UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE ENERGIA E AMBIENTE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENERGIA

JOSÉ VITOR PEREIRA MIGUEL

**A INFLUÊNCIA DA DURAÇÃO DA CAMPANHA DE MEDIÇÃO
ANEMOMÉTRICA NA AVALIAÇÃO DE RECURSOS EÓLICOS COM
BASE NA APLICAÇÃO DE MÉTODOS MCP**

SÃO PAULO

2016

JOSÉ VITOR PEREIRA MIGUEL

A INFLUÊNCIA DA DURAÇÃO DA CAMPANHA DE MEDIÇÃO ANEMOMÉTRICA
NA AVALIAÇÃO DE RECURSOS EÓLICOS COM BASE NA APLICAÇÃO DE
MÉTODOS MCP

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Energia do Instituto de Energia e Ambiente da Universidade de São Paulo para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Ildo Luís Sauer

Versão Corrigida

São Paulo

2016

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

FICHA CATALOGRÁFICA

Miguel, José Vitor Pereira.

A influência da duração da campanha de medição anemométrica na avaliação de recursos eólicos com base na aplicação de métodos MCP / José Vitor Pereira Miguel; orientador : Ildo Luís Sauer .– São Paulo, 2016. 135 f.: il.; 30 cm.

Dissertação (Mestrado em Ciências) – Programa de Pós-Graduação em Energia – Instituto de Energia e Ambiente da Universidade de São Paulo

1. Energia eólica - avaliação. 2. Fontes naturais de energia. 3. Medição anemométrica. I. Título.

Nome: MIGUEL, José Vitor Pereira

Título: A influência da duração da campanha de medição anemométrica na avaliação de recursos eólicos com base na aplicação de métodos MCP

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Energia do Instituto de Energia e Ambiente da Universidade de São Paulo para a obtenção do título de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Ildo Luís Sauer

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Assinatura: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Presidente

Assinatura: _____

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho
a todos que se esforçam
em prol de uma sociedade
mais justa;
pautada pelo uso consciente
dos recursos naturais
de nosso planeta.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, aos meus pais, pela educação e formação pessoal e profissional que puderam me proporcionar; pelo suporte e voto de confiança que me são concedidos em cada uma de minhas escolhas; pelo apoio incondicional.

À minha irmã Maria Laura e seu marido Gustavo, pela paciência e abrigo concedidos ao longo desta jornada; pelas conversas e risadas sagradas, em momentos cotidianos de descontração e carinho.

Aos professores Eliane e Ildo, que me acolheram e disponibilizaram meios para realização de meu trabalho; pelo conhecimento compartilhado, pelos valiosos *insights*, pela confiança e pela liberdade, fundamentais na execução de minha pesquisa.

Agradeço à Carol, por sua habilidade de me fazer sentir tão bem e tão capaz na realização de minhas responsabilidades; pelo apoio e pela fortificação de meu lado emocional; por me acompanhar sempre, tanto no cotidiano quanto nas ótimas fugas da realidade.

Aos colegas de laboratório, pelas conversas e conselhos que não se restringiam ao campo acadêmico, e que por certo influenciaram o meu trabalho bem como o dia-a-dia no instituto.

Aos demais professores e funcionários do IEE, por todo o apoio que é estendido ao corpo discente e que sustenta a condição de ensino superior necessária à formação de mestres e doutores.

Aos amigos de faculdade e de república, que compartilham de minhas memórias mais marcantes. Eles se mantiveram presentes em minha vida e a cada encontro sinto que os laços de amizade se fortalecem ainda mais.

Aos amigos contrerrâneos e familiares, pela presença agradável essencial, fazendo papel de porto seguro e de companhia para qualquer hora e lugar.

Por fim, agradeço ao contribuinte do estado de São Paulo que, conscientemente ou não, provê recursos para sustentar a excelência de ensino que tive o privilégio de explorar ao longo de meus anos de graduação e pós-graduação nos *campi* da Universidade de São Paulo.

EPÍGRAFE

*“Don’t run for trains. Snub your destiny.
I have taught myself to resist running to keep on schedule.
In refusing to run to catch trains, I have felt the true value of
elegance and aesthetics in behavior, a sense of being in
control of my time, my schedule, and my life.
Missing a train is only painful if you run after it!
Likewise, not matching the idea of success others expect
from you is only painful if that’s what you are seeking.
You stand above the rat race and the pecking order,
not outside of it, if you do so by choice.”*

Nassim Nicholas Taleb

RESUMO

MIGUEL, José Vitor Pereira. **A influência da duração da campanha de medição anemométrica na avaliação de recursos eólicos com base na aplicação de métodos MCP.** 2016. 134 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Programa de Pós-Graduação em Energia da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

Impulsionado pela mecânica de leilões de energia, o aproveitamento energético de recursos eólicos no Brasil atravessa um momento de expansão em participação na matriz de energia elétrica nacional. Não obstante, o desempenho da geração dos parques eólicos que estão em operação foi monitorado e apresentou, em média, resultados aquém daquilo que fora confiado ao Sistema Interligado Nacional, revelando que as estimativas de geração projetadas e declaradas por alguns dos projetos vencedores dos processos licitatórios podem ter sido supervalorizadas. Tal cenário provocou a exigência de medidas mais conservadoras para participação nos leilões de energia, como a já vigente adoção do P90 no cálculo da Garantia Física e o aumento da duração da campanha de medição anemométrica, a entrar em vigor a partir de 2017. Sendo o vento uma variável estocástica, existem incertezas intrínsecas à Avaliação de Recursos Eólicos que influenciam no processo de estimação da geração por um parque eólico e que devem, desta forma, ser identificadas, quantificadas e reduzidas, na medida do possível. Nesse sentido, este trabalho estuda a influência da duração da campanha de medição anemométrica na Avaliação de Recursos Eólicos com base na aplicação do método MCP – ferramenta imprescindível no processo de caracterização do regime eólico no longo prazo – com vistas para aprimorar a exatidão das previsões de geração pela fonte eólica. Para tanto, foram utilizadas quatro bases de dados contendo séries temporais de velocidade e direção do vento referentes a uma região de interesse. Inicialmente, nove diferentes métodos MCP foram testados e comparados, sendo que o método *Vertical Slice* – aplicado com auxílio do *software Windographer* – destacou-se dos demais e mostrou-se mais aderente aos dados utilizados conforme as métricas de Erro Absoluto Médio e Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio. Posteriormente, as bases de dados foram configuradas para simular campanhas de medição anemométricas com durações que variavam de 2 a 6 anos, de modo a avaliar o comportamento da incerteza relativa à caracterização histórica de recursos eólicos e analisar em que medida esta incerteza impacta no cálculo da estimativa de geração de eletricidade por um conjunto de aerogeradores hipoteticamente dispostos naquele local de interesse. Foi possível verificar que, para os dados e casos analisados, à medida que se aumentou a duração da campanha de medição anemométrica, a incerteza da caracterização histórica de recursos eólicos sofreu queda significativa; determinando, por conseguinte, redução da incerteza total que permeia a geração eólica. Ademais, a quantidade de energia estimada para o parque eólico hipotético exemplificado também decresceu, permitindo melhora na acurácia da previsão de geração e beneficiando a confiabilidade da fonte eólica no sistema elétrico brasileiro.

Palavras-chave: avaliação de recursos eólicos, campanha de medição anemométrica, incerteza da caracterização histórica de recursos eólicos, métodos MCP, previsão de geração.

ABSTRACT

MIGUEL, José Vitor Pereira. **The influence of the wind measurement campaign's span on a MCP-based wind resource assessment.** 2016. 134 f. Master's Dissertation – Graduate Program on Energy, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2016.

Driven by the energy auctions' system, the energetic harnessing of wind resource in Brazil is now going through a phase of expansion in participation in the national electric energy mix. Nevertheless, the performance of power generation of in-operation wind farms was monitored and the results proved to be, on average, below what was initially entrusted to the National Grid System, indicating that the energy production estimations projected by some energy auctions' winners could have been overestimated. This scenario has caused the requirements for participating in the energy auctions to be more conservative, with measures such as the adoption of the P90 on the calculation of the physical guarantee and the increase of the wind measurement campaign's time span – the latter to be enforced as of 2017. The wind is a stochastic resource, hence there are uncertainties intrinsic to the Wind Resource Assessment that influence a wind farm's power generation estimation and that need to be properly identified, quantified and reduced, as far as possible. In this respect, the influence of a wind measurement campaign's time span on the Wind Resource Assessment based on MCP methods – an important tool in the process of characterizing the long-term wind regime – was studied in order to detect the potential of enhancing the accuracy of wind power generation forecasts. For this purpose, four databases containing time series of wind speed and direction belonging to a target site were used. Firstly, nine different MCP methods were tested and compared, of which the Vertical Slice method – implemented on the software Windographer – outperformed all the others according to the Mean Absolute Error and Root Mean Square Error metrics. Subsequently, the databases were set to simulate campaigns with time spans varying from 2 to 6 years, in such a way to evaluate the behavior of the uncertainty in the long-term wind speed and to analyze how this uncertainty impacts the calculation of the energy production estimation of an array of wind turbines hypothetically placed on that target site. From the analyzed data and cases, it was verified that, as the wind measurement campaign's time span was increased, the uncertainty in the long-term wind speed was significantly diminished, thereby reducing the overall uncertainty that pervades the wind power harnessing. Furthermore, the energy production estimation of the exemplified hypothetical wind farm also decreased, allowing an improvement on the accuracy of the energy generation prediction and benefiting the reliability of wind power in the Brazilian electric system.

