo linear ($y = mx + b$) que envolve a variação da equação em questão [16]. Ele é caracterizado pela seguinte equação (o desenvolvimento da equação se encontra no Apêndice 1) :

$$\hat{y} = \left(\bar{U}_y - \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \bar{U}_x \right) + \left(\frac{\sigma_y}{\sigma_x} \right) x \quad (2.10)$$

Onde: y – variável local correlacionada

x – variável longo período (Estação Meteorológica)

\bar{U}_y – média da variável local (curto período)

\bar{U}_x - média da variável longo período (meteorológica)

σ_y et σ_x – variância das variáveis x e y

2.3.4. Weibull

A equação de Weibull é uma das melhores representantes da distribuição dos ventos e é caracterizada pelos seus parâmetros A (de escala) e k (de forma). Para a correlação, o método proposto por Van Lieshour (2010) é apresentado na Equação (2.11) [16] :

$$\hat{y} = \alpha x^\beta \quad (2.11)$$

Onde o expoente β é em função do parâmetro de forma (coeficiente de Weibull k).

$$\beta = \frac{k_x}{k_y} \quad (2.12)$$

O coeficiente α é definido pelo parâmetro de escala meteorológica dividido pelo fator de escala de Weibull local elevado ao expoente β :

$$\alpha = \frac{A_x}{A_y^\beta} \quad (2.13)$$

Assim, a equação final é dada por:

$$\hat{y} = \frac{A_x}{\left(\frac{k_x}{A_y^{k_y}}\right)} \left(x^{\frac{k_x}{k_y}}\right) \quad (2.14)$$

2.3.5. Fatias Verticais (Vertical Slice)

O método Vertical Slice é um método não linear. Primeiramente, cria-se um gráfico com a sobreposição de dados da campanha de medição em função da Estação Meteorológica, gerando uma nuvem de pontos (Fig. 9). Em seguida, divide-se em fatias verticais e o ajuste linear é derivado a partir da variável Y média de cada fatia, como mostra a Fig. 9. Caso o número de pontos em uma fatia seja baixo, o ajuste é determinado utilizando uma regressão linear padrão [18].

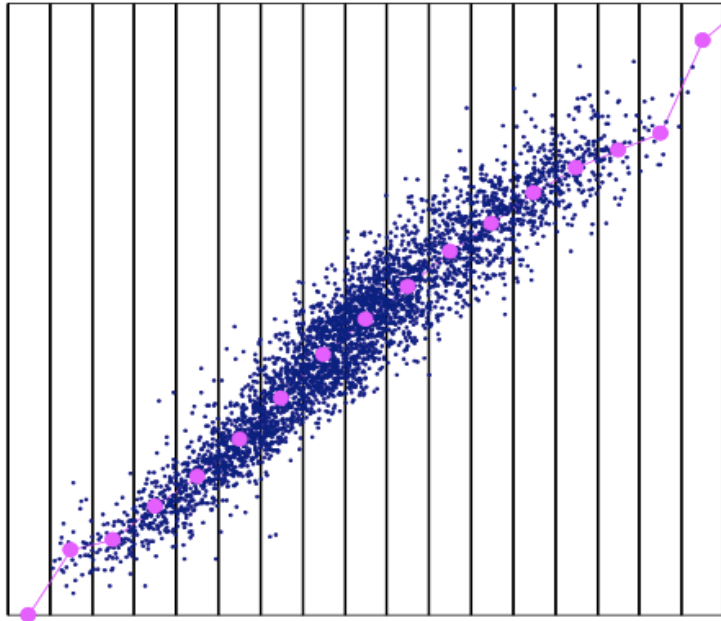


Figura 9. Gráfico referente ao método Vertical Slice [18]

3. MATERIAIS

3.1. DADOS METEOROLÓGICOS NO BRASIL

O método MCP utiliza dados de duas estações meteorológicas espalhados pela área de abrangência do estudo. Para o presente trabalho, foi utilizado o método MCP na região do Distrito Federal, mas devido à importância da análise dos dados de longo período de um determinado local para futuros estudos de implementação de um parque eólico ou solar, este método pode ser aplicado em todo o território brasileiro, ou seja, a sua implementação extrapola os limites locais e regionais do local estudado no presente trabalho.

Conforme relatado anteriormente, em alguns estados do Brasil, apesar de terem estações meteorológicas, ainda não existe uma conexão entre elas, o que dificulta a obtenção dos dados coletados para os usuários interessados. Essa dificuldade é causada, em parte, pela inexistência de dados antigos digitalizados, e/ou pela não disponibilização dos dados, e ainda, o fato que em muitos estados há a escassez de estações meteorológicas, aliado ao fato das estações não serem calibradas de tempo em tempo. [19]

Atualmente, a meteorologia brasileira está passando por uma fase de modernização, principalmente na estrutura de sua base observacional (as estações meteorológicas). Alguns centros meteorológicos, tais como o Sistema Meteorológico do Paraná (SIMEPAR) e o Sistema Meteorológico do Estado do Rio de Janeiro (SIMERJ) que estão implementados em seus centros operacionais equipamentos meteorológicos com tecnologia de ponta, visando a melhoria da obtenção e do tratamento dos dados coletados, além do seu armazenamento e disponibilização para a sociedade [19].

Dentre as dificuldades surgidas na obtenção de dados, a falta de informações de longo período foi a principal dificuldade para o desenvolvimento do método MCP na região do Distrito Federal. Para o presente trabalho são utilizadas duas redes de estações meteorológicas de referência: SONDA e INMET. Devido à falta de disponibilidade de dados contínuos por um período de 10 anos da rede SONDA (para estação localizada em Brasília), utilizou-se o que estava a alcance: dados contínuos de 2009 a 2012 que serão considerados dados de longo período para o estudo do método MCP. Apesar da rede INMET apresentar um período maior com dados contínuos foi utilizado o mesmo período anteriormente citado.

Na aplicação do método MCP para análise do recurso eólico foram utilizadas três diferentes pares de estações meteorológicas: FGA – SONDA, FGA – INMET Brasília e FGA – INMET Roncador. Enquanto que para a aplicação do método para o recurso solar foi

utilizado apenas o par FGA – SONDA, devido o fato da rede INMET não fornecer dados da radiação solar em seu site (fornece apenas: a umidade relativa, a direção do vento, a nebulosidade, a pressão atmosférica no nível da estação e a velocidade do vento).

A rede SONDA, antes de disponibilizar os dados de suas estações, submete-os a um processo de validação, o que filtra grande quantidade dos dados (aparecendo N/A – “*Not Available*”), o que faz com que se tenha grande parte desses sem informações. Apesar da limitação dos dados devido a esse processo de validação, ele também garante aos usuários sua confiabilidade [20]. Outra estação meteorológica da rede SONDA mais próxima do Distrito Federal, além da utilizada no presente trabalho, é a estação meteorológica de Campo Grande, a qual apresenta uma quantidade maior de dados, entretanto, esta está localizada a 881 km de distância (em linha reta) da estação da Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA), o que inviabiliza a aplicação do método MCP, pois a distância entre as duas estações é superior a 150 km e com climatologias diferentes.

Para os dados curto período, foram utilizados os dados de 01 de janeiro a 31 de dezembro de 2012 coletados na campanha de medição, modelo WeatHerhawk 232, instalada sobre a Caixa d’água da Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) que mede :

- Temperatura do ar;
- Umidade relativa do ar;
- Pressão barométrica;
- Precipitação;
- Irradiância solar;
- Direção do vento; e
- Velocidade do vento.

Para a aplicação do método MCP, deve-se levar em conta a distância entre as estações meteorológicas. Quando se analisa a distância entre as estações (FGA – SONDA) com a ferramenta computacional Google Earth, observa-se que elas se encontram a uma distância de 26 km em linha reta, como mostra a Fig. 10.

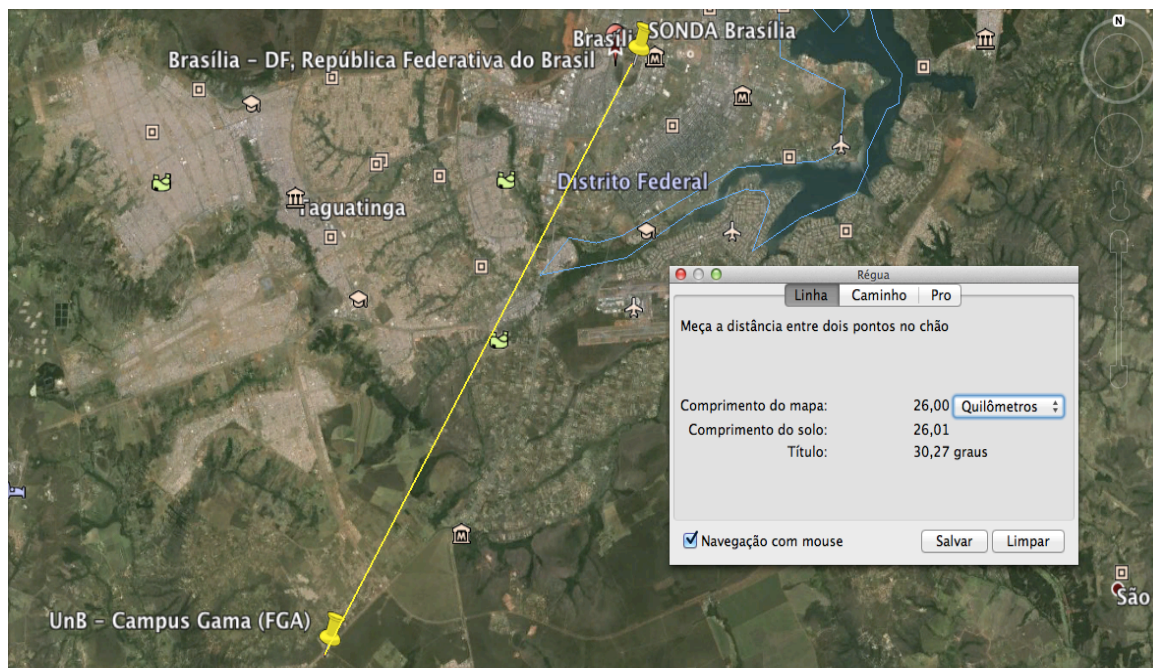


Figura 10. Distância entre as estações meteorológicas estudadas (Google Earth)

Para o desenvolvimento desse trabalho, também foram utilizadas duas estações meteorológicas da rede de dados INMET para obtenção de dados de longo período. Cabe salientar que os dados disponibilizados por essa rede, conforme informado anteriormente, são apenas 3 horários distintos diários (00h, 12h e 18h). Portanto, fez-se necessário a adequação/reorganização dos dados de curto período da campanha de medição da Universidade de Brasília – Campus Gama para que se realize a correlação simultânea dos dados. Essa limitação dos dados da rede INMET não reflete a variação climática do dia (temperatura, velocidade e direção do vento, radiação solar, etc) o que pode mascarar os resultados.

Diferente da rede SONDA, a rede INMET apresenta diferentes estações meteorológicas nas proximidades de Brasília, algumas dessas estações são apresentadas na Fig. 11.