Keywords: wind resource assessment, wind measurement campaign, uncertainty in the long-term wind speed, MCP methods, power generation estimation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Fases da Avaliação de Recursos Eólicos	30
Figura 2 - A construção de uma série temporal de dados anemométricos de longo prazo pelo MCP.....	33
Figura 3 - Diferenças consideradas nos algoritmos dos métodos <i>Linear Least Squares</i> (regressão linear, à esquerda) e <i>Total Least Squares</i> (regressão ortogonal, à direita)	39
Figura 4 - Exemplo de uma curva resultante da aplicação do método <i>Vertical Slice</i> , que representa a correlação entre os dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência	41
Figura 5 - Exemplo do agrupamento dos dados em um dado setor e da realização da regressão linear considerando um limite inferior para a velocidade do vento no local de referência	42
Figura 6 - Exemplo do agrupamento dos dados em setores dinamicamente estipulados e a curva suavizada resultante, que descreve a velocidade do vento no local de interesse no longo prazo em função da velocidade do vento no local de referência	43
Figura 7 - Exemplo de uma curva resultante da aplicação do método <i>Weibull Fit</i> , que representa a correlação entre os dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência....	50
Figura 8 - Primeiro passo: criação da função massa de probabilidade (PMF)	54
Figura 9 - Segundo passo: transformação das velocidades do vento do local de interesse em valores percentis	54
Figura 10 - Terceiro passo: caracterização estatística das séries temporais de percentis.....	55
Figura 11 - Quarto passo: transformação dos valores percentis em valores de velocidade do vento para o local de interesse.....	55
Figura 12 - Perfil diário da velocidade do vento para as bases de dados 1 e 2 (ambas medidas às alturas de 42, 66 e 81 metros) e das bases de dados 3 e 4 (medidas à altura de 50 metros e com uma extrapolação vertical à altura de 81 metros)	69
Figura 13 - Perfil mensal da velocidade do vento para as bases de dados 1 e 2 (ambas medidas às alturas de 42, 66 e 81 metros) e das bases de dados 3 e 4 (medidas à altura de 50 metros e com uma extrapolação vertical à altura de 81 metros)	70
Figura 14 - Rosa dos ventos das bases de dados 1 e 2 (ambas medidas à altura de 81 metros) e das bases de dados 3 e 4 (medidas à altura de 50 metros).....	71
Figura 15 - Frequência de distribuição da velocidade de vento sobreposta por uma distribuição do tipo <i>Weibull</i> , para as bases de dados 1, 2, 3 e 4.....	72

Figura 16 - Complexidade topográfica da microrregião que compreende os locais das bases de dados	73
Figura 17 - Perfil de relevo: aproximações das altitudes dos locais das bases de dados 3, 1, 2 e 4 estão indicadas, da esquerda para a direita, pelas demarcações sobrepostas ao desenho do perfil de relevo.....	74
Figura 18 - Esquema do procedimento de aplicação dos métodos MCP para diferentes combinações das bases de dados	78
Figura 19 - Relação entre os valores de velocidade de vento da Série de Referência e os da Série de Interesse e a tendência na sintetização dos dados artificiais pelos métodos MCP	84
Figura 20 - Resumo da análise dos resultados dos indicadores EM, EAM, RQEQM e EPAM	90
Figura 21 - Esquema do procedimento do cálculo da incerteza da caracterização do regime eólico de longo prazo do local de interesse	97
Figura 22 - Relação entre os valores de velocidade de vento da Série de Referência e os da Série de Interesse e a tendência na sintetização dos dados artificiais pelos métodos MCP	101
Figura 23 - Coeficiente de potência e curva de potência de uma turbina eólica em função da velocidade do vento	105
Figura 24 - Exemplo de uma distribuição normal da produção de energia.....	109
Figura 25 - Esquema da aplicação do método MCP <i>Vertical Slice</i> com variações no comprimento da série de interesse que simulam diferentes durações do período de medição anemométrica.....	111
Figura 26 - Esquema da extrapolação vertical dos dados de velocidade de vento à altura de 81 metros em relação ao solo	112
Figura 27 - Perfil vertical da velocidade do vento de BD1, à esquerda, e de BD2, à direita .	113
Figura 28 - Curvas de Potências das turbinas selecionadas.....	114
Figura 29 - Esquema do cálculo do P50	115
Figura 30 - Esquema do cálculo do P90	117
Figura 31 - Esquema do cálculo da Garantia Física	118
Figura 32 - Esquema do cálculo do Fator de Capacidade para parque eólico hipotético composto por 15 turbinas de mesmo tipo	118

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Evolução da capacidade instalada de energia eólica no Brasil, com projeção até o ano de 2019.....	21
Gráfico 2 - Matriz de Energia Elétrica do Brasil em 08/06/2016, com participação de quase 6% da fonte eólica.....	22
Gráfico 3 - Erro médio dos nove métodos MCP testados para cada uma das 14 configurações entre as bases de dados	86
Gráfico 4 - Erro absoluto médio dos nove métodos MCP testados para cada uma das 14 configurações entre as bases de dados.....	87
Gráfico 5 - Raiz quadrada do erro quadrático médio dos nove métodos MCP testados para cada uma das 14 configurações entre as bases de dados	88
Gráfico 6 - Raiz percentual absoluto médio dos nove métodos MCP testados para cada uma das 14 configurações entre as bases de dados.....	89
Gráfico 7 - Incerteza da caracterização do regime eólico de longo prazo para diferentes durações da campanha de medição anemométrica no local de interesse.....	101
Gráfico 8 - Índice de correlação de Pearson (r) em função da altura de medição anemométrica das séries de interesse da BD1 para diferentes durações do período de medição	102
Gráfico 9 - Índice de correlação de Pearson (r) em função da altura de medição anemométrica das séries de interesse da BD2 para diferentes durações do período de medição	103
Gráfico 10 - Fator de Capacidade previsto para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD1	122
Gráfico 11 - Fator de Capacidade previsto para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD2	122
Gráfico 12 - Parâmetros P50 e P90 de previsão de geração calculados para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD1	123
Gráfico 13 - Parâmetros P50 e P90 de previsão de geração calculados para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD2.....	124
Gráfico 14 - Razão entre valores de P90 e P50 obtidos para as séries de BD1 e BD2 utilizadas no cálculo da previsão de geração por parques eólicos hipotéticos	125

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Empreendimentos Elétricos em Operação em 08/06/2016	22
Tabela 2 - Média dos FC verificados e dos FC previstos.....	23
Tabela 3 - Fontes de incerteza na Avaliação de Recursos Eólicos e na estimação da produção de energia.....	31
Tabela 4 - Resumo dos métodos MCP revisados	65
Tabela 5 - Caracterização das bases de dados	68
Tabela 6 - Resultados da análise de erros para BD1 a 81 metros como local de interesse e BD2 a 81 metros como local de referência	79
Tabela 7 - Resultados da análise de erros para BD2 a 81 metros como local de interesse e BD1 a 81 metros como local de referência	79
Tabela 8 - Resultados da análise de erros para BD1 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência	79
Tabela 9 - Resultados da análise de erros para BD1 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência	80
Tabela 10 - Resultados da análise de erros para BD1 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência	80
Tabela 11 - Resultados da análise de erros para BD2 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência	80
Tabela 12 - Resultados da análise de erros para BD2 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência	81
Tabela 13 - Resultados da análise de erros para BD2 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência	81
Tabela 14 - Resultados da análise de erros para BD1 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência	81
Tabela 15 - Resultados da análise de erros para BD1 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência	82
Tabela 16 - Resultados da análise de erros para BD1 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência	82
Tabela 17 - Resultados da análise de erros para BD2 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência	82
Tabela 18 - Resultados da análise de erros para BD2 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência	83

Tabela 19 - Resultados da análise de erros para BD2 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência	83
Tabela 20 - Médias anuais de cada série de dados [m/s]	94
Tabela 21 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD1 e BD3 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica	96
Tabela 22 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD2 e BD3 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica	96
Tabela 23 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD1 e BD4 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica	96
Tabela 24 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD2 e BD4 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica	96
Tabela 25 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	97
Tabela 26 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	98
Tabela 27 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	98
Tabela 28 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	98
Tabela 29 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	98
Tabela 30 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	99
Tabela 31 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição	99

Tabela 32 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 60 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição.....	99
Tabela 33 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição.....	99
Tabela 34 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição.....	100
Tabela 35 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição.....	100
Tabela 36 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição.....	100
Tabela 37 - Caracterização do perfil vertical da velocidade do vento de BD1 e BD2.....	112
Tabela 38 - Perdas utilizadas no cálculo do P50	113
Tabela 39 - Incertezas utilizadas no cálculo da incerteza padrão.....	116
Tabela 40 - Incerteza padrão em função da duração da campanha de medição anemométrica e da incerteza da caracterização histórica dos dados horários de BD1 a 42 metros e BD3 a 50 metros	116
Tabela 41- Incerteza padrão em função da duração da campanha de medição anemométrica e da incerteza da caracterização histórica dos dados horários de BD2 a 42 metros e BD3 a 50 metros	117
Tabela 42 - Perdas utilizadas no cálculo da Garantia Física	118
Tabela 43 - P50 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]	119
Tabela 44 - P90 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]	119
Tabela 45 - GF em MWs médios para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MW médios]	119

Tabela 46 - FC para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [%]	120
Tabela 47 - P50 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]	120
Tabela 48 - P90 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]	120
Tabela 49 - GF para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MW médios]	120
Tabela 50 - FC para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [%]	121
Tabela 51 - Quantidade de energia relativa à incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]	126
Tabela 52 - Quantidade de energia relativa à incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]	126

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANN	Rede Neural Artificial
ARE	Avaliação de Recursos Eólicos
BD1	Base de Dados 1
BD2	Base de Dados 2
BD3	Base de Dados 3
BD4	Base de Dados 4
BDBTD	Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações
BMARS	<i>Bayesian Multivariate Adaptive Regression Spline</i>
BN	Rede Bayesiana
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CFD	<i>Computational Fluid Dynamics</i>
CFSR	<i>Climate Forecast System Reanalysis</i>
EAM	Erro Absoluto Médio
ECMWF	<i>European Centre for Medium-Range Weather Forecast</i>
EM	Erro Médio
EPAM	Erro Percentual Absoluto Médio
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FC	Fator de Capacidade
FCP	Fator de Capacidade Previsto
FCV	Fator de Capacidade Verificado
GF	Garantia Física
MERRA	<i>Modern Era Retrospective Analysis for Research and Application</i>
MCP	Medir-Correlacionar-Predizer
MMCP	Medir-Correlacionar-Predizer Multivariável
MME	Ministério de Minas e Energia
NCAR	<i>National Centre for Atmospheric Research</i>
NCEP	<i>National Centre for Environmental Prediction</i>
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PROINFA	Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia
RQEQM	Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio
SIN	Sistema Interligado Nacional
USP	Universidade de São Paulo