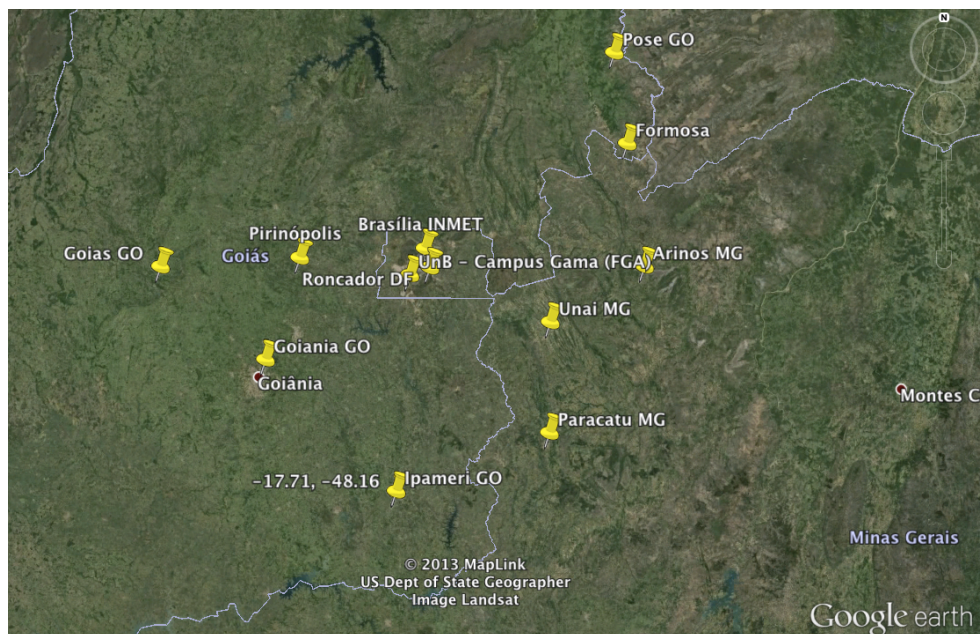


Figura 11. Estações Meteorológicas da rede de dados INMET

Dentre as estações meteorológicas, para o presente trabalho, foram utilizadas as duas estações mais próximas à Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA): Estação Brasília e Estação Roncador. A distância entre a FGA e a Estação Brasília é de 25,7 km (linha amarela) em linha reta, como mostra a Fig. 12, enquanto que entre a FGA e a Estação Roncador é de 18,9 km (linha vermelha) de distância, também calculado em linha reta pela ferramenta computacional Google Earth.

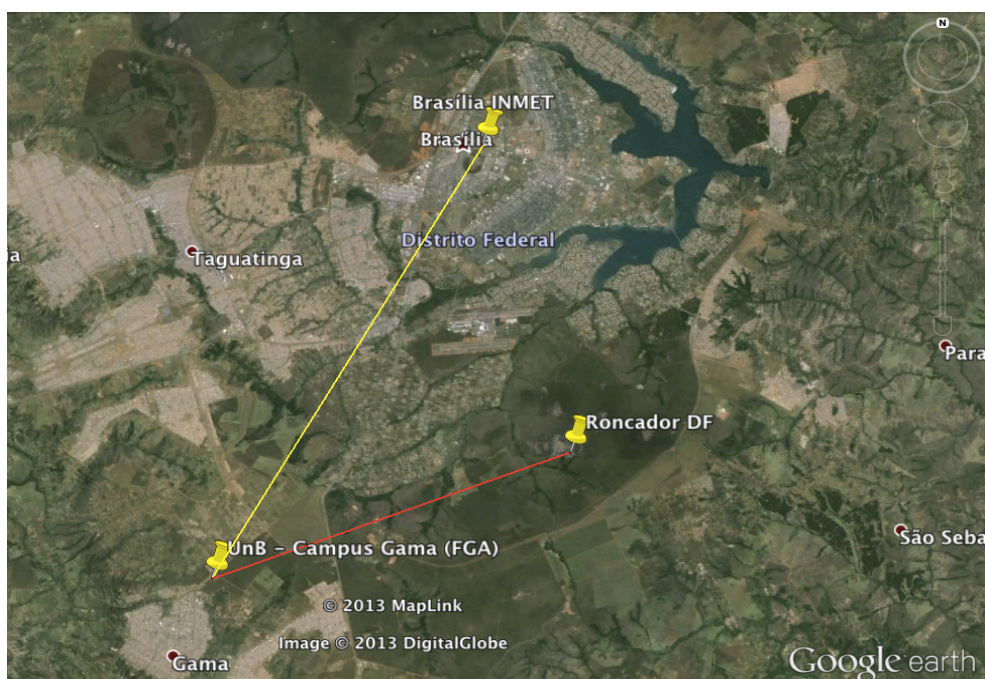


Figura 12. Distância em linha reta entre : FGA - INMET Brasília e FGA - INMET Roncador

3.1. ROTINAS DESENVOLVIDAS EM MATLAB

Para gerar as leis de correlação, foram utilizados dados da Estação Meteorológica instalada na Universidade de Brasília – Campus Gama (curto período – ano de 2012) e os dados da Estação Meteorológica SONDA (longo período – 2009 a 2012). Para a correlação eólica também foram utilizadas outras duas Estações Meteorológicas (longo período – 2009 a 2012) da rede INMET (estações Brasília e Roncador).

Rotinas computacionais foram desenvolvidas no programa MATLAB segundo o método MCP, com o objetivo de gerar dados de longo período de um local de estudo a partir dos dados de curto período desse mesmo local e dos dados de longo período de uma estação meteorológica próxima. O programa segue os passos já apresentados no item 2.2, em específico o fluxograma da Fig. 6.

Observou-se uma irregularidade na obtenção dos dados meteorológicos, enquanto que a rede SONDA apresentava dados a cada minuto, a estação meteorológica instalada na Universidade de Brasília foi programada para fornecer os dados de hora em hora e por fim, a rede INMET em 3 horários distintos. Portanto, adotou-se os dados de hora em hora para a aplicação do método MCP para o par de estações FGA-SONDA, enquanto que para o par FGA – INMET, os dados são sincronizados nos horários 00h, 12h e 18h, devido ao fato da rede INMET só disponibilizar medições nestes três horários diários. Ou seja, deve-se adotar, para a sincronização dos dados, os dados que apresentarem maior intervalo de tempo.

Portanto, o usuário deve, primeiramente, modificar os dados curto período tanto da estação meteorológica local como da estação de referência, segundo o modelo já determinado, como mostra a Fig. 13, para que os dados sejam correlacionados de modo simultâneo (mesma hora, dia, mês e ano).

Utilizando os arquivos de dados do par de estações meteorológicas FGA – SONDA como exemplo, a primeira coluna deverá conter a data e hora, nota-se que, para o modelo apresentado na Fig. 13, ambos os arquivos estão no mesmo espaço de tempo (1 em 1 hora), ou seja, estes deverão ter a mesma quantidade de linhas. A segunda coluna é a irradiância solar em W/m^2 , a quarta coluna é a direção do vento e, por fim, a terceira coluna e a quinta coluna (para a Estação SONDA – Fig. 9 (a)) são as velocidades dos ventos em m/s a uma altura de 10 m, onde a coluna E é a extrapolação da velocidade do vento a uma altura de 25 m que será melhor discutido no item 4.4.

| | A | B | C | D | E |
|----|----------------|---------|-------|-------|------|
| 1 | 01/01/12 00:00 | 0,00 | 1,773 | 324,8 | 2,56 |
| 2 | 01/01/12 01:00 | 0,00 | 1,55 | 319,3 | 2,24 |
| 3 | 01/01/12 02:00 | 0,00 | 1,333 | 321,6 | 1,92 |
| 4 | 01/01/12 03:00 | 0,00 | 0,784 | 317,6 | 1,13 |
| 5 | 01/01/12 04:00 | 0,00 | 0,972 | 297,8 | 1,40 |
| 6 | 01/01/12 05:00 | 0,00 | 0,828 | 304,3 | 1,19 |
| 7 | 01/01/12 06:00 | 5,22 | 0,641 | 337,3 | 0,92 |
| 8 | 01/01/12 07:00 | 46,62 | 1,401 | 331,3 | 2,02 |
| 9 | 01/01/12 08:00 | 170,70 | 1,704 | 329,7 | 2,46 |
| 10 | 01/01/12 09:00 | 137,90 | 1,729 | 331,5 | 2,49 |
| 11 | 01/01/12 10:00 | 173,60 | 2,13 | 325 | 3,07 |
| 12 | 01/01/12 11:00 | 147,90 | 2,298 | 330 | 3,32 |
| 13 | 01/01/12 12:00 | 433,10 | 2,897 | 324 | 4,18 |
| 14 | 01/01/12 13:00 | 1331,00 | 3,301 | 298,4 | 4,76 |
| 15 | 01/01/12 14:00 | 975,00 | 3,961 | 313,5 | 5,71 |
| 16 | 01/01/12 15:00 | 394,10 | 3,115 | 288,9 | 4,49 |
| 17 | 01/01/12 16:00 | 468,70 | 2,632 | 329,5 | 3,80 |
| 18 | 01/01/12 17:00 | 245,30 | 2,666 | 328 | 3,85 |
| 19 | 01/01/12 18:00 | 39,13 | 2,347 | 321,5 | 3,39 |
| 20 | 01/01/12 19:00 | 0,00 | 1,191 | 327,3 | 1,72 |

(a)

| | A | B | C | D |
|----|----------------|-----|------|-----|
| 1 | 01/01/12 00:00 | 0 | 5,77 | 292 |
| 2 | 01/01/12 01:00 | 0 | 6,08 | 292 |
| 3 | 01/01/12 02:00 | 0 | 5,23 | 281 |
| 4 | 01/01/12 03:00 | 0 | 4,78 | 275 |
| 5 | 01/01/12 04:00 | 0 | 4,74 | 278 |
| 6 | 01/01/12 05:00 | 0 | 5,86 | 291 |
| 7 | 01/01/12 06:00 | 1 | 5,90 | 306 |
| 8 | 01/01/12 07:00 | 27 | 5,14 | 282 |
| 9 | 01/01/12 08:00 | 132 | 6,53 | 287 |
| 10 | 01/01/12 09:00 | 173 | 6,30 | 287 |
| 11 | 01/01/12 10:00 | 396 | 7,06 | 275 |
| 12 | 01/01/12 11:00 | 350 | 7,02 | 277 |
| 13 | 01/01/12 12:00 | 328 | 6,80 | 280 |
| 14 | 01/01/12 13:00 | 391 | 7,60 | 281 |
| 15 | 01/01/12 14:00 | 352 | 8,00 | 271 |
| 16 | 01/01/12 15:00 | 360 | 8,76 | 274 |
| 17 | 01/01/12 16:00 | 276 | 8,27 | 289 |
| 18 | 01/01/12 17:00 | 175 | 7,33 | 294 |
| 19 | 01/01/12 18:00 | 129 | 6,44 | 295 |
| 20 | 01/01/12 19:00 | 19 | 6,35 | 292 |

(b)

Figura 13. Modelo Excel dados curto período. (a) Estação Meteorológica SONDA (b) Estação Meteorológica UnB - Campus Gama

Com os dados de entrada (dados da campanha de medição e da estação meteorológica) fornecidos pelo usuário, a rotina MATLAB irá determinar a correlação entre esses dados. Essa correlação dependerá do tipo de lei de correlação, por exemplo, considerando a Regressão Linear utiliza-se uma simples aplicação da função “polyfit” do MATLAB para determinar os coeficientes a e b da equação linear ($y = ax + b$). Enquanto que a lei de Fatias Verticais demanda maior complexidade em seu desenvolvimento devido à necessidade de separar os dados em fatias verticais. As leis de correlação são de acordo com as equações apresentadas na revisão bibliográfica (item 2.3).

Após determinada a lei de correlação, o usuário deverá inserir os dados de longo período da Estação Meteorológica de referência. Lembrando a necessidade de manter as mesmas configurações exigidas nos dados de curto período (Fig. 13) para os dados de longo período.

Conseqüentemente, a lei de correlação será aplicada nos dados de longo período da estação de referência gerando assim, dados de longo período representativos da estação meteorológica local. A Figura 14 apresenta o cálculo para obter os dados de longo período segundo a lei de correlação Regressão Linear Simples no estudo do potencial solar.


```

51 -
52 - for i = 1 : N_xreal
53 -
54 -     if xlongoperiodo(i) <= 1
55 -         ycorrelacionado1(i) = 0;
56 -
57 -     else
58 -
59 -         ycorrelacionado1(i) = a*xlongoperiodo(i) + b;
60 -
61 -     end
62 - end
63 -
64 - ycorrelacionado = ycorrelacionado1';
65 -

```

Figura 14. Cálculo da variável de longo período correlacionado

Por fim, a rotina MATLAB apresenta, como resultado, uma figura que contém uma nuvem de pontos dos dados de curto período local e de referência (2012, por exemplo) e a relação entre os dados de longo período correlacionado e de referência, linha vermelha como mostra a Fig. 15.

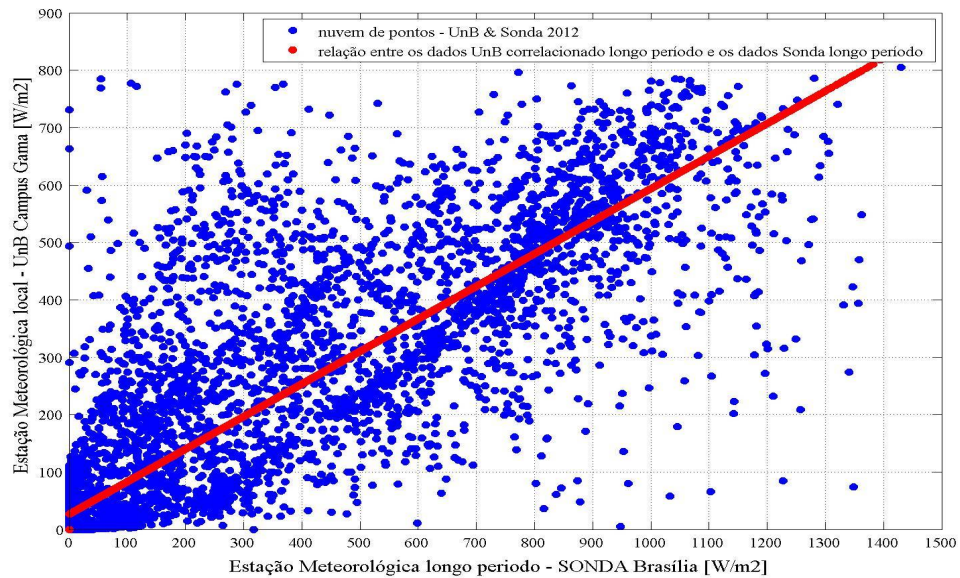


Figura 15. Regressão Linear Simples (variável: irradiância solar)

4. MÉTODOS

4.1. COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS DE CORRELAÇÃO

No setor da energia eólica, é mais comum encontrar referências sobre a aplicação do método MCP e, portanto, das leis de correlação utilizadas neles, entretanto, tem sido escasso o material bibliográfico no que se refere à aplicação do método MCP na avaliação do recurso solar [14]. De acordo com a revisão bibliográfica utilizada, a Tabela 1 apresenta um resumo das leis de correlação e sua(s) respectiva(s) bibliografia(s), referenciando sua aplicação a indústria de energia eólica ou solar fotovoltaica ou em ambas.

Tabela 1. Trabalhos que evidenciam a aplicação das leis de correlação na indústria da energia eólica e da energia solar fotovoltaica

| Lei de correlação | Eólica | Solar |
|---|---------------|----------------|
| Regressão Linear Simples (Linear Least Squares) | [16] | [14] |
| Regressão Ortogonal (Orthogonal Least Squares) | [16] [17] | Não encontrada |
| Razão de Variância (Variance Ratio) | [10] [16] | [14] |
| Weibull | [16] | Não encontrada |
| Fatias Verticais (Vertical Slice) | [16] [18] | Não encontrada |

Nota-se na Tabela 1, a existência de diferentes leis de correlação, principalmente para a indústria da energia eólica. Entretanto, poucas literaturas sobre a correlação solar foram encontradas, mas, para o presente trabalho, apenas uma bibliografia teve destaque na aplicação do método MCP na indústria da energia solar fotovoltaica, pois ela apresentou maior clareza no conteúdo descrito e explicações mais consistentes e completas. Ainda sim, foram feitas algumas suposições que se basearam nas características de cada lei estudada anteriormente.

Segundo as referências [14] e [16], observa-se que os métodos de Regressão Linear Simples e Razão de Variância são utilizados para a geração de dados de longo período eólico e solar. A única variável envolvida é a velocidade dos ventos (eólica) ou a irradiância solar (solar), portanto utiliza-se a equação linear $y = ax + b$, x é a velocidade dos ventos (ou irradiância solar) de longo período e y será a variável representativa de longo período correlacionado.

Intuitivamente, percebe-se que os métodos da Regressão Ortogonal [17] e de Fatias Verticais (Vertical Slice) [18] poderiam ser aplicados à estimação do recurso solar, pois eles só utilizam uma variável para a análise, entretanto, não foi encontrada bibliografia que apoie essa suposição. Na indústria da energia eólica, esses métodos apresentam bons resultados, porém, não são os métodos mais utilizados. A variável utilizada nestes métodos é a velocidade do vento local e de referência.

O método de Weibull tem a vantagem de representar estatisticamente o comportamento da velocidade do vento, o que faz com que o método seja muito utilizado. Ao analisar a distribuição da irradiância solar, esta se aproxima de uma distribuição normal, portanto, a lei de correlação de Weibull não é devidamente aplicada neste caso. Nesse contexto, pode-se afirmar que o método Weibull só pode ser aplicado para os estudos de estimação do recurso eólico, onde sua variável envolvida é a velocidade do vento [15].

4.2. NOVA LEI DE CORRELAÇÃO PARA O POTENCIAL SOLAR

Embora as variações do método MCP tenham sido amplamente estudadas e aplicadas na indústria de energia eólica, o seu uso para avaliação do recurso solar não foi muito analisada [14]. Dentro desse contexto, a autora sugere uma lei de correlação derivada da “Regressão Linear Simples” (2.3.1) e da “Fatias Verticais” (Vertical Slice) (2.3.5). Esses dois métodos além de apresentarem bons resultados de correlação segundo bibliografias e o observado no presente trabalho, elas também apresentam simplicidade em sua elaboração.

4.2.1 Regressão Linear por segmentação

O método proposto pela autora utiliza a Regressão Linear como base dada pela equação $y = ax + b$, onde y são os dados de longo período correlacionados, x são os dados de longo período de uma Estação Meteorológica próxima e a e b são, respectivamente, a inclinação e deslocamento da reta, no qual há a sobreposição dos dados meteorológicos do local de estudo (campanha de medição) com os dados de uma estação meteorológica próxima (estação de referência). Esta sobreposição gera um gráfico entre um ano da Campanha de medição local em relação ao mesmo ano da Estação meteorológica de referência (em W/m^2), ou seja, uma nuvem de pontos é gerada; mas ao contrário de gerar uma equação linear ($y = ax$

+ b) para todo o conjunto de pontos, o método proposto separa os valores em intervalos de 100 W/m^2 e para cada intervalo uma nova equação linear é gerada, ou seja, para cada intervalo de 100 W/m^2 existem dois novos coeficientes: a e b , e portanto uma nova reta associada a cada fatia, como mostra a Fig. 16. Isso deve garantir que cada equação irá melhor representar a nuvem de pontos de cada fatia.

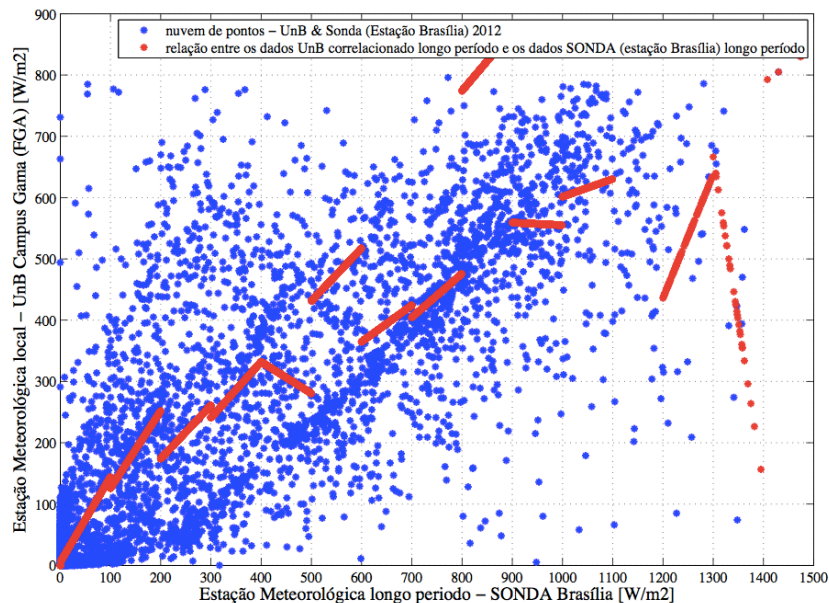


Figura 16. Regressão Linear por Segmentação

Assim, o programa, após receber os dados de longo período da estação de referência, faz uma varredura nos dados, onde para cada valor, ele interpreta em qual dos intervalos encontra-se e faz os devidos cálculos segundo a equação que rege aquele intervalo. Consequentemente, são gerados dados representativos locais das condições solar de um longo período que servirão de base para futuros estudos do potencial solar do local.

4.3. ANÁLISE DA NUVEM DE PONTOS

Uma boa interpretação dos dados torna-se essencial pra melhor compreender os resultados que serão apresentados nos itens 5.1 e 5.2. Os gráficos a seguir fazem referência à sobreposição das variáveis de radiação solar ou velocidade do vento do par de estações UnB – Campus Gama e SONDA, gerando uma nuvem de pontos.

A Figura 17 apresenta o gráfico de dispersão das variáveis de irradiância solar (W/m^2). Nota-se que, pela simples análise do gráfico, existe uma forte relação entre as variáveis, o que aponta maior linearidade entre as variáveis [21]. Isso justifica a grande quantidade de leis de correlação que utilizam funções lineares. Por essa razão, possivelmente, as leis lineares irão melhor representar a correlação entre as variáveis solares e gerar uma boa representação dos dados de longo período da estação UnB – Campus Gama.

Nota-se uma dispersão de valores na Fig. 17, entretanto esses não são considerados como valores atípicos. Valores atípicos são dados que parecem ter sido gerados de forma distinta, por erros de medições, por mudança de equipamentos de medição ou por heterogeneidade intrínseca nos elementos observados. As consequências dos valores atípicos podem ser graves, acarretando: a distorção da média e do desvio padrão das variáveis e comprometer a relação existente entre elas [21].

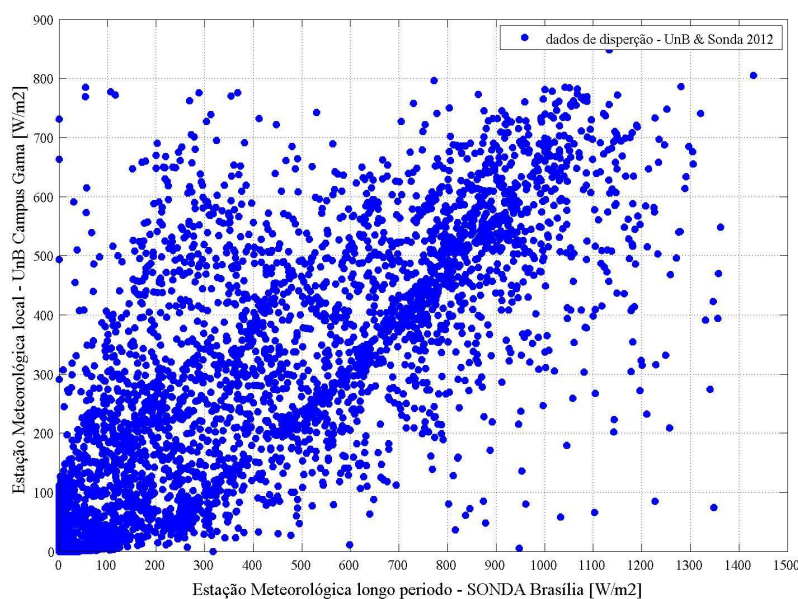


Figura 17. Gráfico de dispersão para os dados de irradiância solar

A Figura 18 apresenta o gráfico de sobreposição dos dados de velocidade do vento da estação meteorológica da FGA e da rede SONDA, ou seja, a nuvem de pontos gerada em metros por segundo (m/s). Ela ilustra claramente que existe uma forte relação de dependência entre as variáveis, essa relação é linear, onde se observa uma maior aglomeração dos dados de 0 a 3 m/s no eixo x e de 0 a 8 m/s no eixo y. Uma análise desse gráfico é que as velocidades dos ventos, medido na estação FGA, são maiores que as da estação SONDA. Pode-se

observar também a presença de alguns pontos de valores fora da região de concentração, podendo ser erro na medição, ou mesmo um fato isolado na data da coleta (valores atípicos) que poderão influenciar no método MCP, entretanto esses dados não foram desconsiderados para os cálculos dos coeficientes das leis de correlação.