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	21
1.1. Contextualização.....	21
1.1.1. A Avaliação de Recursos Eólicos: incertezas e os métodos MCP	24
1.3. Justificativa	27
1.4. Estrutura capitular do trabalho.....	28
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	29
2.1. A Avaliação de Recursos Eólicos e as incertezas que permeiam o cálculo da estimativa de geração pela fonte eólica.....	29
2.2. A metodologia MCP	32
2.2.1. Definições e parâmetros de aplicação	32
2.2.2. Os diferentes métodos MCP encontrados na literatura	37
3. ANÁLISE COMPARATIVA DE DIFERENTES MÉTODOS MCP APLICADOS EM DIFERENTES SÉRIES TEMPORAIS DE DADOS EÓLICOS	66
3.1. Introdução e objetivo específico do capítulo	66
3.2. Materiais e métodos	67
3.2.1. Caracterização dos dados anemométricos e do terreno dos locais de medição..	67
3.2.2. Descrição dos <i>softwares</i> de apoio.....	74
3.2.3. Metodologia para análise dos resíduos.....	75
3.3. Estudo comparativo entre diferentes métodos MCP aplicados aos dados eólicos.....	76
3.3.1. Descrição do procedimento analítico	76
3.3.2. Apresentação, avaliação e interpretação dos resultados.....	78
4. ANÁLISE DA INCERTEZA RELATIVA À CARACTERIZAÇÃO HISTÓRICA DE RECURSOS EÓLICOS COM BASE EM DIFERENTES DURAÇÕES DO PERÍODO DE MEDIÇÃO ANEMOMÉTRICA	91
4.1. Introdução e objetivo específico do capítulo	91

4.2. Materiais e métodos para o cálculo da incerteza relativa à caracterização do regime eólico de longo prazo para um local de interesse	92
4.3. Cálculo da incerteza relativa à caracterização histórica de recursos eólicos para um local de interesse com base em diferentes durações do período de medição anemométrica	94
4.3.1. Descrição do procedimento analítico	94
4.3.2. Apresentação, avaliação e interpretação dos resultados	97
5. ANÁLISE DA PREVISÃO DE GERAÇÃO POR UM PARQUE EÓLICO COM BASE EM SÉRIES SINTETIZADAS PELO MCP EM FUNÇÃO DA DURAÇÃO DO PERÍODO DE MEDIÇÃO ANEMOMÉTRICA	104
5.1. Introdução e objetivo específico do capítulo	104
5.2. Materiais e métodos	104
5.2.1. Metodologia para cálculo da previsão de geração	104
5.3. Cálculo da previsão de geração com base na aplicação do método MCP <i>Vertical Slice</i> e considerando diferentes valores de incerteza relativos a diferentes durações do período de medição anemométrica	111
5.3.1. Descrição do procedimento analítico	111
5.3.2. Apresentação, avaliação e interpretação dos resultados	119
6. CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	127
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	130

1. INTRODUÇÃO

1.1. Contextualização

Seguindo uma tendência mundial de aumento da participação das fontes renováveis na matriz elétrica, o Brasil, desde a implantação do Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia (PROINFA) – criado no âmbito do Ministério de Minas e Energia (MME) pela Lei nº 10.438, de 26 de abril de 2002 –, apresentou crescimento significativo da geração pela fonte eólica no suprimento nacional de energia elétrica.

Como afirma a Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2014), a eólica foi a fonte que mais cresceu no país em participação nos leilões de contratação de energia, que tiveram início no ano de 2009. Tal crescimento pode ser observado no Gráfico 1, em que a capacidade instalada é projetada até o ano de 2019 em função de contratos de geração já vendidos, devendo atingir mais de 18 GW – fruto do bom desempenho da fonte eólica nos leilões passados.

Gráfico 1 - Evolução da capacidade instalada de energia eólica no Brasil, com projeção até o ano de 2019.
Fonte: Associação Brasileira de Energia Eólica, (2016)

De acordo com o Banco de Informações de Geração (2016) da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), a geração pela fonte eólica é sustentada por quase 400 usinas em operação (Tabela 1), e deve, muito provavelmente, finalizar o ano de 2016 com participação de mais de 6% da capacidade total instalada no Brasil (Gráfico 2).

Tabela 1 – Empreendimentos Elétricos em Operação em 08/06/2016

Fonte	Capacidade Instalada		
	Origem	Nº de Usinas	(kW) %
Biomassa		523	13425011 8,8260
Eólica		368	8972545 5,8989
Fóssil		2371	26219252 17,2375
Hídrica		1224	93304105 61,342
Nuclear		2	1990000 1,3083
Solar		39	22952 0,0150
Importação		-	- 5,3713
TOTAL		4527	152103865 100%

Fonte: ANEEL (2016)

Gráfico 2 - Matriz de Energia Elétrica do Brasil em 08/06/2016, com participação de quase 6% da fonte eólica.

Fonte: Banco de Informações de Geração da ANEEL (2016)

A despeito do crescimento vertiginoso da geração pela fonte eólica, o desempenho destes empreendimentos eólio-elétricos em operação é questionado pelo fato de que suas gerações de eletricidade contabilizaram, em média, números aquém daquilo que fora garantido pelos seus projetos por meio da Certificação de Produção Anual de Energia – conforme item 5.10.2 das Instruções para Solicitação de Cadastramento e Habilitação Técnica de Empreendimentos Eólicos com vistas à participação nos Leilões de Energia Elétrica (EPE, 2016) – quando consagrados vitoriosos nos leilões de energia. Os Fatores de Capacidade

Verificados (FCV¹), que foram medidos pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), ficaram, em média, aproximadamente quatro pontos percentuais abaixo da média dos Fatores de Capacidade Previstos (FCP²) para o período de 2009 a 2015 (Tabela 2).

Tabela 2 - Média dos FC verificados e dos FC previstos		
Período Considerado	Fator de Capacidade Médio	
	Verificado	Previsto
2009	28,90%	32,30%
2010	31,00%	39,90%
2011	32,09%	40,70%
2012	34,30%	38,50%
2013	37,10%	39,10%
2014	40,30%	38,20%
2015	36,70%	39,50%
Média	34,34%	38,31%

Fonte: ONS (2016)

Quando comparados aos valores de FCP, os valores de FCV apresentados pela ONS para o período analisado indicam que a previsão de geração de energia de alguns parques eólicos pode ter sido superestimada em seus projetos – considerando que tais parques operavam em condições que não comprometiam o funcionamento de suas infraestruturas para geração e distribuição de energia.

É importante ressaltar que alguns dos parques eólicos cujos desempenhos ficaram abaixo do previsto foram projetados num momento em que a indústria eólica era relativamente menos madura, a exemplo dos parques desenvolvidos durante o PROINFA e após os primeiros leilões de energia. Em todo caso, estes valores observados na Tabela 2 elevam a preocupação com a segurança energética nacional, já que representam um potencial de geração de energia elétrica sujeito a desvios significativos, revelando, portanto, a importância de aprimorar o estudo dos recursos eólicos.

Desta forma, a partir de 2013 foi estabelecido pelo governo – conforme Portaria do MME de nº131/2013 – uma mudança significativa na sistemática contratual de geração por energia eólica pelos empreendimentos vencedores dos leilões de energia: passou-se a exigir um nível de confiabilidade superior, alterando o cálculo da Garantia Física (GF)³ para considerar o

¹ Indicador de desempenho que mede a razão entre a potência efetivamente gerada e a potência nominal de um parque eólico para o período de tempo analisado.

² Indicador de desempenho que mede a razão entre a potência média de saída prevista e a potência nominal de um parque eólico para um período de 20 anos que é definido pelos contratos de geração

³ GF equivale à máxima quantidade de energia que uma usina pode vender no SIN (EPE, 2016).

P90, e não mais o P50⁴. Em termos práticos, os FCP declarados pelos ofertantes vencedores dos leilões de energia devem respeitar ou superar o real FCV em ao menos 90% do tempo total estabelecido pelo contrato. Tal medida representa uma avaliação mais conservativa da contribuição das usinas eólicas quando em contraste com o nível de confiabilidade P50.

Ainda, a ANEEL exige que, caso se verifique que o montante anual de entrega de energia em valor tenha excedido o limite inferior de 90% da energia contratada, a parte vendedora do contrato (no caso, o gerador pela fonte eólica) estará sujeita a um ressarcimento anual desta energia. A Agência prevê, inclusive, que o contrato pode ser alterado em função do não atendimento deste limite anual da usina – vide cláusulas 6 e 8 de um Contrato de Comercialização de Energia no Ambiente Regulado (ANEEL, 2015).

Diante deste cenário, é pertinente dedicar esforços intelectuais para o aprimoramento do estudo dos recursos eólicos, na premissa de que o potencial de geração por esta fonte possa ser refletido com maior precisão.

1.1.1. A Avaliação de Recursos Eólicos: incertezas e os métodos MCP

Prasad e Bansal (2013) indicam que o vento, por sua natureza estocástica (que determina variabilidade em sua disponibilidade), torna a sua previsão um tanto quanto incerta, contribuindo para a inexatidão da estimativa de geração por um parque eólico. Ademais, Nigmonov (2014) relata que a viabilidade econômica de um parque eólico possui forte elo com a previsão de geração prevista pelo seu projeto.

Nesse sentido, entender o comportamento histórico do vento em um dado local é de extrema importância para se estimar o potencial de geração de energia elétrica de um parque eólico com um reduzido índice de incerteza. Para tanto, existe a Avaliação de Recursos Eólicos (ARE), disciplina que permite caracterizar, através de medições anemométricas⁵ e tratamento dos dados registrados, as condições do vento no local em que se pretende construir um parque

⁴ O P50 e o P90 remetem à Produção Anual de Energia Certificada, referentes ao valor de energia anual que é excedido com uma probabilidade de ocorrência igual ou maior a respectivamente 50% e 90% para um período de variabilidade futura de 20 anos, que deve constar do documento de Certificação de Medições Anemométricas e de Produção Anual de Energia, expresso em MWh/ano (EPE, 2016).

⁵ A aferição anemométrica, ou medição direta de ventos, é realizada por equipamentos de monitoramento, como anemômetros e *wind vanes*, que periodicamente registram informações de velocidade e direção do vento, respectivamente.

eólico. Também compete à ARE estimar o potencial eólico a ser convertido em uma quantidade anual de energia produzida neste mesmo local de interesse (BROWER et al. 2012).

Estimativas dos recursos eólicos, no entanto, só têm utilidade se suas incertezas são bem definidas. Brower et al. (2012) apontam que o grau de incerteza presente em uma estimativa de recursos eólicos é primariamente relacionado aos seguintes fatores: medições anemométricas (incluindo a precisão do sensor) e suas relações com o regime eólico histórico, potencial de desvios climáticos futuros, *wind shear*⁶ e *micrositing*⁷.

Rogers, Rogers e Manwell (2005a) indicam que o banco de dados resultante da campanha de medição anemométrica – somado a outra base de dados de um local próximo que servirá como referência de longo prazo (mais de 20 anos) – proveem material para realizar a caracterização histórica do recurso eólico local; indicam também que este processo, assim como as demais etapas da ARE, está sujeito a um grau de incerteza inerente ao grau de imprevisibilidade do comportamento do vento. A quantificação da incerteza desta caracterização histórica de longo prazo é, portanto, influenciada pelos dados aferidos e merece devido escrutínio.

Custódio (2013) afirma que, idealmente, os dados eólicos devem ser representativos a um longo período temporal de modo a armazenar uma suficiente quantidade de dados para a compreensão do comportamento do vento no longo prazo. No entanto, o autor revela que as medições são realizadas no curto prazo (um, dois ou três anos, por exemplo) para manter o tempo de execução do projeto dentro de limites aceitáveis, mas que seja suficiente para gerar uma massa de dados que permita a análise do perfil do vento no local na condição de indisponibilidade de outras fontes de dados de referência. A EPE (2016) impõe – como restrição à participação de projetos nos leilões de energia – duração mínima da campanha de medição anemométrica de 24 meses até o presente ano de 2016.

Uma campanha de medição com duração de 24 meses pode parecer curta para avaliar a variabilidade histórica do vento. Contudo, por meio de aplicações de métodos denominados MCP – sigla com origem nos termos Medir-Correlacionar-Predizer – que têm sido extensivamente propostos na literatura relacionada à previsão de geração por fontes renováveis

⁶ *Wind shear* descreve a mudança na velocidade do vento em função da altura (JAIN, 2011, p. 33).

⁷ *Micrositing* é o estudo da estimativa do potencial eólico em toda a área do parque eólico (CUSTÓDIO, 2013, p. 177).

de energia, é possível estimar os recursos eólicos que representem as condições de longo prazo⁸ num dado local de interesse para o qual uma campanha de medição anemométrica de curto prazo⁹ foi realizada.

Para tanto, é vital que exista o acesso a dados anemométricos que remetam às condições de longo prazo de um local próximo, dito de referência, na condição de que este longo período englobe o período de medição anemométrica de curto prazo do local de interesse. Desta forma, Weekes e Tomlin (2014) indicam que a metodologia MCP é capacitada para identificar uma correlação entre os dados registrados concomitantemente em ambos os locais, de modo que, posteriormente, se aplique esta correlação para predizer uma série de longo prazo que seja representativa ao regime eólico de longo prazo do local em que se almeja desenvolver um parque eólico.

Ao que indica a própria EPE (2016), a mínima duração da campanha de medição anemométrica exigida passará de 24 para 36 meses a partir de 2017. Tal medida pode resultar em um melhor conhecimento da variabilidade natural do recurso eólico e, por conseguinte, em uma provável redução do conjunto de incertezas que permeiam a ARE, fazendo com que a estimativa do potencial de geração de um projeto seja menos incerta e mais consoante com a realidade da geração pela fonte eólica.

1.2. Objetivos

Partindo do pressuposto que a duração da campanha de medição anemométrica exerce influência direta no conhecimento do comportamento eólico com base nos métodos MCP, este trabalho propõe compreender um conjunto de diferentes métodos MCP e delinear sob quais condições de aplicação é possível reduzir as incertezas da caracterização histórica dos recursos eólicos de longo prazo em um local definido. Ademais, almeja-se avaliar como esta redução de incertezas pode impactar no cálculo de geração de energia elétrica por meio da fonte eólica.

Para tal, objetiva-se:

⁸ Entende-se por longo prazo, neste trabalho, um período com duração de mais de 20 anos.

⁹ Curto prazo refere-se, neste trabalho, a um período com duração de menos de 6 anos.

- Testar e avaliar diferentes métodos MCP, com a finalidade de identificar qual deles apresenta melhores resultados sob o ponto de vista dos erros de previsão de recursos eólicos no longo prazo;
- Avaliar o comportamento do grau de incerteza da caracterização histórica de recursos eólicos referentes a dados provenientes de diferentes durações da campanha de medição anemométrica;
- Aplicar o método MCP de melhor desempenho em dados anemométricos relacionados a diferentes durações do período de medição de curto prazo, na intenção de produzir séries temporais de longo prazo que alimentarão simulações de desempenho de um parque eólico hipotético;
- Determinar quais as possibilidades de ganhos em diminuição de incertezas e de melhorias nas estimativas de geração elétrica pela fonte eólica em função da duração da campanha de medição anemométrica.

1.3. Justificativa

Em decorrência do cenário de crescimento da geração eólica e de seu desempenho médio ter sido identificado como inferior ao previsto pelos projetos, medidas mais conservadoras – como a consideração do P90 no cálculo da Garantia Física e a exigência de um mínimo de 36 meses para a duração da campanha de medição anemométrica – que podem auxiliar na redução de incertezas acumuladas nas etapas da ARE e no aprimoramento das estimativas de geração pela fonte eólica.

Como já abordado, as incertezas da avaliação de recursos de um projeto eólico representam potenciais riscos que podem tanto influenciar na estrutura capital dos projetos quanto na confiabilidade da fonte eólica. Existe ainda o fato de que essas incertezas estão fortemente associadas à qualidade e rigor aplicados na definição do recurso eólico de longo prazo do projeto, incluindo sua variabilidade temporal.

Todos estes fatores fazem justificar o estudo de como a estimativa do potencial de geração da fonte eólica é passível de aprimoramento por meio da extensão da campanha de medição anemométrica, permitindo reduzir a disparidade entre a energia elétrica gerada e a prevista pelos empreendimentos eólicos em operação.

1.4. Estrutura capitular do trabalho

O presente trabalho possui a seguinte estrutura:

CAPÍTULO 1 – Apresentação de um sucinto e atual panorama da geração pela fonte eólica no Brasil, bem como a problemática que justifica o estudo e os objetivos pretendidos por este trabalho.

CAPÍTULO 2 – Revisão da bibliografia reconhecida como fundamental que foi pesquisada e envolvida na realização deste trabalho.

CAPÍTULO 3 – Apresentação dos materiais e dados utilizados em toda a pesquisa; fundamentação teórica e metodológica sobre o objetivo pretendido; avaliação comparativa dos resultados da aplicação de diferentes métodos MCP e identificação de um método que se sobressai perante os demais conforme a metodologia de avaliação adotada.

CAPÍTULO 4 – Fundamentação teórica e metodológica sobre o objetivo pretendido; execução do cálculo da incerteza relativa à caracterização histórica dos recursos eólicos em função da duração da campanha de medição anemométrica e interpretação dos resultados obtidos, conforme a metodologia adotada.

CAPÍTULO 5 – Fundamentação teórica e metodológica sobre o objetivo pretendido; aplicação do método MCP mais aderente a diferentes séries de interesse que variam em seu comprimento; execução do cálculo de previsão de geração por um parque eólico hipotético com base nas séries sintetizadas pelo MCP e interpretação dos resultados obtidos, conforme a metodologia proposta.

CAPÍTULO 6 – Considerações finais a respeito dos resultados obtidos e discussão sobre as contribuições da pesquisa.

CAPÍTULO 7 – Listagem de todas as referências bibliográficas que embasaram a pesquisa e que foram citadas ao longo do texto.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A revisão bibliográfica deste trabalho foi realizada mediante frequentes buscas por literatura específica, no contexto de energia eólica, que foi estudada para compreensão dos temas de interesse (avaliação de recursos eólicos, métodos MCP, incertezas nas estimativas do potencial eólico, funcionamento da sistemática de leilões de contratação de energia no Brasil, etc.)

Muitas são as bases de dados de artigos e publicações científicas em revistas especializadas as quais a Universidade de São Paulo (USP) permite o acesso a seus alunos, sendo que as mais utilizadas foram o portal *Web of Science* – dado que ele possui uma ferramenta de busca que encaminha para outras bases de dados associadas (a exemplo da *SciVerse ScienceDirect*), possibilitando um maior conjunto de resultados – e o portal *Scopus*.

Ocasionalmente foi utilizado os sítios de buscas *Google* e *Google Scholar*, em função de algumas publicações de congressos ou de empresas estatais e privadas não estarem disponibilizadas nas bases de dados previamente citadas.

Para a busca de teses e dissertações relevantes foram utilizadas bases de dados de acesso livre, dentre as quais se destacam a Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações (BDBTD), o Banco Digital de Teses e Dissertações da USP, o Banco de Teses da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e o Portal Domínio Público.

Livros didáticos de interesse foram buscados nos acervos das bibliotecas físicas e digitais dos *campi* da USP e foram, também, pesquisados na internet.

2.1. A Avaliação de Recursos Eólicos e as incertezas que permeiam o cálculo da estimativa de geração pela fonte eólica

Jain (2011) afirma que o estudo dos recursos eólicos por meio da ARE, cujas etapas estão representadas na Figura 1, permite estimar quanto de energia é possível gerar anualmente em um parque eólico. Contudo, existe um acúmulo de incertezas nas fases que precedem o cálculo desta previsão de geração, que, como visto no Capítulo 1, deve ser bem quantificado de modo a evitar que o parque tenha um desempenho aquém do esperado.

Figura 1 - Fases da Avaliação de Recursos Eólicos.

Fonte: adaptado de Jain (2011)

O passo a passo até chegar ao valor previsto de produção de energia faz levar em consideração o maior número de variáveis de que se é possível dispor. No entanto, a qualidade com que os projetistas o fazem depende muito da atenção prestada ao que se entende como procedimentos padronizados em respeito à qualidade da execução de cada etapa do projeto. Teoricamente, uma ARE, quando bem realizada em todas suas fases, resultará em uma quantificação precisa das incertezas acumuladas e, por conseguinte, em estimativas de produção anual de energia com maior grau de confiabilidade. Desta forma, a geração elétrica prevista pelo projeto de um parque eólico não seria comprometida por uma inesperada variação do comportamento dos ventos no local.

A execução minuciosa da ARE se justifica, pois, como observa Barakati (2011), o recurso eólico não é muito constante; varia conforme as horas do dia, a estação do ano, a altura em relação ao solo, o tipo de terreno (considerando a rugosidade da superfície e a existência de obstáculos como rochas, vegetação e construções) e de um ano para o outro.

Taylor et al. (2004) afirmam que ao avaliar a incerteza da velocidade do vento alguns fatores devem ser levados em consideração: incerteza das medições anemométricas; o período e duração da campanha de medição; o período temporal da análise MCP; a correlação entre as estações de interesse e de referência e as extrapolações vertical (*wind shear*) e horizontal (*micrositing*) dos ventos no local de interesse.

Segundo Brower et al. (2012), a incerteza da média de longo prazo da velocidade do vento baseada em apenas um ano de medição anemométrica no local de interesse gira em torno de 3 a 6%, correspondendo a uma incerteza de produção de energia elétrica de um parque eólico na faixa de 5 a 10%, para mais ou para menos.