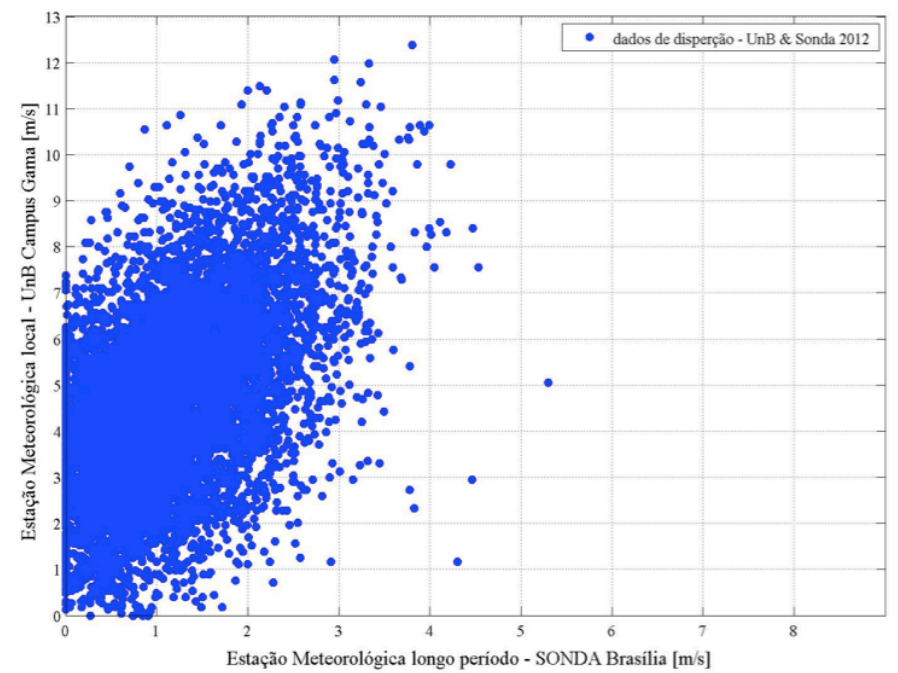


Figura 18. Gráfico de dispersão da velocidade do vento (m/s)

4.4. VARIACÃO DA ALTURA

Outra análise abordada no presente trabalho foi a variação da altura dos equipamentos. Apesar da rede SONDA fornecer medições a 10, 25 e 50 metros [20], entretanto os equipamentos a 25 e 50 m não apresentavam continuidade em seus dados no período de 2009 a 2012. Portanto, foram utilizados as medições a 10 m de altura. A estação meteorológica instalada sobre a Caixa d'água na Universidade de Brasília – Campus Gama está a uma altura de aproximadamente 25 m, essa diferença de altura pode influenciar no cálculo do método MCP; essa análise será melhor abordada nos resultados.

Portanto, para a aplicação do método, foram utilizados dados a 10m de altura e dados extrapolados a 25 m. A extrapolação é calculada pela seguinte equação [13]:

$$v = v_0 \left(\frac{H}{H_0} \right)^\alpha \quad (4.1)$$

onde:

- v velocidade extrapolada;
- v_0 velocidade do vento na altura da campanha de medição;
- H altura da extrapolação (25m);
- H_0 altura da campanha de medição (10m); e
- α coeficiente de rugosidade.

O coeficiente de rugosidade é determinado pela Tabela 2.

Tabela 2. Tipo de Rugosidade [13]

| Tipo de rugosidade | α | $1/\alpha$ |
|--|----------------------------|------------------------------|
| Baixa rugosidade : mar, deserto | 0,10 | 10 |
| Baixa rugosidade : planície | 0,16 | 6 |
| Média rugosidade : paisagem rural arborizada | 0,20 | 5 |
| Média rugosidade : vilas e subúrbio | 0,28 | 3,6 |
| Alta rugosidade : cidades com apartamentos de grande altura, torres, imóveis | 0,4 | 2,5 |

Como a estação meteorológica da rede SONDA está localizada no Sudoeste, ou seja, no centro de Brasília, considerou-se para os cálculos uma alta rugosidade, ou seja, $\alpha = 0,4$.

4.5. CÁLCULO DOS ERROS

Para cada uma das cinco leis de correlação capazes de produzir previsões temporais de dados longo período do local estudado, existe um erro gerado entre o ano correlacionado e aquele medido na campanha de medição no local de estudo que serão calculados segundos os seguintes parâmetros que são, hoje, os utilizados pela indústria eólica [22]:

- Coeficiente de determinação (R^2);
- Média dos erros (*bias error*);
- Erro RMS (erro randômico);
- Erro médio absoluto; e
- Erro máximo absoluto.

As equações referentes aos parâmetros citados acima são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3. Formular dos parâmetros de comparação. Fonte: [22]

| Parâmetro | Formula | Comentário |
|--|---|--|
| Coefficiente de Determinação (R^2) | $R^2 = \left(\frac{\sum pq - \frac{\sum p \cdot \sum q}{n}}{\left[\left[\sum p^2 - \frac{(\sum p)^2}{n} \right] \cdot \left[\sum q^2 - \frac{(\sum q)^2}{n} \right] \right]^{\frac{1}{2}}} \right)^2$ | Grau de correlação entre as variáveis, avalia qualidade do ajuste |
| Erro bias | $\delta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (p_i - q_i) = \bar{p} - \bar{q}$ | Média dos erros |
| Erro RMS | $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} (p_i - q_i)^2}$ | Avalia a dispersão dos dados |
| Erro médio absoluto | $\varepsilon_{m\u00e9dio} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{i=N} p_i - q_i $ | Determina o valor médio das diferenças entre os dados |
| Erro máximo absoluto | $\varepsilon_{m\u00e1x} = \max p_i - q_i , \text{ para } i = 1 \dots N$ | Determina o valor máximo das diferenças entre os dados (pior caso) |

Considerando p (dados correlacionados) e q (dados reais medidos na campanha de medição), ou seja, para o caso estudado, q são os dados reais medidos na estação meteorológica na Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA), enquanto que p são os dados representativos da estação meteorológica FGA após a aplicação do método MCP.

O coeficiente de determinação indica a proporção de variação da variável independente que é explicada pela variável dependente, ou seja, é uma ferramenta que avalia a qualidade do ajuste [26]. Ele varia de 0 a 1, e quanto mais próximo de 1 (ou 100%), melhor a qualidade do ajuste.

Enquanto que quanto menor positivo for a média dos erros (bias erros), o método provavelmente será capaz de reproduzir fielmente os dados de longo período do local estudado [26]. Esse parâmetro está longe de ser o “melhor”, mas é o mais utilizado na indústria de energia eólica. Nota-se que não existe uma definição clara de qual é o “melhor” parâmetro para calcular o erro entre os dados correlacionados e os medidos no local de estudo, por isso para cada parâmetro calculado, uma conclusão pode ser inferida.

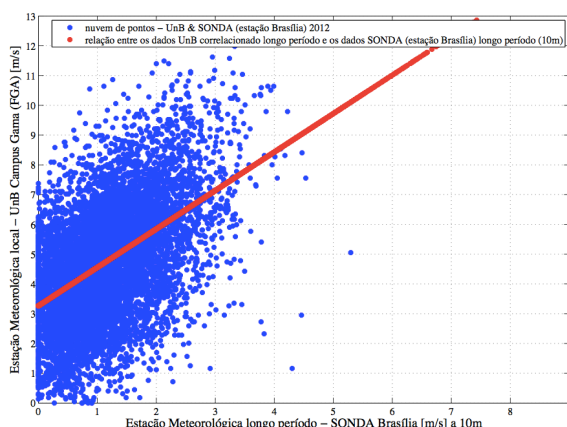
5. RESULTADOS

5.1. RESULTADOS OBTIDOS COM O ESTUDO DO POTENCIAL EÓLICO

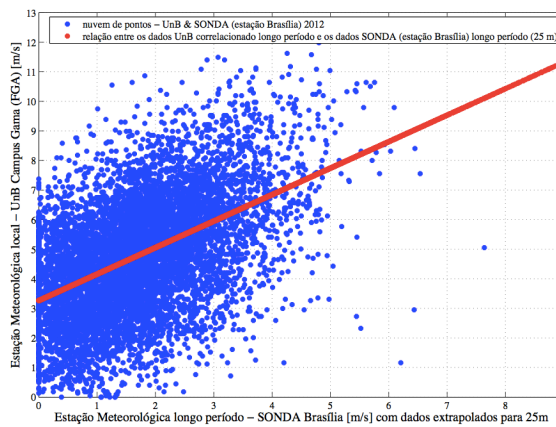
Os gráficos de dispersão entre os pares de estações meteorológicas, bem como a curva de correlação entre os dados de longo período estão apresentados nas Figuras 19 a 23. Os cinco métodos aplicados ao recurso eólico são: Regressão Linear Simples, Regressão Ortogonal, Razão de Variância, Weibull e Fatias Verticais. E os pares de estações meteorológicas correlacionados são:

- Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) e estação meteorológica da rede SONDA à 10m de altura;
- Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) e estação meteorológica da rede SONDA com extrapolação dos dados à 25m de altura;
- Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) e estação meteorológica da rede INMET (Estação Brasília);
- Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) e estação meteorológica da rede INMET (Estação Roncador).

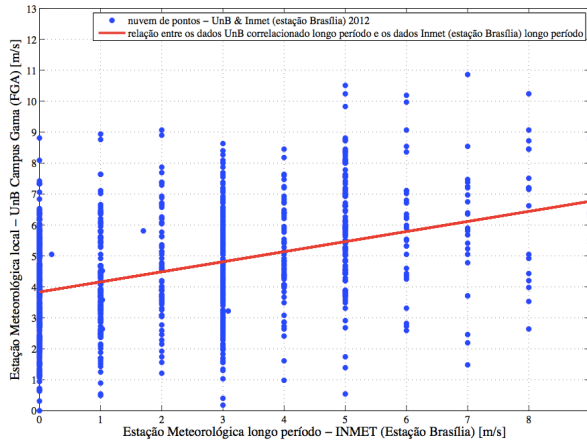
Cada figura apresenta a lei de correlação e os quatro pares de estações meteorológicas segundo a nomenclatura adotada acima.



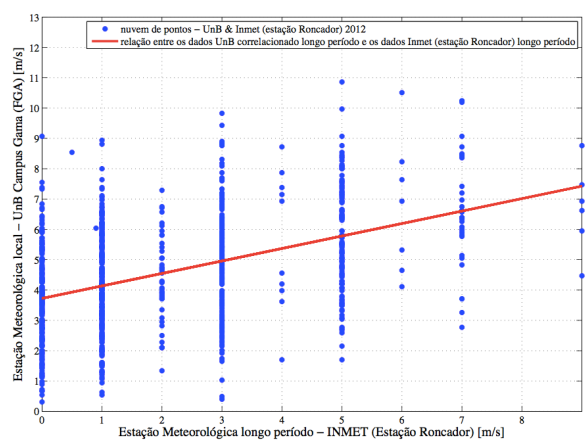
(a)



(b)

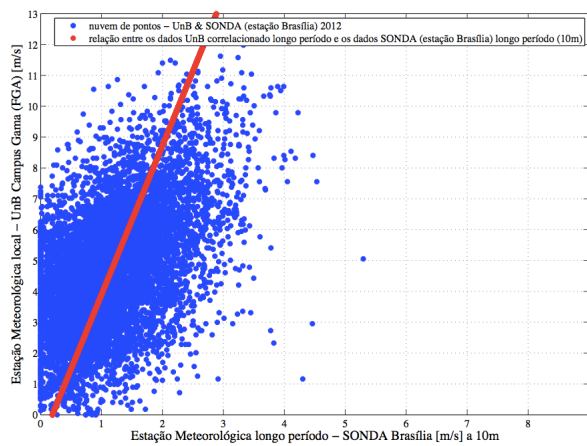


(c)

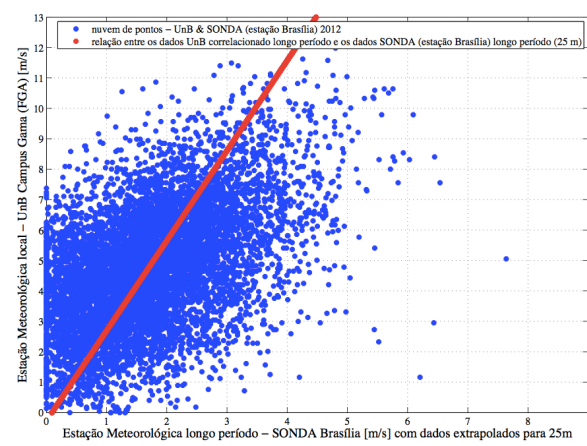


(d)

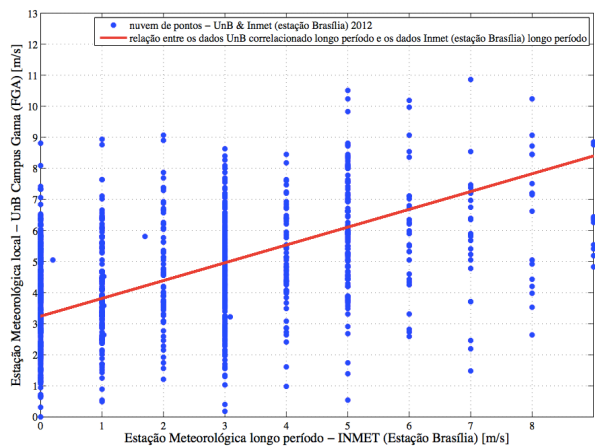
Figura 19. Regressão Linear Simples a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m). c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Rocador)



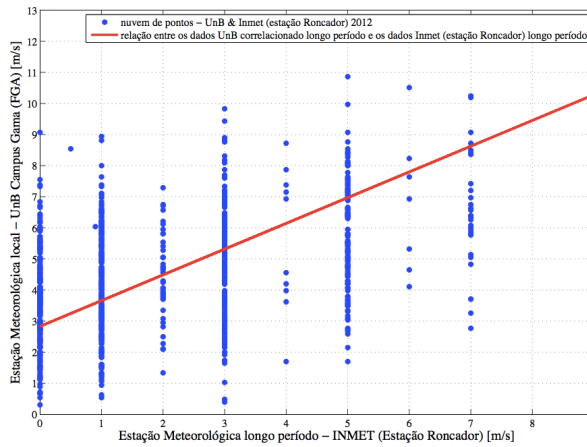
(a)



(b)

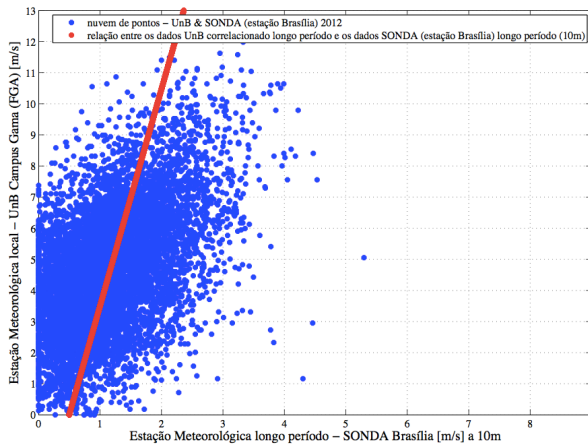


(c)

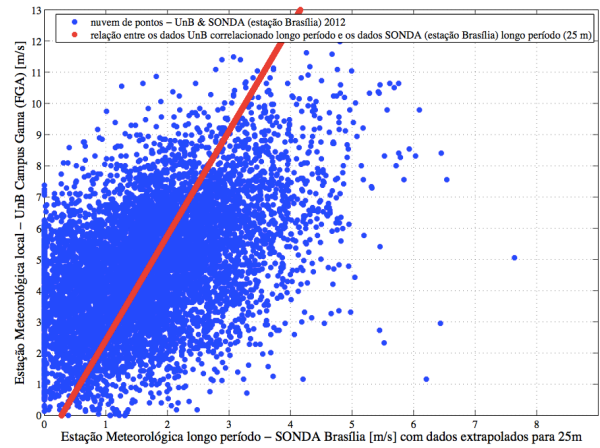


(d)

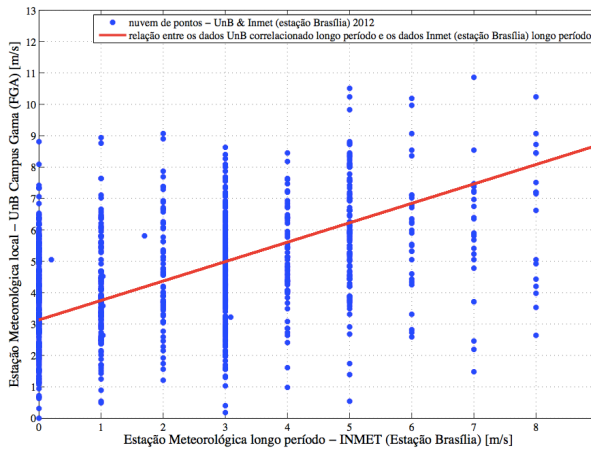
Figura 20. Regressão Ortogonal. a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m). c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Rocador)



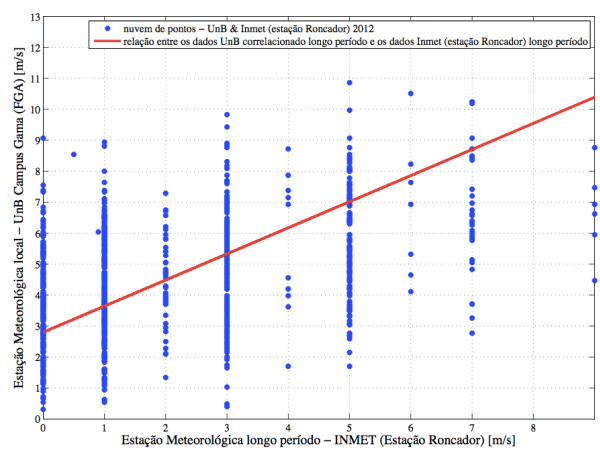
(a)



(b)

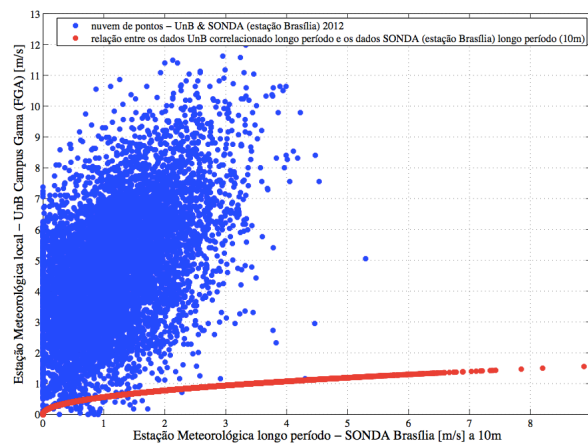


(c)

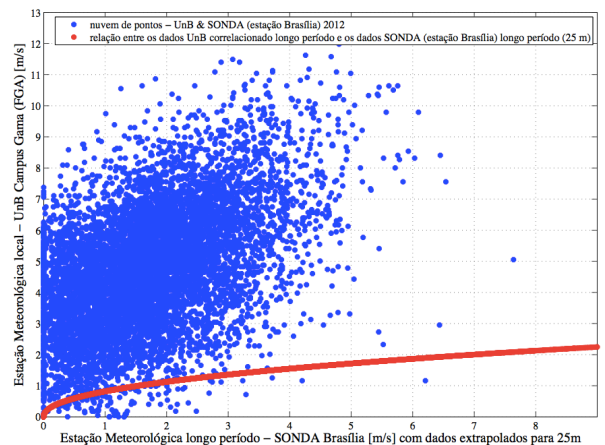


(d)

Figura 21. Razão de Variância. a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m). c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Roncador)



(a)



(b)

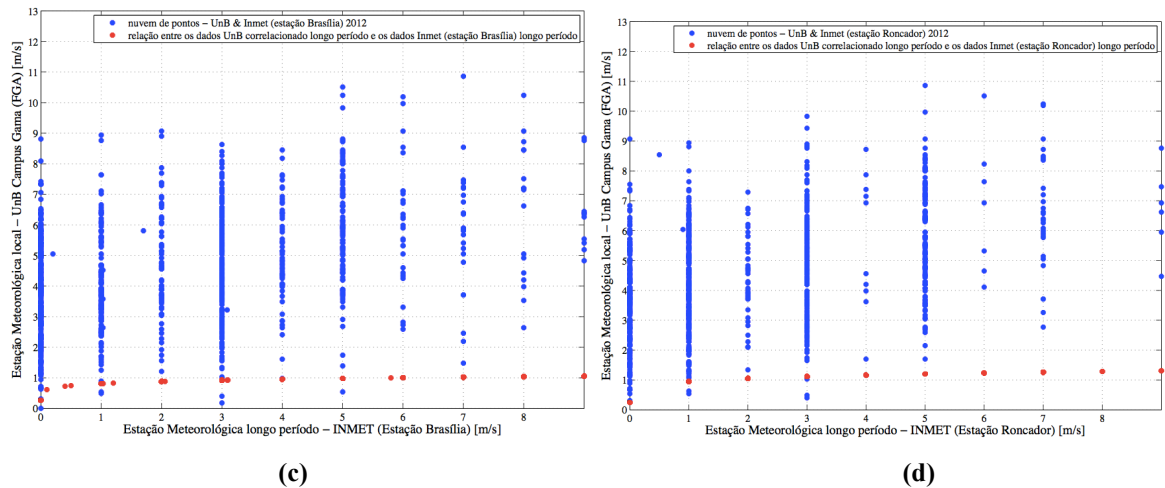


Figura 22. Weibull. a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m) . c) FGA - INMET (Brasília)¹. d) FGA - INMET (Rocador)¹