Prasad e Bansal (2011) indicam que, em uma ARE, a velocidade do vento no local em questão desempenha um importante papel na determinação da estimativa da produção energética anual do potencial parque eólico dado que, na relação entre a velocidade do vento, a potência de saída da turbina e a energia gerada, um erro de 1% na velocidade do vento acarreta em um erro de 3% na energia gerada.

Adicionais a estes fatores decorrentes do estudo dos recursos eólicos no local, existem também incertezas relacionadas às turbinas eólicas que serão instaladas no parque. Brower et al. (2012) mencionam que, embora turbinas com bom funcionamento sejam máquinas bem calibradas, é equivocado assumir que produzam exatamente a potência associada a cada valor de velocidade do vento. O desgaste das pás e dos equipamentos, por exemplo, podem provocar um desvio de sua curva de potência ideal. Ademais, a potência de saída depende das condições do vento, como turbulência, variação da velocidade do vento através do rotor e a inclinação do fluxo do vento em relação à horizontal. Levar em consideração tais variações é parte do processo da estimação da produção de energia, e começa com um entendimento detalhado do recurso eólico.

Lackner, Rogers e Manwell (2008) afirmam que todas as fontes de incerteza passíveis de identificação na ARE, em combinação com os fatores de perda de geração, contribuem para uma incerteza global na produção de energia pela fonte eólica. O FCP é então influenciado por esta incerteza global. Estas fontes de incerteza estão dispostas na Tabela 3.

Tabela 3 - Fontes de incerteza na Avaliação de Recursos Eólicos e na estimação da produção de energia

Categorias de incerteza	Fontes de incerteza
Medição da velocidade do vento	Calibração do anemômetro
	Excesso dinâmico de velocidade
	Efeitos do fluxo vertical do vento
	Efeitos de turbulência
	Efeitos da torre de medição
	Montagem dos sensores
	Processamento de dados
Estimativa de longo prazo do recurso eólico	Correlação MCP
	Estimação dos parâmetros de <i>Weibull</i>
	Mudanças na média de longo prazo
Variação do recurso eólico	Variação interanual do vento no local de referência
	Variação interanual ao longo da vida útil da turbina
Avaliação do local do parque eólico	Modelo topográfico (do terreno)
	<i>Wind shear</i>
Geração de potência por uma turbina eólica	Variação na amostragem das turbinas eólicas
	Curva de potência da turbina
	Densidade do ar
Perdas de geração de energia	Disponibilidade
	Incrustação de sujeira e congelamento
	Perdas por efeito esteira

Fonte: Lackner, Rogers e Manwell (2008)

Esta listagem feita pelos autores não é absoluta; pode ser complementada por qualquer outra fonte de incerteza que venha a ser identificada ao longo das etapas da ARE. A consideração de parte ou da totalidade destas fontes de incerteza na estimação da produção de energia por um parque eólico é algo que varia de projeto para projeto, dado que cada qual tem suas particularidades e suas metodologias de quantificação. De qualquer forma, calcular a incerteza global é uma prioridade cada vez mais relevante na indústria eólica e está se tornando cada vez mais ciência do que arte.

2.2. A metodologia MCP

2.2.1. Definições e parâmetros de aplicação

Métodos MCP têm sido extensivamente propostos na literatura relacionada a energias renováveis para estimar recursos eólicos que representam condições de longo prazo para um local de interesse onde campanhas de curto prazo de aferição de dados eólicos foram realizadas.

Estes métodos levam em consideração o fato de que recursos eólicos variam de ano para ano. Portanto, o período destinado à aferição anemométrica (usualmente 12 a 24 meses) é improvável de ser representativo a um intervalo de tempo de longo prazo sem esta manipulação matemática.

O foco da utilização de métodos MCP é, nesse sentido, realizar retrospectivas de longo prazo das condições eólicas de um local de interesse para o qual apenas séries temporais de curto prazo estão disponíveis.

Dinler (2013) explica que, na metodologia MCP, uma correlação entre dados provenientes de medições concomitantes de curto prazo para dois locais diferentes – sendo um deles o local de interesse em que se almeja explorar os recursos eólicos e o outro sendo um local de referência para o qual dados confiáveis de longo prazo estão disponíveis – é inicialmente estabelecida. Posteriormente, emprega-se a correlação sobre a série temporal completa de longo prazo do local de referência de modo a construir uma série temporal de mesmo intervalo de tempo (longo prazo) que possivelmente ocorreu no local de interesse. O autor enfatiza que a simultaneidade do registro de dados do curto prazo para ambos os locais é

um ingrediente vital para a execução desta metodologia, pois a correlação entre os dados deve ser suficientemente alta para o uso da maioria dos métodos MCP.

A Figura 2 ilustra o procedimento da aplicação do método MCP.

Figura 2 - A construção de uma série temporal de dados anemométricos de longo prazo pelo MCP.

Fonte: adaptado de Carta, Velázquez e Cabrera (2013)

Da Figura 2, observa-se que o período de curto prazo é determinado pelo intervalo de tempo em que se dispõe de dados eólicos no local de interesse; este intervalo de tempo é equivalente à campanha de medição anemométrica. O período de longo prazo, por sua vez, é determinado pelo intervalo de tempo em que dados eólicos estão disponíveis no local de referência. O período de longo prazo deve abranger o período de curto prazo e, assim, os registros relativos ao curto prazo no local de referência são concomitantes aos registros realizados no local de interesse, e é esta concomitância temporal que possibilita o estudo de correlação entre os dados.

Uma boa correlação entre os dados anemométricos da estação de referência e os dados medidos no local de interesse indica que os primeiros são representativos do clima eólico do local de interesse. A métrica comumente utilizada para avaliar a relação entre os dados é o coeficiente de correlação de Pearson (r), que segundo Carta, Velázquez e Cabrera (2013) seu

uso amplamente difundido deve-se à sua forma – que se presta bem à manipulação matemática – e sua proximidade com a regressão linear utilizada em muitos métodos MCP.

Contudo, os autores aconselham a tomar devidas precauções, já que r não é um valor robusto (relações fortes e não-lineares entre os locais podem não ser reconhecidas) e nem resistente (sensível a um ou mais pares de dados discrepantes). O valor de r pode ser afetado seriamente pela presença de algumas observações estranhas e diferentes da maior parte dos dados, gerando assimetrias nas distribuições das duas variáveis, ou de apenas uma, aumentando ou diminuindo o valor de r . O coeficiente r apenas indica a proporção com que os locais estão linearmente associados, não explicando relação entre as velocidades de vento dos locais por razões físicas ou causativas.

É preciso levar em consideração que a maioria dos métodos MCP, com o propósito de aperfeiçoar a previsibilidade, não utiliza a gama completa dos dados eólicos disponíveis. A filtragem dos dados de velocidade de vento é proposta em conjunto com a rejeição de dados cujos valores ficam abaixo de um determinado limiar ou se propõe diferentes tratamentos para tais dados. Ainda, a ocorrência de observações inconsistentes (decorrentes de mau funcionamento dos sensores de medição, por exemplo) justifica a filtragem dos dados aferidos. Neste caso, é interessante excluir tais observações suspeitas das séries temporais para que não afetem o cálculo de r .

Carta, Velázquez e Cabrera (2013) afirmam também que os métodos MCP são baseados na hipótese que dados de longo prazo das estações de referência foram obtidos em conformidade com os seguintes protocolos de medição adequados para garantir a precisão:

- 1- Os dados da estação meteorológica não poderão ter sido afetados por fatores como a construção de edificações, instalação de parques eólicos ou mudanças na vegetação no entorno das torres de medição.
- 2- A altura ou localização das torres de medição não poderão ter sido sujeitas a alterações durante o período.
- 3- Probst e Cárdenas (2010) propõem que as alturas de medições realizadas nos locais de interesse e de referência devem ser similares, tendo em vista as possíveis variações significativas entre os perfis diários de velocidade do vento de diferentes alturas. Convém reduzir a escala de altura do local de interesse para a mesma altura do local de referência antes de aplicar o método MCP. Após a execução do MCP, redimensiona-se para a altura correspondente à medição do local de interesse.

- 4- Os dados eólicos devem ser aferidos essencialmente pelo mesmo equipamento.

Infelizmente, o Brasil não possui uma densa rede de estações meteorológicas a ponto de possibilitar o acesso a pontos com boa relação de proximidade com os possíveis locais de extração de potencial eólico para geração. Além deste fator de disponibilidade, Jimenez, Moennich e Durante (2011) apontam que as estações existentes são normalmente localizadas próximas a centros urbanos ou a aeroportos, com obstáculos e vegetação em seu entorno que influenciam as medições da velocidade e direção do vento.

Não obstante, existem bases de dados resultantes de estudos de reanálise que estão disponíveis em bancos de dados meteorológicos com acesso facilitado por meio de *softwares*, como o *Windographer* e *WindPRO*.

Segundo Jimenez, Moennich e Durante (2011), um estudo de reanálise consiste na construção de um registro de dados climáticos em uma base tridimensional global ou regional, combinando observações passadas de diferentes sistemas observacionais de medição (estação climática de superfície, satélites, radiossondas, etc.) com um modelo de previsão numérica meteorológica que cria uma imagem fisicamente consistente da evolução climática terrestre.

De acordo com Brower (2006), existem duas razões principais que sugerem que bases de dados de reanálise podem ser atrativas para aplicações com métodos MCP. Primeiro por suas facilidades de uso, já que os dados são disponibilizados publicamente em uma rede global e não há necessidade de buscar por estações meteorológicas convenientes ou comparar diversas estações diferentes de modo a eleger a mais apropriada. Segundo por conta do registro de dados, que é muito mais longo do que a grande maioria das estações meteorológicas disponíveis.

Carta, Velázquez e Cabrera (2013) afirmam que as mais bem conhecidas bases de dados de reanálise são geradas pelo *National Centres for Environmental Prediction* (NCEP) e pelo *National Centre for Atmospheric Research* (NCAR) – ambos nos EUA – sob o nome de *Climate Forecast System Reanalysis* (CFSR). A *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) desenvolve nos EUA sua própria base de dados: *Modern Era Retrospective- analysis for Research and Applications* (MERRA).

Além destes, Trenberth (2010) indica a existência de um projeto de dados de reanálise chamado ERA-Interim que é desenvolvido pelo *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF) – uma organização intergovernamental apoiada por 34 nações europeias.

Brower (2006) conclui que os dados de reanálise NCEP/NCAR não são suficientemente confiáveis para uso em métodos MCP, conforme avaliado para diversas regiões dos EUA. Falsas flutuações e tendências que ocorrem em dados de reanálise frequentemente resultam em erros maiores que aqueles obtidos por métodos convencionais, sendo, portanto, desaconselhável utilizar tais dados com o propósito de aplicação de uma metodologia MCP para estimar a produção de energia de um parque eólico.