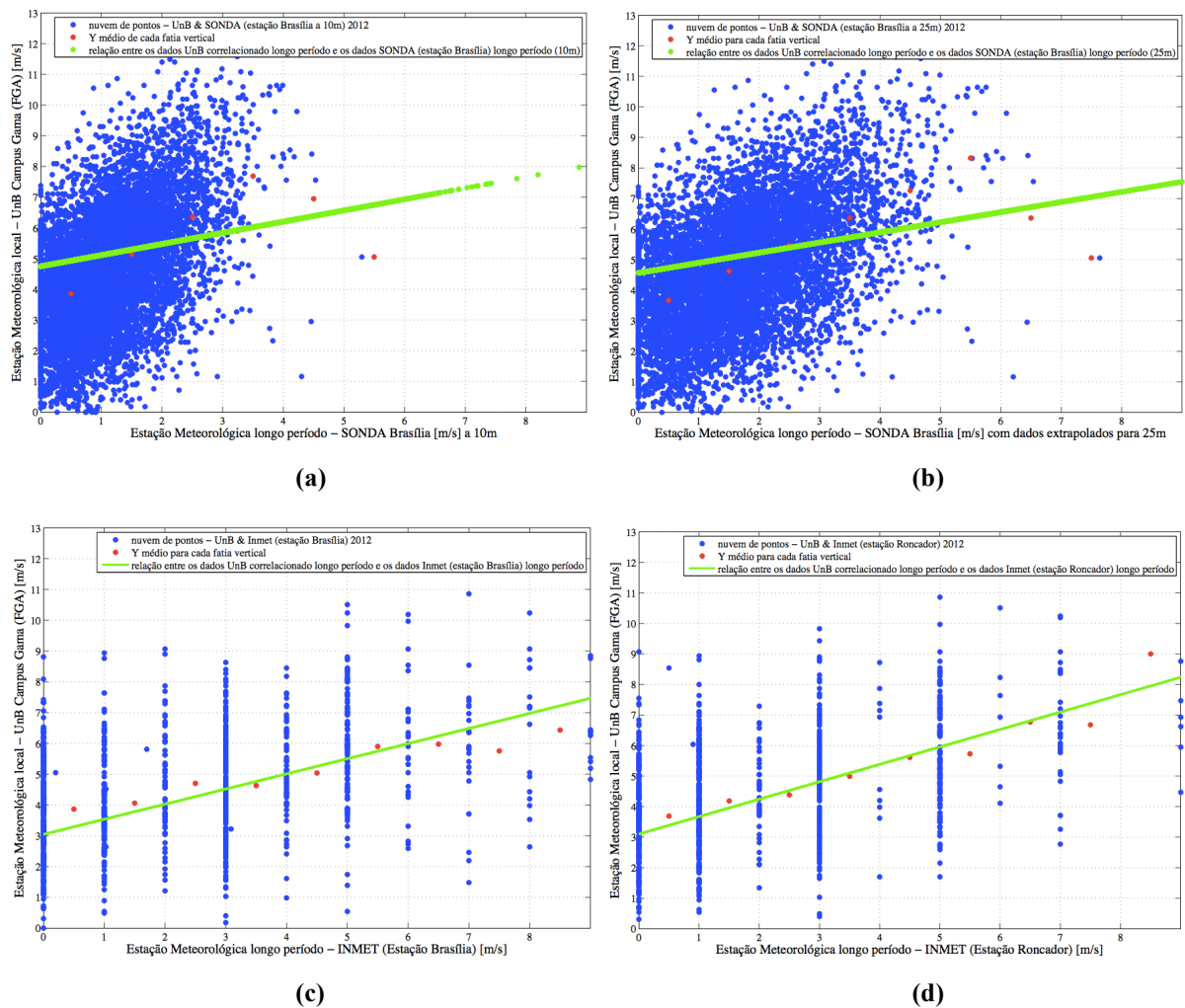


Figura 23. Fatias Verticais (Vertical Slice). a) FGA - SONDA (10m). b) FGA - SONDA (25m) . c) FGA - INMET (Brasília). d) FGA - INMET (Rocador)

¹ Observa-se que devido a rede INMET apresentar dados em 3 horários distintos (00h, 12h e 18h), isso dificultou na formação da curva de relação entre os dados de longo período correlacionado e de referência (linha vermelha).

Pelo fato da rede INMET apresentar dados meteorológicos sempre com número inteiros e em três horários distintos, observou-se uma ausência de pontos de hora em hora, o que dificultou a análise dos gráficos e conseqüentemente na identificação de qual lei de correlação melhor representa a correlação entre as estações meteorológicas FGA e INMET. Quando se analisa os dados do par FGA – SONDA, nota-se que as duas leis de correlação que parecem melhor descrever a nuvem de pontos são a Regressão Linear Simples e Regressão Ortogonal. Entretanto, mostra-se necessário um parâmetro matemático para calcular a diferença dos dados previstos com aqueles realmente coletados no local do futuro parque.

Por isso, os parâmetros apresentados no item 4.5 (Tabela 3) são calculados para os quatro pares de estações meteorológicas (FGA – SONDA a 10m; FGA – SONDA a 25m; FGA – INMET Brasília e FGA – INMET Roncador) e os resultados são apresentados nas Tabelas 4, 5, 6, 7 e 8.

Tabela 4. Resultado dos cálculos para Regressão Linear Simples

| par de estações meteorológicas | média FGA real | R^2 | Bias error (δ) | Erro RMS (σ) | Erro Médio Absoluto ($\epsilon_{\text{médio}}$) | Erro Máx Absoluto ($\epsilon_{\text{máx}}$) |
|--------------------------------|------------------|-------------------|-------------------------|-----------------------|---|---|
| FGA - SONDA 10m | 4,7900000 | 23,949255% | 0,0000000 | 1,7234198 | 1,3807498 | 7,6587890 |
| FGA - SONDA 25m | 4,7900000 | 23,949255% | 0,0000000 | 1,7234198 | 1,3807498 | 7,6587890 |
| FGA - INMET Brasília | 4,6200000 | 0,706384% | 0,0000340 | 1,9528317 | 1,5710284 | 6,3483133 |
| FGA - INMET Roncador | 4,6100000 | 20,005840% | -0,0001943 | 1,6757976 | 1,3432916 | 5,3451757 |
| Média | 4,7025000 | 17,152683% | -0,0000401 | 1,7688672 | 1,4189549 | 6,7527667 |

Tabela 5. Resultados dos cálculos para Regressão Ortogonal

| par de estações meteorológicas | média FGA real | R^2 | Bias error (δ) | Erro RMS (σ) | Erro Médio Absoluto ($\epsilon_{\text{médio}}$) | Erro Máx Absoluto ($\epsilon_{\text{máx}}$) |
|--------------------------------|------------------|-------------------|-------------------------|-----------------------|---|---|
| FGA - SONDA 10m | 4,7941343 | 23,949255% | 0,0000000 | 1,7234198 | 1,3807498 | 7,6587890 |
| FGA - SONDA 25m | 4,7900000 | 19,465242% | 0,0000000 | 2,8184357 | 2,2011506 | 17,2969695 |
| FGA - INMET Brasília | 4,6200000 | 0,697818% | -0,0012865 | 2,2080776 | 1,7758224 | 7,7314536 |
| FGA - INMET Roncador | 4,6050000 | 20,005840% | -0,0003908 | 1,8793915 | 1,4920093 | 6,2357076 |
| Média | 4,7022836 | 16,029539% | -0,0004193 | 2,1573311 | 1,7124330 | 9,7307299 |

Tabela 6. Resultados dos cálculos para Razão de Variância

| par de estações meteorológicas | média FGA real | R ² | Bias error (δ) | Erro RMS (σ) | Erro Médio Absoluto ($\epsilon_{\text{médio}}$) | Erro Máx Absoluto ($\epsilon_{\text{máx}}$) |
|--------------------------------|----------------|----------------|-------------------------|-----------------------|---|---|
| FGA - SONDA 10m | 4,7941343 | 23,949255% | 0,0000000 | 4,5867623 | 3,6020953 | 28,3907974 |
| FGA - SONDA 25m | 4,7941300 | 23,949255% | 0,0000000 | 3,1607524 | 2,4704748 | 19,5999449 |
| FGA - INMET Brasília | 4,6166000 | 0,696952% | -0,0015295 | 2,2684042 | 1,8223400 | 8,0325121 |
| FGA - INMET Roncador | 4,6050000 | 20,005840% | -0,0003983 | 1,8941948 | 1,5025791 | 6,2694907 |
| Média | 4,7024661 | 17,150325% | -0,0004819 | 2,9775284 | 2,3493723 | 15,5731863 |

Tabela 7. Resultados dos cálculos para Weibull

| par de estações meteorológicas | média FGA real | R ² | Bias error (δ) | Erro RMS (σ) | Erro Médio Absoluto ($\epsilon_{\text{médio}}$) | Erro Máx Absoluto ($\epsilon_{\text{máx}}$) |
|--------------------------------|----------------|----------------|-------------------------|-----------------------|---|---|
| FGA - SONDA 10m | 4,7941344 | 20,291824% | -4,2270916 | 4,6303709 | 4,2301826 | 11,3336048 |
| FGA - SONDA 25m | 4,7941344 | 20,216827% | -3,8202945 | 4,2412116 | 3,8304229 | 10,5932541 |
| FGA - INMET Brasília | 4,6165867 | 10,656293% | -3,9014417 | 4,2898218 | 3,9067841 | 9,8382569 |
| FGA - INMET Roncador | 4,6050531 | 13,039824% | -3,7363297 | 4,1360732 | 3,7414219 | 9,6596508 |
| Média | 4,7024772 | 16,051192% | -3,9212894 | 4,3243694 | 3,9272029 | 10,3561916 |

Tabela 8. Resultado dos cálculos para Fatias Verticais (Vertical Slice)

| par de estações meteorológicas | média FGA real | R ² | Bias error (δ) | Erro RMS (σ) | Erro Médio Absoluto ($\epsilon_{\text{médio}}$) | Erro Máx Absoluto ($\epsilon_{\text{máx}}$) |
|--------------------------------|----------------|----------------|-------------------------|-----------------------|---|---|
| FGA - SONDA 10m | 4,79413 | 23,949255% | 0,38657923 | 1,898048858 | 1,51355866 | 6,249745492 |
| FGA - SONDA 25m | 4,79413 | 23,949255% | 0,3356205 | 1,858415395 | 1,481704236 | 6,096037028 |
| FGA - INMET Brasília | 4,6166 | 0,704900% | -0,39341032 | 2,145721528 | 1,711776814 | 6,973732608 |
| FGA - INMET Roncador | 4,605 | 20,005840% | -0,28193708 | 1,730487184 | 1,391879934 | 5,967985821 |
| Média | 4,702465 | 17,152312% | 0,011713083 | 1,908168241 | 1,524729911 | 6,321875237 |

Foram utilizadas as médias dos quatros pares de estações para melhor definir qual lei melhor ajusta os dados de longo período para cada parâmetro calculado. Observa-se que a lei de correlação Fatias Verticais (Vertical Slice) é a que apresenta o menor valor para o erro máximo absoluto, enquanto que para a média dos erros (bias error) é a lei que apresenta o menor valor positivo. Como já mencionado anteriormente, aquele método que apresentar a menor valor positivo da média dos erros (bias error), melhor terá a reprodução dos dados longo período do local estudado [22].

Enquanto que a lei de Regressão Linear Simples, apesar de ser uma das leis mais simples, é a que apresenta os menores valores para o erro RMS e erro médio absoluto, e o maior valor para o coeficiente de determinação (R^2), ou seja, apresenta melhores resultados para 3 dos 5 parâmetros calculados.

Outra análise que pode ser realizada é com relação a altura em que os equipamentos de monitoramento meteorológico estão instalados, para a rede SONDA, foram adotadas duas alturas diferentes: 10m e 25m (dados extrapolados segundo a equação 4.1). Observou-se que para as leis de correlação Regressão Linear Simples, Weibull e Fatias Verticais não ocorreram variações (ou variações mínimas) entre as duas alturas. Entretanto, para as leis de correlação Regressão Ortogonal e Razão de Variância, observou-se uma significativa diferença entre os parâmetros RMS, erro médio absoluto e em principal, o erro máximo absoluto.

Nota-se a necessidade do estudo da extrapolação das alturas, principalmente para as leis Regressão Ortogonal e Razão de Variância aplicadas ao método MCP. Cabe ressaltar que essa extrapolação acarreta em uma nova variável que pode gerar erro em sua extrapolação, conseqüentemente propagando o erro gerado em diversos outros processos.

Ao considerar o parâmetro Médias dos Erros (bias error) como parâmetro base, utilizado pelo empreendedor, observa-se que a lei que melhor reproduz os dados longo período do local estudado (Universidade de Brasília – Campus Gama) é a lei Fatias Verticais. Na Tabela 8, observou-se que dentre os pares de estações meteorológicas, o par que apresenta o menor valor positivo de “bias erro” é o par FGA – SONDA (com os dados extrapolados a 25m), entretanto a diferença entre esse resultado e o par FGA – SONDA (10m) é insignificante, por isso a necessidade do estudo associado à extrapolação, pois para esse caso a extrapolação melhor representou os dados de longo período, mas o erro associado à extrapolação pode interferir em outros aspectos durante o estudo de viabilidade.

A mesma análise pode ser feita para os demais parâmetros, e observou-se que os dois pares que melhor representam o local estudado são: FGA – SONDA (10m) e FGA – INMET

Roncador que estão, respectivamente, a 26km e 18,9km de distância em linha reta segundo a ferramenta Google Earth.

5.2. RESULTADOS OBTIDOS COM O ESTUDO DO RECURSO SOLAR

Análises similares podem ser feitas para o recurso solar, no qual as Fig. 24 a 28 apresentam os gráficos de dispersão entre a estação meteorológica da FGA e a estação meteorológica da rede SONDA à 10m de altura, além da curva de correlação entre os dados para as cinco leis de correlação aplicadas ao recurso solar: Regressão Linear Simples, Regressão Ortogonal, Razão de Variância, Fatias Verticais e Regressão Linear por Segmentação (método proposto pela autora no item 4.2 deste trabalho).

Como já mencionado anteriormente, o estudo do potencial solar só será desenvolvido para o par FGA – SONDA, por a rede INMET não disponibilizar os dados da irradiância solar.

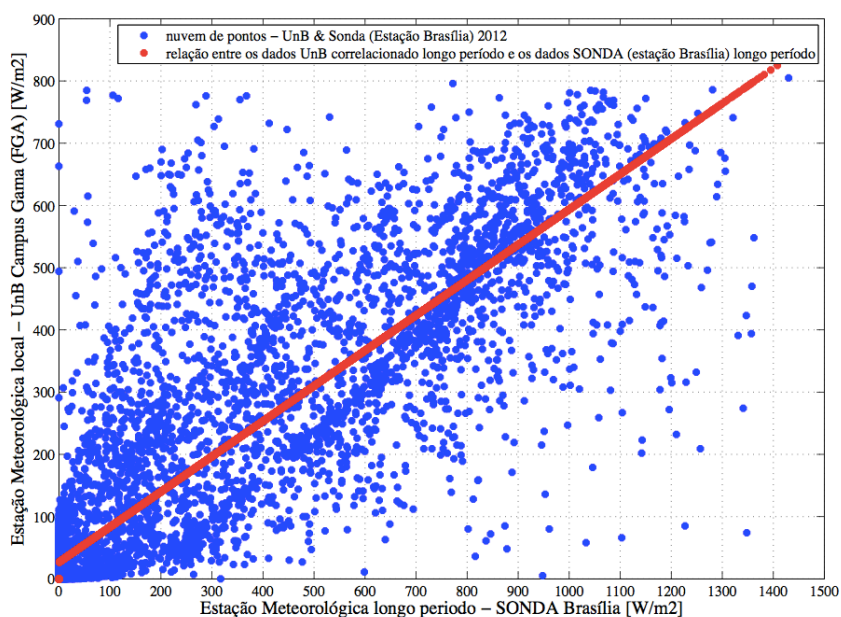


Figura 24. Regressão Linear Simples (irradiância global)

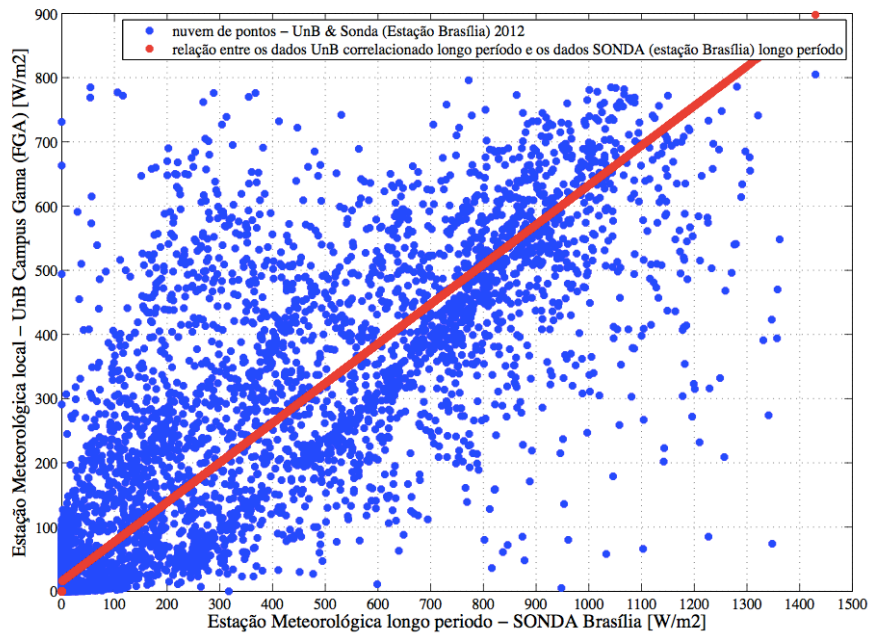


Figura 25. Regressão Ortogonal (irradiância global)

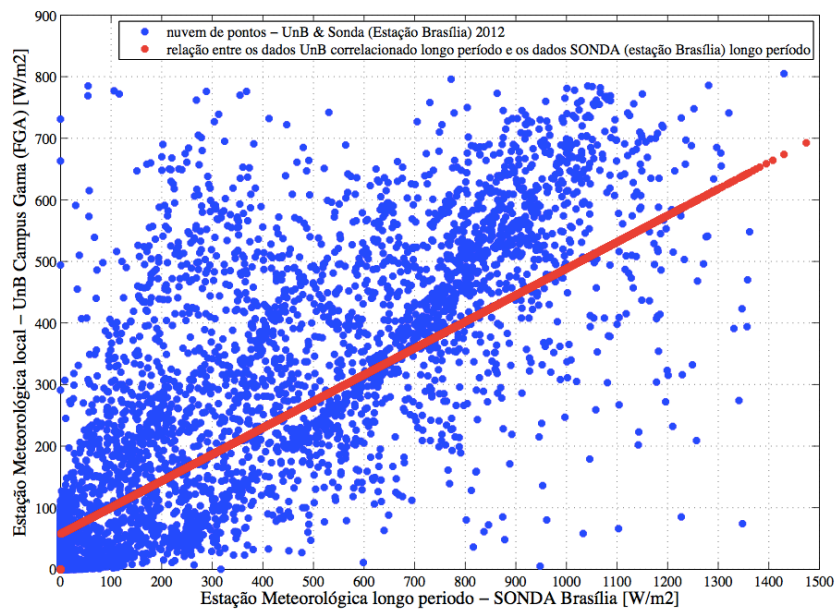


Figura 26. Razão de Variância (irradiância global)

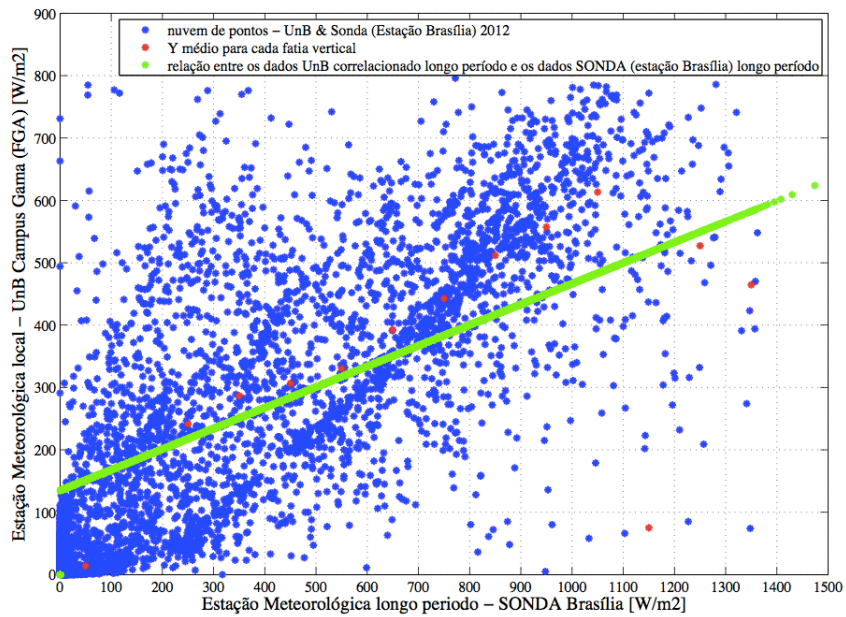


Figura 27. Fatias Verticais (irradiância global)

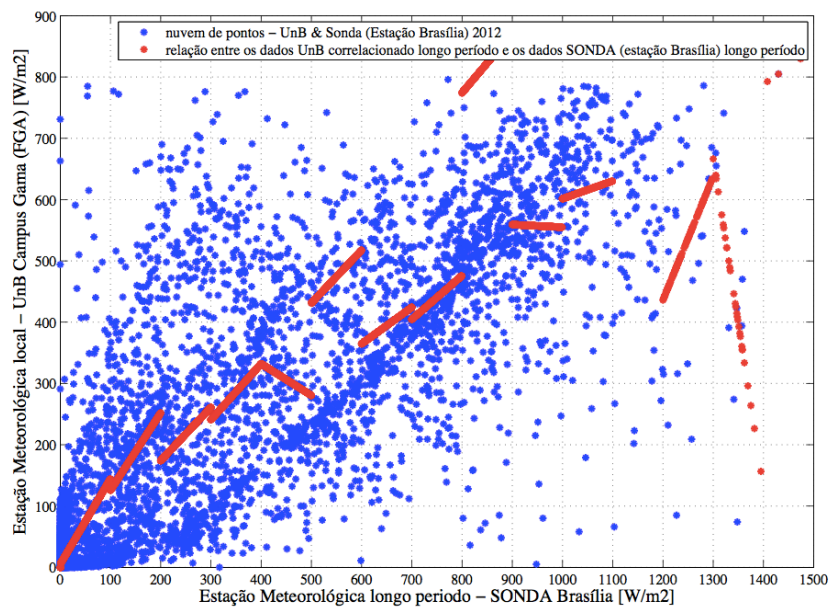


Figura 28. Regressão Linear por Segmentação (irradiância global)

De acordo com a teoria desenvolvida para a lei Regressão Linear por Segmentação, a Fig. 28 não apresenta uma reta contínua, pois para cada fatia de 100 W/m^2 uma nova regressão linear é gerada. Não se pode inferir qual a lei de correlação que melhor representa a nuvem de pontos, portanto são cálculos os parâmetros apresentados no item 4.5 (Tabela 3) e eles são apresentados na Tabela 9.

Tabela 9. Resultado dos cálculos para o par FGA - SONDA

| | média FGA real | R ² | Bias error (δ) | Erro RMS (σ) | Erro Médio Absoluto ($\epsilon_{\text{médio}}$) | Erro Máx Absoluto ($\epsilon_{\text{máx}}$) |
|---|----------------|----------------|-------------------------|-----------------------|---|---|
| Regressão Linear Simples | 154,075565 | 75,723209% | -13,246922 | 106,416385 | 55,847566 | 731,000000 |
| Regressão Ortogonal | 154,075565 | 75,248036% | -7,610324 | 108,598086 | 56,827999 | 773,263626 |
| Razão de Variância | 154,075565 | 75,248036% | -28,542719 | 109,948719 | 60,100604 | 731,000000 |
| Fatias Verticais | 154,075565 | 75,672063% | -12,092043 | 108,735557 | 63,422638 | 731,000000 |
| Regressão Linear por Segmentação | 154,075565 | 75,472836% | 18,639480 | 133,122861 | 69,595649 | 1042,637138 |

Uma análise inicial dos resultados indica que, em geral, a lei de correlação Regressão Linear Simples é a que apresenta melhor correlação com os dados medidos na campanha de medição instalada na Universidade de Brasília – Campus Gama (FGA) por apresentar melhores resultados nos 4 dos 5 parâmetros calculados: coeficiente de determinação (R²), erro RMS e os erros absolutos, tanto médio como máximo.