Hanslian e Hošek (2014) avaliam que, em se tratando de aplicações MCP, os dados ERA-Interim podem apresentar bons resultados para altitudes relativas à uma pressão atmosférica de 1000 hPa, mas que sua resolução temporal de 6 horas é bem desvantajosa em relação ao MERRA, que possui resolução temporal de 1 hora.

Os autores Liléo e Petrik (2011) indicam que o MERRA constitui conjuntos de dados com melhor resolução, tanto espacial quanto temporal, permitindo melhor representação do clima eólico local além de resultados mais precisos pelos métodos MCP.

Independentemente da base de dados utilizada como referência, os métodos MCP, conforme aponta Klink (2007), representam uma boa alternativa para terrenos complexos (onde a topografia não é plana) pelo fato de detalhes topográficos dos locais estudados não serem requisitados para implantar a metodologia. Isto se deve, de acordo com Woods e Watson (1997), à frequente ocorrência de mudanças na direção do vento entre o local de interesse e o local de referência em terrenos complexos, invalidando qualquer suposição de que os dados aferidos em um local sejam representativos para caracterizar o vento no outro local.

Não obstante, as relações dos dados eólicos entre o local de referência e o local de interesse são construídas levando em consideração possíveis efeitos da direção do vento. Para isso, os dados são agrupados em setores definidos pela direção do vento no local de referência e uma relação é então construída para cada setor. As direções do vento registradas para ambos os locais são comparadas para verificar a existência de características locais que possam influenciar nos resultados direcionais.

Oliver e Zarling (2009) sugerem um agrupamento em 12 ou 6 setores (de 30° e 60°, respectivamente) por período do dia, de maneira a considerar o efeito da estabilidade atmosférica, criando, nesse sentido, 2 ou 3 divisões temporais (de 12 ou 8 horas cada). Riedel, Strack e Waldl (2001) propõem que os setores de direção devem ser determinados dinamicamente, de modo que cada setor contenha um número equivalente de dados ou uma

fração equivalente do total de dados – obtiveram bons resultados em seus estudos quando cada setor continha ao menos 1/24 do total de dados.

Não há, todavia, um número de setores que seja ideal, podendo ser definido de acordo com o local avaliado e seu regime eólico inerente. A EPE (2016), por exigir a apresentação de uma rosa dos ventos em 16 setores para os dados eólicos que representem o período de longo prazo no local de interesse, influenciou na determinação da aplicação dos métodos MCP em 16 setores de 22,5° nos Capítulos 3 e 5 deste trabalho.

2.2.2. Os diferentes métodos MCP encontrados na literatura

2.2.2.1. Métodos baseados em modelos de regressão linear e não-linear

Rogers, Rogers e Manwell (2005b) afirmam que muitos métodos MCP são baseados em modelos de regressão linear, com a vantagem de que podem ser facilmente implementados por meio de *softwares*. Quando aplicados aos métodos MCP, os modelos de regressão linear preveem valores de velocidade do vento para um local de interesse partindo de valores de velocidade do vento de um local de referência.

A reta traçada pelo método de regressão linear (seja ele qual for) teoricamente deveria passar pela origem (0,0), já que é intuitivo que a velocidade do vento seja zero nos pontos de referência e interesse. No entanto, a reta tem representação mais precisa dos pontos quando ela corta o eixo Y em algum ponto que não seja a origem, como afirma Jain (2011).

O método MCP denominado *Linear Least Squares*, disponível no *software Windographer*, é baseado no modelo de regressão linear simples. De acordo com Rogers, Rogers e Manwell (2005b) seu algoritmo correlaciona dados eólicos do local de interesse com dados do local de referência por meio da aplicação do método dos mínimos quadrados ao diagrama de dispersão de velocidade do vento no local de interesse *versus* velocidade de vento no local de referência.

O método consiste na minimização da soma dos quadrados das diferenças verticais entre cada ponto de dados medidos e a reta que melhor descreve a correlação entre os dados. A curva linear resultante é descrita por uma inclinação e um ponto de interceptação, como mostram as Equações 1, 2, 3, 4 e 5.

$$y_{mcp} = a_{LLS} \cdot x_{lp} + b \quad (1)$$

$$a_{LLS} = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} \quad (2)$$

$$b = \bar{y} - a_{LLS} \cdot \bar{x} \quad (3)$$

$$S_{xx} = \sum_i (x_i - \bar{x})^2 \quad (4)$$

$$S_{xy} = \sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (5)$$

Onde:

y_{mcp} = valor da velocidade do vento no local de interesse sintetizado pelo MCP [m/s];

a_{LLS} = inclinação da reta obtida pelo método *Linear Least Squares* [adimensional];

x_{lp} = velocidade do vento de longo prazo no local de referência [m/s];

x_i = velocidade do vento no local de referência [m/s];

y_i = velocidade do vento no local de interesse [m/s];

b = ponto em que a reta intercepta o eixo y [m/s];

$\bar{x}$ = velocidade média de vento no local de referência [m/s];

$\bar{y}$ = velocidade média de vento no local de interesse [m/s].

Thøgersen et al. (2007) afirmam que o *software WindPRO* também possui ferramenta para cálculo do método MCP com base em modelos de regressão linear simples, chamada método *First Order Linear Regression*. Os autores afirmam que este método permite forçar a reta da regressão linear a passar pela origem, mas que este artifício deve ser utilizado com cuidado, já que geralmente vem a fornecer um ajuste menos preciso dos dados se comparado aos métodos em que a intersecção no eixo Y é permitida.

De acordo com Jain (2011), por mais que seja intuitivo que a reta descrita pela regressão linear passe pela origem, tal artifício não fornece boa representação para as velocidades do vento mais altas, que são precisamente as que resultam em maior geração pela fonte eólica.

Similar aos métodos *Linear Least Squares* e *First Order Linear Regression*, o método *Total Least Squares* (também disponível no *software Windographer*) tem seu algoritmo embasado na regressão ortogonal proposta por Anderson e Bass (2004), que consiste na minimização da soma dos quadrados das diferenças perpendiculares entre cada ponto de dados medidos e a reta que melhor descreve a correlação entre os dados. A Figura 3 ilustra a diferença entre os dois diferentes algoritmos de regressão.

Figura 3 - Diferenças consideradas nos algoritmos dos métodos *Linear Least Squares* (regressão linear, à esquerda) e *Total Least Squares* (regressão ortogonal, à direita).

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

No método *Total Least Squares*, a reta que melhor se ajusta à correlação dos dados das séries de interesse e de referência é também determinada por uma inclinação (conforme Equação 7) e um ponto de interceptação (de acordo com a Equação 3 apresentada anteriormente) e se relacionam conforme a Equação 6.

$$y_{mcp} = a_{TLS} \cdot x_{lp} + b \quad (6)$$

$$a_{TLS} = \frac{S_{yy} - S_{xx} + \sqrt{(S_{yy} - S_{xx})^2 + 4S_{xy}}}{2S_{xy}} \quad (7)$$

$$S_{yy} = \sum_i (y_i - \bar{y})^2 \quad (8)$$

Onde:

a_{TLS} = inclinação da reta obtida pelo método *Total Least Squares* [adimensional].

Na regressão linear *bin-fitted* (por faixas), proposta por Beltrán et al. (2010), os dados de velocidade do vento são agrupados de acordo com a velocidade do vento e setores de direção. Valores de velocidade do vento no local de interesse são agrupados nas faixas de velocidades de vento do local de referência – em alcances de 0,5 m/s – e para cada grupo as médias são calculadas, para as estações de referência e de interesse. A Equação 9 revela como são calculados os valores de velocidade do vento de longo prazo para o local de interesse:

$$y_{mcp} = \bar{y}_f + (x_f - \bar{x}_f) \cdot \frac{\bar{y}_{f+1} - \bar{y}_f}{\bar{x}_{f+1} - \bar{x}_f} \quad (9)$$

Onde:

$\bar{y}_f$ = velocidade média do vento no local de interesse para faixa f de velocidade [m/s];

x_f = velocidade do vento no local de referência para a faixa f de velocidade [m/s];

$\bar{x}_f$ = velocidade média do vento no local de referência para faixa f de velocidade [m/s].

O método *Vertical Slice*, similar à regressão linear *bin-fitted*, foi sugerido por LeBlanc (2009) e é também implementado pelo *software Windographer*. Neste método, o diagrama de dispersão dos pontos de velocidade do vento no local de interesse *versus* velocidade do vento no local de referência é dividido em faixas verticais de tamanhos equivalentes.

Posteriormente, o algoritmo calcula, para cada faixa, os valores médios da variável dependente (velocidade do vento no local de interesse), marcando, no diagrama, pontos entre estes valores e os valores médios das faixas. O ajuste linear (Figura 4) é então realizado pela conexão destes pontos por linhas retas, sendo a primeira reta com origem em (0,0).

Figura 4 - Exemplo de uma curva resultante da aplicação do método *Vertical Slice*, que representa a correlação entre os dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência.

Fonte: *Windographer* (2016)

King e Hurley (2005) propuseram três diferentes métodos a que denominaram *SpeedSort*, *DynaSort* e *Scatter*, dos quais apenas o primeiro está disponível no *Windographer*. Os algoritmos destes métodos diferem dos demais no sentido em que não operam com base no diagrama de dispersão dos dados de velocidade do vento nos locais de interesse e de referência. Ao contrário, envolvem a organização dos dados antes do processo de ajustar uma reta aos dados.

No método *SpeedSort*, esta organização é feita mediante alocação dos dados dos locais de interesse e de referência em um número fixo de setores de direção do vento. O diagrama de dispersão é então desenhado para cada setor e uma regressão linear simples é realizada (Equações de 1 a 5) para valores de velocidade de vento que são maiores que um limite inferior (estipulado pela Equação 10), abaixo do qual a reta é forçada a encontrar com a origem, como mostra a Figura 5.

$$x_{min} = \min\left(\frac{\bar{x}}{2}, 4\right) \quad (10)$$

Onde:

x_{min} = limite inferior da velocidade do vento no local de referência (menor valor entre a metade da média de longo prazo da velocidade do vento para o local de referência e o valor fixo de 4) [m/s].

Figura 5 - Exemplo do agrupamento dos dados em um dado setor e da realização da regressão linear considerando um limite inferior para a velocidade do vento no local de referência.

Fonte: adaptado de King e Hurley (2005)

Cada setor terá, desta forma, uma reta ajustada que descreverá a relação entre a velocidade do vento no local de interesse em função da velocidade do vento no local de referência.

Já o método *DynaSort* requer divisão em um número dinâmico de setores, cujas fronteiras são definidas pelos dados utilizados como referência, sendo que cada setor deve conter quantidade equivalente de dados, como define a Equação 11. Os autores indicam que os dados devem ser filtrados, partindo da premissa que valores de velocidade do vento abaixo do valor de *cut-off* (limite inferior previsto pelas Equações 12 e 13) têm de ser desconsiderados. O número de setores não deve ser maior que 24, devendo ser arredondado para baixo. Dados remanescentes devem ser alocados no último setor.

$$N_{dyna} = 0,24 \sqrt{D_{filt}} \quad (11)$$

$$x_{cut-off} = \frac{5 + \frac{\bar{x}_r}{2}}{2} \quad (12)$$

$$y_{cut-off} = \frac{5 + \frac{\bar{y}}{2}}{2} \quad (13)$$

Onde:

N_{dyna} = número de setores a ser considerado pelo método *DynaSort* [adimensional];

D_{filt} = número total de dados eólicos válidos e filtrados das séries de interesse e de referência [adimensional];

$x_{cut-off}$ = valor da velocidade do vento para a série de referência abaixo do qual os dados devem ser desconsiderados [m/s];

$\overline{x_r}$ = média da velocidade do vento no local de referência considerando apenas o período equivalente ao intervalo de tempo referente às medições no local de interesse [m/s];

$y_{cut-off}$ = limite inferior para valores da velocidade do vento da série de interesse, abaixo do qual os dados devem ser desconsiderados [m/s].

Após a definição do número de setores, todos os dados eólicos das séries de interesse e de referência (inclusive os previamente filtrados) são alocados nos setores definidos. Para cada setor, são traçadas retas de regressão linear em conjunto com uma curva suavizada utilizando o conceito de médias móveis com 50 valores, como exemplifica a Figura 6.

Figura 6 - Exemplo do agrupamento dos dados em setores dinamicamente estipulados e a curva suavizada resultante, que descreve a velocidade do vento no local de interesse no longo prazo em função da velocidade do vento no local de referência.

Fonte: adaptado de King e Hurley (2005)

Para cada velocidade do vento no local de referência, a velocidade do vento de longo prazo no local de interesse é estimada conforme a curva resultante, interpolando valores da curva suavizada, se necessário. Caso a velocidade no local de referência for muito baixa e não for prevista pela curva, deve-se traçar uma reta da origem ao primeiro ponto da curva. Se muito alta, traça-se, partindo do último ponto da curva, uma reta cuja inclinação é a mesma que divide

pela metade o ângulo entre a reta que sai da origem até o último ponto da curva e outra reta de inclinação igual a 1.

Por fim, o método desenvolvido por King e Hurley (2005) chamado *Scatter* cujo algoritmo, ao invés de derivar correlações baseadas em agregados de dados, modifica os dados de longo prazo baseados em registros horários referentes ao local de referência e ao período de correlação. O método também requer distribuição equivalente dos dados em um número de setores determinado pela Equação 14, onde o número de registros considerados será aquele correspondente ao período de correlação.

$$N_{scat} = 0,24 \sqrt{D_r} \quad (14)$$

Onde:

N_{scat} = número de setores a ser considerado pelo método *Scatter* [adimensional];

D_r = número total de registros eólicos da série de interesse [adimensional].

Os dados dos locais de interesse e de referência devem ser alocados nos setores respeitando o limite inferior dos valores de velocidade de vento de 1 m/s, abaixo do qual um setor aleatório deve receber tais dados. Num dado setor, para cada valor de velocidade de vento de longo prazo no local de referência, os 10 valores de velocidade de curto prazo no local de referência mais próximos são identificados. Um deles é escolhido aleatoriamente e o valor correspondente da velocidade de vento de curto prazo no local de interesse (que fora registrado no mesmo instante, podendo ou não estar no mesmo setor) é levado em consideração para estimar a velocidade do vento de longo prazo no local de interesse, conforme Equação 15 – referente a uma reta com inclinação determinada por regressão linear simples.

$$y_{mcp} = y_{cp} + a_{LLS}(x_{lp} - x_{cp}) \quad (15)$$

Onde:

y_{cp} = velocidade do vento de curto prazo registrado no instante j no local de interesse [m/s];

x_{lp} = velocidade do vento de longo prazo no local de referência [m/s];

x_{cp} = velocidade do vento de curto prazo (relativo ao período de correlação, no mesmo instante de y_{cp}) no local de referência [m/s].

Rogers, Rogers e Manwell (2005b) sugerem um método de MCP a que chamam de *Variance Ratio* – também disponibilizado pelo *Windographer* – que configura os parâmetros de inclinação e interceptação da equação linear da reta para que a variância dos valores previstos de velocidade do vento para o local de interesse seja igual à variância dos valores de velocidade do vento observados neste mesmo local de interesse. As Equações 16, 17 e 18 descrevem este método.

$$\sigma^2(y) = \sigma^2(y_{mcp}) = \sigma^2(a_{VR} \cdot x_{lp} + b_{VR}) = a_{VR}^2 \sigma^2(x) \quad (16)$$

$$a_{VR} = \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \quad (17)$$

$$b_{VR} = \bar{y} - \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \bar{x} \quad (18)$$

Onde:

$\sigma^2(y)$ = variância das velocidades do vento observadas no local de interesse [m²/s²];

$\sigma^2(y_{mcp})$ = variância das velocidades do vento previstas pelo MCP para o local de interesse [m²/s²];

$\sigma^2(x)$ = variância das velocidades do vento observadas no local de referência [m²/s²];

a_{VR} = inclinação da reta obtida pelo método *Variance Ratio* [adimensional];

b_{VR} = ponto de interceptação obtido pelo método *Variance Ratio* [m/s];

σ_y = desvio padrão das velocidades do vento observadas no local de interesse [m/s];

σ_x = desvio padrão das velocidades do vento observadas no local de referência [m/s].

Achberger, Ekström e Barring, (2002) utilizaram um método de regressão independente para cada componente da velocidade do vento. É necessário decompor os dados de velocidade do vento em dois eixos ortogonais (X,Y) em função da direção do vento d (Equações 19 e 20), tanto para os dados referentes ao local de interesse como para os do local de referência¹⁰. Duas regressões lineares (uma para cada componente, como mostram as Equações 21 e 22) são

¹⁰ As Equações 19 e 20 são aplicadas para os dados provenientes das medições no local de interesse e para os dados utilizados como referência.

realizadas e a velocidade do vento de longo prazo é estimada pela combinação destas componentes, conforme Equação 23.

$$v_x = v \sin(d) \quad (19)$$

$$v_y = v \cos(d) \quad (20)$$

$$(y_{mcp})_x = a_x(x_x) + b_x \quad (21)$$

$$(y_{mcp})_y = a_y(x_y) + b_y \quad (22)$$

$$y_{mcp} = \sqrt{(y_{mcp})_x^2 + (y_{mcp})_y^2} \quad (23)$$

Onde:

v = magnitude da velocidade do vento observada [m/s];

d = direção do vento [$^\circ$];

v_x e v_y = componentes cartesianas da velocidade do vento [m/s];

$(y_{mcp})_x$ e $(y_{mcp})_y$ = componentes cartesianas da velocidade do vento previstas pelo método MCP de Achberger, Ekström e Barring [m/s];

a_x e a_y = componentes cartesianas da inclinação da reta prevista pela regressão linear [adimensional];

b_x e b_y = componentes cartesianas do ponto de interceptação da reta prevista pela regressão linear [m/s].

Nielsen et al. (2001) propõem o *vector model* (modelo vetorial, em tradução livre), baseado num relacionamento linear vetorial. Neste modelo, as componentes X e Y (de um sistema de coordenadas ortogonais) da velocidade do vento prevista para o local de interesse são obtidas por uma regressão multilinear, como mostram as Equações 24 e 25. Os autores indicam a necessidade da divisão dos dados em 12 setores direcionais de modo a obter, para cada um deles, coeficientes da reta descrita pela regressão linear bidimensional

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$y_{mcp} = \sqrt{y_1^2 + y_2^2} \quad (25)$$

Onde:

(y_1, y_2) = velocidade do vento prevista para o local de interesse pelo *vector model* em coordenadas ortogonais [m/s];

(x_1, x_2) = velocidade do vento observada no local de referência em coordenadas ortogonais [m/s];

b_{ij} = componentes ortogonais dos pontos de intercepção das retas previstas para cada setor [m/s];

a_{ij} = componentes ortogonais das inclinações das retas previstas para cada setor [adimensional].

Deane, Moehrlen e McKeogh (2001) propõem um método denominado de regressão de interação fragmentada (RIF), utilizando regressão linear multilinear entre os dados dos locais de interesse e de referência com o produto das variáveis de direção e velocidade do vento. Assim como outros métodos tradicionais de MCP com regressão linear simples, este método também requer a divisão dos dados em setores direcionais eólicos. Para cada setor direcional, valores de velocidade do vento de curto prazo no local de interesse são estimados pela Equação 26.

$$(y_{mcp})_{cp} = \alpha_{IF1}x_{cp} + \alpha_{IF2}(d_r)_{cp} + \alpha_{IF4}x_{cp}(d_r)_{cp} + \beta_{IF} \quad (26)$$

Onde:

$(y_{mcp})_{cp}$ = velocidade do vento dentro do período de curto prazo no local de interesse obtido pelo método de RIF [m/s];

x_{cp} = velocidade do vento do período de curto prazo no local de referência [m/s];

$(d_r)_j$ = direção do vento dentro do período de curto prazo no local de referência [°];

α_{IF1} e α_{IF2} = coeficientes lineares do método de RIF [adimensionais];

α_{IF4} = coeficiente de interação do método de RIF [adimensional];

β_{IF} = ponto de intercepção da curva do método de RIF [m/s].

Thøgersen et al. (2007) afirmam que o software *WindPRO* implementou modelos de segunda ordem com ponto de intercepção diferente ou igual a zero (Equações 27 e 28, respectivamente), sendo que os parâmetros da regressão são calculados pelo método dos mínimos quadrados.

$$y_{mcp} = \beta_1(x_{lp})^2 + \beta_2x_{lp} + \alpha_1 \quad (27)$$

$$y_{mcp} = \beta_1(x_{lp})^2 + \beta_2x_{lp} \quad (28)$$

Onde:

β_1 e β_2 = parâmetros da regressão de segunda ordem [adimensionais];

α_1 = ponto de intercepção da curva descrita pela regressão de segunda ordem [m/s].