Em outras palavras, a lei de correlação Regressão Linear Simples apresentou o maior valor para o coeficiente de determinação o que avalia a qualidade do ajuste de 75% aproximadamente. Também obteve os menores valores para erro RMS, erro médio e máximo absoluto.

A lei de Regressão Linear por Segmentação foi o que apresentou o melhor valor para a média dos erros (“bias error”). Tomando destaque para esse parâmetro, esperava-se que essa lei melhor reproduzisse o local de estudo em um longo período, pois ao determinar uma equação linear para cada fatia vertical, isso garante uma boa representatividade de todo o conjunto de dados correlacionados.

Sabe-se que dos recursos apresentados no presente trabalho, a Regressão Linear Simples e a Regressão Linear por Segmentação foram as leis que apresentaram os melhores resultados segundo os parâmetros predeterminados. Entretanto, o contínuo estudo sobre as leis de correlação solar ainda é necessária para reduzir os valores encontrados nos parâmetros calculados, ou seja, a necessidade de desenvolver novas leis de correlação aplicados ao recurso solar.

6. CONCLUSÃO

A fim de prever a produção de energia de um parque eólico ou solar fotovoltaico são necessárias as informações climáticas do local. Melhorias nas previsões de velocidade do vento e irradiância solar vão reduzir a incerteza no rendimento da energia disponível, o que por sua vez irá reduzir os riscos financeiros do parque.

A partir de revisões bibliográficas apresentadas neste trabalho foi possível compreender melhor o funcionamento do método MCP (Medir – Correlacionar – Predizer) e suas leis de correlação. Nota-se uma grande variedade das leis de correlação nas indústrias eólicas, no entanto, para avaliação do recurso solar são poucos os estudos existentes.

Para o caso estudado, foram utilizados as estações meteorológicas da Universidade de Brasília Campus Gama, da rede SONDA (estação Brasília) e da rede INMET (estações Brasília e Roncador). E, portanto, para a aplicação do método MCP foram estruturados diferentes pares de estações meteorológicas. Para análise do recurso eólica foram utilizados os pares: FGA –SONDA, FGA-INMET Brasília e FGA-INMET Roncando; enquanto que para o recurso solar só foi utilizado o par FGA – SONDA, pois a rede INMET não fornecer os dados da variável irradiância solar em seu site.

Utilizando os parâmetros para o cálculo do erro, conclui-se que a lei de correlação Fatias Verticais (Vertical Slice) foi a que apresentou melhores valores atribuídos ao erro máximo absoluto e a média dos erros (bias erros). Enquanto que o método Regressão Linear Simples, apesar de sua simplicidade, apresentou melhores resultados para os 3 dos 5 parâmetros calculados: coeficiente de determinação, erro RMS e erro médio absoluto.

As diferenças encontradas nos cálculos dos erros referentes à extrapolação da altura dos equipamentos são pequenas para a maioria das leis de correlação, entretanto para as leis Regressão Ortogonal e Razão de Variância foram observados diferenças consideráveis entre os valores dos parâmetros, principalmente para o erro RMS, erro absoluto e, em principal, erro máximo absoluto.

Uma rápida avaliação, considerando a análise de todos os parâmetros, conclui-se ainda que as estações meteorológicas SONDA e INMET Roncador foram os que apresentaram os melhores resultados. Devido o destaque do parâmetro “bias erro” nas indústrias eólica, esse teve maior destaque no estudo em tela, e portanto, a lei que melhor reproduziu os dados de longo período, e dentre os pares de estações correlacionados, o par FGA – SONDA foi o que representou melhor “bias error”.

A redução dos preços das placas fotovoltaicas é o maior incentivo para a instalação de novos parques solares, tal fato gera a necessidade de estudar diferentes métodos de correlação para melhorar a sua aplicação. Por isso, diferentes leis de correlação (quatro utilizadas na indústria eólica e uma lei de correlação proposta) foram aplicadas ao par de estações meteorológicas FGA-SONDA. Onde se conclui que a lei Regressão Linear Simples foi a que apresentou melhores valores nos 4 dos 5 parâmetros de cálculo do erro. Entretanto, foi a lei de correlação Regressão Linear por Segmentação que apresentou o melhor valor para o “bias erros”. O parâmetro “bias error”, como já mencionado anteriormente, é o mais utilizado pelas indústrias eólicas e teve destaque no estudo do recurso solar.

A Tabela 10 apresenta um resumo das leis de correlação aplicadas a indústria eólica ou solar fotovoltaica ou em ambas testadas no presente estudo ou em bibliografias utilizadas.

Tabela 10. Aplicação das leis de correlação na indústria da energia eólica e da energia solar fotovoltaica

| Lei de correlação | Eólica | Solar |
|---|---|---|
| Regressão Linear Simples (Linear Least Squares) | [16] bons resultados em 3 dos 5 parâmetros calculados | [14] Bons resultados em 4 dos 5 parâmetros calculados |
| Regressão Ortogonal (Orthogonal Least Squares) | [16] [17] | Testada no presente trabalho |
| Razão de Variância (Variance Ratio) | [10] [16] | [14] Testada no presente trabalho |
| Weibull | [16] | Não aplicada ao recurso solar |
| Fatias Verticais (Vertical Slice) | [16] [18] | Testada no presente trabalho |
| Regressão Linear Simples por Segmentação | Não aplicado | Apresentou o menor “bias erro” positivo |

Nota-se o contínuo estudo sobre o tema, pois muitas pontos devem ser melhor detalhados, por exemplo: um estudo associado a extrapolação das alturas dos equipamentos, observando a influência que este possui sobre os dados tanto para a aplicação do método MCP como para outros cálculos. A necessidade de estudos relacionados a máxima distância entre as estações que serão correlacionadas, para o presente estudo foi utilizada a distância predeterminada pela empresa francesa La Compagnie du Vent no qual os estudos foram feitos para o terreno francês, por isso a necessidade de um estudo detalho sobre essa distância, pois espera-se que essa distância pode ser maior quando os terrenos apresentam topografias próximas, que é o caso do Centro-Oeste.

BIBLIOGRAFIA

- [1] O futuro : Os níveis de CO₂. Disponível em <http://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/reducao_de_impactos2/clima/mud/>. Acesso em 23 de agosto de [1] AGÊNCIA NACIONAL ENERGIA ELÉTRICA (ANEEL). **Parte I : Energia no Brasil e no mundo**. Brasília. 2008.
- [2] O futuro : Os níveis de CO₂. Disponível em <http://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/reducao_de_impactos2/clima/mud/>. Acesso em 23 de agosto de 2013.
- [3] INSTITUTO NACIONAL DE EFICIENCIA ENERGÉTICA (INEE), *Conservação de energia e emissões de gases do efeito estufa no Brasil*, novembro de 1998.
- [4] BRASIL, Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI), Secretaria de Políticas e Programas de Pesquisa e Desenvolvimento (SEPED) e Coordenação Geral de Mudanças Globais de Clima (CGMC) , *Estimativas anuais de emissões de gases de efeito estufa no Brasil*. Brasília, 2013.
- [5] Proinfra. Disponível em <<http://www.mme.gov.br/programas/proinfra/>>. Acesso em 27 de setembro de 2013.
- [6] Greenpeace. Disponível em <<http://www.greenpeace.org/france/fr/campagnes/energie-et-climat/fiches-thematiques/les-energies-renouvelables-en-france/>>. Acesso em 18 de abril de 2013.
- [7] GOVERNO FEDERAL - Comitê Interministerial sobre mudança do Clima. Decreto nº 6.263. **Plano Nacional sobre mudança do Clima (PNMC) – Brasil**. Novembro, 2007.
- [8] VILLALVA, M.G., GAZOLI, J. R. Energia Solar Fotovoltaica : Conceitos e Aplicações. São Paulo. Editora Érica Ltda, 2013. 224 p.
- [9] Growth of Global Solar and Wind Energy Continues to Outpace Other Technologies. Disponível em <<http://www.worldwatch.org/growth-global-solar-and-wind-energy-continues-outpace-other-technologies-0>>. Acesso em 24 de agosto de 2013.
- [10] PINTO, M. **Fundamentos de Energia Eólica**. Rio de Janeiro : LTC, 2013. 368 p.
- [11] TERRIS, G. *Cahier des charges Installation de campagne de mesures solaires*. Documento interno da empresa francesa La Compagnie du Vent, Julho 2009.
- [12] SPECIAN, V., ANDRADE, L.A. **Implantação de rede de coleta de dados climáticos como subsídio à pesquisa Geoambiental no Município de Iporá-GO – 1º Fase**. Unidade Universitária de Iporá – UEG. Iporá. Goiás. 2006.
- [13] DIAZ, B. *Amélioration des previsions de productible éolien*. Documento interno da empresa francesa La Compagnie du Vent. Agosto 2011.
- [14] THUMAN,C., SCHINITZER, M., JOHNSON, P., *Quantifying the accuracy of the use of Measure-Correlate-Predict Methodology for Methodology for Long-Term Solar Resource Estimates*.
- [15] THOGERSEN, M. et al. *Mesure-Correlate-Predict Methods : Case Studies and Software Implementation*.
- [16] Windographer Help (Compare – Measure Correlate Predict)
- [17] ANDERSON, Mike. *A Review of MCP Techniques*. Dezembro 2004.
- [18] LEBLANC, M. et al. *Is a Non-linear MCP method a useful tool for North American Wind regimes?* 2007.
- [19] MASCATI, M. C. L. et all. **Estudo climatológico sobre a costa Sul-Sudeste do Brasil. Parte I : Levantamento da disponibilidade de dados meteorológicos**. Divisão de Ciências Meteorológicas/Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – DCM/INPE/MCT. São

José dos Campos. 2000.

[20] SONDA. Disponível em <<http://sonda.ccst.inpe.br/infos/validacao.html>>. Acesso em: 01 de outubro de 2013.

[21] PEÑA, D. **Análisis de datos multivariantes**. Madrid : Mc Graw Hill Companies, 2002. 539 p.

[22] Bass, J. H., REBBECK, M., LANDBERG, L., CABRÉ, M., HUNTER, A. **An improved Measure-Correlate-Predict algorithm for the prediction of the long term Wind climate in regions of complex environment**. Julho, 2000.

[23] SHEPPARD, C. *Analysis of The Measure-Correlate-Predict Methodology for Wind Resource Assessment*. Humboldt State University. Novembro 2009.

[24] EPE , Empresa de Pesquisa Energética, **Resenha mensal do mercado de energia elétrica**, Ano VI, número 69, Junho, 2013.

APÊNDICE

Esse método já foi abordado na presente relatório (5.1.3), mas o seu desenvolvimento de sua equação será descrita a seguir. Ela utiliza como base o método linear ($y = mx + b$) e a variância das variáveis como mostra a equação abaixo :

$$\sigma^2(y) = \sigma^2(mx + b) = m^2\sigma^2(x)$$

Onde :

$$m^2 = \frac{\sigma^2(y)}{\sigma^2(x)}$$

A inclinação da curva (m) é o desvio padrão da variável correlacionada com a variável de referencia (estação meteorológica) :

$$m = \frac{\sigma(y)}{\sigma(x)}$$

Logo, a média das variáveis são :

$$\bar{y} = m\bar{x} + b = \frac{\sigma(y)}{\sigma(x)}\bar{x} + b$$

O coeficiente b é determinado pela equação abaixo :

$$b = \bar{y} - \frac{\sigma(y)}{\sigma(x)}\bar{x}$$

A equação que regula este método é :

$$\hat{y} = \left(\bar{U}_y - \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \bar{U}_x \right) + \left(\frac{\sigma_y}{\sigma_x} \right) x$$

Onde : y – variável local correlacionada

x – variável longo período (Estação Meteorológica)

\bar{U}_y – média da variável local (curto período)

\bar{U}_x - média da variável longo período (meteorológica)

σ_y et σ_x – variância das variáveis x e y