Riedel, Strack e Waldl (2001) também propõem método polinomial de segunda ordem com ponto de intercepção igual a zero (Equação 28), mas com a determinação dinâmica dos setores de direção do vento. Os autores ainda sugerem uma variação deste modelo com substituição do coeficiente quadrático β_1 por um outro coeficiente que considera velocidades mínima (de 10 m/s) e máxima (de 30 m/s) do vento e a sua direção, conforme Equação 29:

$$y_{mcp} = \frac{x_{min} \sin(d_r)}{(x_{max})^2} (x_{lp})^2 + \beta_2x_{lp} \quad (29)$$

Onde:

x_{min} e x_{max} = velocidades mínima e máxima do vento no local de referência [m/s].

Derrick (1992) afirma que relações entre as velocidades de vento são, na maior parte dos casos, bem representadas por ajustes lineares. No entanto, para os casos em que não se adequam, pode-se empregar uma função de *power regression* (Equação 30) com parâmetros η e δ , que promovem o ajuste da curva não-linear. Posteriormente, aplicam-se logaritmos em ambos os lados desta equação para obter a regressão linear (Equação 31).

$$(y_{mcp})_{cp} = \eta(x_{cp})^\delta \quad (30)$$

$$\log[(y_{mcp})_{cp}] = \log(\eta) + \delta \log(x_{cp}) \quad (31)$$

O método *Weibull Fit* é um algoritmo MCP proposto por van Lieshout (2010) que está disponível no *Windographer*. Ele prevê valores de velocidade de vento para um local de interesse de acordo com os fatores de forma e de escala das curvas *Weibull* que são referentes aos dados de velocidade de vento dos locais de interesse e de referência. As Equações 32, 33 e 34 descrevem este modelo.

$$y_{mcp} = \alpha_{WF} \cdot (x_i)^{\beta_{WF}} \quad (32)$$

$$\beta_{WF} = \frac{k_x}{k_y} \quad (33)$$

$$\alpha_{WF} = \frac{c_y}{(c_x)^{\beta_{WF}}} \quad (34)$$

Onde:

α_{WF} = parâmetro relacionado aos fatores de escala das curvas *Weibull* referentes aos dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência [$m^{-\beta_{WF}}/s^{-\beta_{WF}}$];

β_{WF} = razão entre os fatores de forma das curvas *Weibull* referentes aos dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência [adimensional];

k_x e k_y = fatores de forma da curva *Weibull* referentes aos dados de velocidade do vento do local de referência e de interesse, respectivamente [adimensional];

c_x e c_y = fatores de escala da curva *Weibull* referentes aos dados de velocidade do vento do local de referência e de interesse, respectivamente [m/s].

A Figura 7 exemplifica uma curva que melhor se ajusta à correlação entre os dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência, resultante da aplicação do método *Weibull Fit*.

Figura 7 - Exemplo de uma curva resultante da aplicação do método *Weibull Fit*, que representa a correlação entre os dados de velocidade do vento dos locais de interesse e de referência.

Fonte: *Windographer* (2016)

2.2.2.2. Métodos probabilísticos

Weekes e Tomlin (2014) afirmam que, diferentemente dos métodos baseados em modelos de regressão linear e não-linear – que predizem uma série temporal histórica de dados eólicos para um local de interesse a partir de dados eólicos para um local de referência e do relacionamento estabelecido entre os locais -, os métodos probabilísticos modelam a distribuição probabilística dos dados eólicos de longo prazo para o local de interesse. A função densidade de probabilidade resultante da aplicação de um destes métodos revela a probabilidade de ocorrência das variáveis envolvidas.

Mortimer (1994) propõe um modelo a que nomeia de método discreto, em que os dados dos locais de estudo são dispostos em uma matriz M_E , com elementos e_{fs} , sendo f a faixa da velocidade de vento (com tamanho de 1 m/s) e setor s de direção do vento do local de referência. Partido da hipótese que as direções do vento são iguais para os locais de referência e de interesse, cada faixa de velocidade f de cada setor direcional s contém um conjunto de razões calculado entre cada valor de velocidade do vento no local de interesse que é pareado pelo correspondente valor de velocidade de vento no local de referência no instante k . Da matriz M_E , obtém-se as matrizes M_{MR} (matriz das médias das razões, Equação 35) e M_{SD} (matriz dos

desvios padrões das razões, Equação 36), permitindo determinar a velocidade do vento de longo prazo para o local de interesse (Equação 37). A Equação 37 fica em função de uma variável aleatória ε_{fs} com distribuição simétrica triangular utilizada com base na ideia de levar em consideração o desvio padrão correspondente sd_{fs} das razões ou suas variabilidades. Desta forma, para cada valor U aleatório que for extraído de uma distribuição uniforme do intervalo (0,1), a variável aleatória ε_{fs} é obtida pela Equação 38.

$$mr_{fs} = \frac{1}{n_{fs}} \sum_{k=1}^{n_{fs}} (e_{fs})_k \quad (35)$$

$$sd_{fs} = \frac{1}{n_{fs} - 1} \sum_{k=1}^{n_{fs}} [(e_{fs})_k - mr_{fs}]^2 \quad (36)$$

$$(y_{mcp})_k = [mr_{fs} + \varepsilon_{fs}] \cdot (x_{lp})_k ; x_k, d_k \in e_{fs} ; k = 1 \dots n \quad (37)$$

$$\begin{aligned} 0 \leq U < 1/2 &\rightarrow \varepsilon_{fs} = (2\sqrt{3U} - \sqrt{6})sd_{fs} \\ 1/2 \leq U \leq 1 &\rightarrow \varepsilon_{fs} = (\sqrt{6} - 2\sqrt{3(1-U)})sd_{fs} \end{aligned} \quad (38)$$

Onde:

e_{fs} = elemento da matriz M_E que representa a razão entre a velocidade de vento no local de interesse e a correspondente velocidade do vento no local de referência para o instante k e que são relativas à faixa de velocidade f e ao setor direcional s do local de referência [adimensional];

mr_{fs} = elemento da matriz M_{MR} que representa a média das razões entre a velocidade de vento no local de interesse e a correspondente velocidade do vento no local de referência para o instante k [adimensional];

sd_{fs} = elemento da matriz M_{SD} que representa o desvio padrão das razões entre a velocidade de vento no local de interesse e a correspondente velocidade do vento no local de referência para o instante k [adimensional];

n_{fs} = número de razões armazenadas no elemento e_{fs} da matriz M_E [adimensional].

Thøgersen et al. (2007) afirmam que o *Matrix Method* (método da matriz), disponível no *software WindPRO*, calcula as diferenças das velocidades do vento (Equação 39) e as diferenças nas direções do vento (Equação 40) entre os locais de referência e de interesse,

dispondo os resultados em uma matriz G. Como alguns elementos desta matriz serão nulos, o algoritmo permite interpolar ou extrapolar propriedades estatísticas de outros elementos para preencher estas lacunas por meio de ajustes polinomiais. A velocidade e direção do vento de longo prazo para o local de interesse podem ser expressas através de registros simultâneos realizados nos locais de interesse e de referência, sendo que este relacionamento é modelado por uma distribuição gaussiana conjunta entre as diferenças de velocidade e de direção eólica.

A começar pelas séries temporais de longo prazo para o local de referência, a determinação dos dados de longo prazo para o local de interesse requer que cada par de dados $[y_{lp}, d_{lp}]$ indique uma célula g_{ij} da matriz G. Posteriormente, os pares correspondentes de valores $[(\Delta_v)_{lp}, (\Delta_d)_{lp}]$ são aleatoriamente gerados a partir da distribuição gaussiana conjunta que é associada à célula g_{ij} , pelo método de simulação de Monte Carlo. As Equações 41 e 42 são então aplicadas para estimar dados de velocidade e direção do vento de longo prazo para o local de interesse, respectivamente.

$$(\Delta_v)_{cp} = x_{cp} - y_{cp} \quad (39)$$

$$(\Delta_d)_{cp} = (d_i)_{cp} - (d_r)_{cp} \quad (40)$$

$$y_{mcp} = (\Delta_v)_{lp} + x_{lp} \quad (41)$$

$$(d_i)_{lp} = (\Delta_d)_{lp} + (d_r)_{lp} \quad (42)$$

Onde:

$(\Delta_v)_{cp}$ = diferença entre as velocidades do vento no local de interesse e de referência, ambas relativas ao período de curto prazo [m/s];

$(\Delta_d)_{cp}$ = diferenças entre a direção do vento no local de interesse e de referência, ambas relativas ao período de curto prazo [°];

$(d_i)_{cp}$ = direção do vento do local de interesse para o período de curto prazo [°];

$(d_r)_{cp}$ = direção do vento do local de referência para o período de curto prazo [°];

$(\Delta_v)_{lp}$ = diferença entre as velocidades do vento no local de interesse e de referência, ambas relativas ao período de longo prazo [m/s];

$(\Delta_d)_{lp}$ = diferenças entre a direção do vento no local de interesse e de referência, ambas relativas ao período de longo prazo [$^\circ$];

$(d_i)_{lp}$ = direção do vento do local de interesse para o período de longo prazo [$^\circ$];

$(d_r)_{lp}$ = direção do vento do local de referência para o período de longo prazo [$^\circ$].

Lambert e Grue (2012) relatam que os métodos matriciais comuns desempenham muito bem quando comparados a outros métodos. No entanto, eles normalmente são mais utilizados para gerar distribuições de frequência do que séries temporais. Nesse sentido, eles propõem o método *Matrix Time Series*, algoritmo disponível no módulo MCP do *software Windographer*, que consiste numa adaptação do método da matriz clássico que habilita estimar séries temporais de longo prazo para o local de interesse em questão.

O procedimento envolve quatro passos básicos. Primeiramente, os dados de velocidade do vento concomitantes para os locais de referência e de interesse são distribuídos em grupos definidos pelo setor de direção do vento do local de referência, sendo que uma matriz U é construída para cada setor direcional do local de referência. Cada matriz U constitui uma distribuição conjunta de probabilidade conforme o setor e período. Cada célula $u_{i,j}$ de cada matriz U contém o número de vezes que, ao longo do período de medições concomitantes, valores de velocidade do vento no local de interesse da faixa i e valores de velocidade do vento no local de referência da faixa j foram registrados.

Então, para cada coluna j das matrizes U , a função massa de probabilidade FMP_j é definida pela velocidade do vento para o local de interesse condicionado à velocidade do vento do local de referência da faixa j . A partir de cada FMP_j é possível construir uma função massa cumulativa de probabilidade ($FMCP_j$) da velocidade do vento no local de interesse para a faixa j do local de referência.

A Figura 8 ilustra o primeiro passo.

Figura 8 – Primeiro passo: criação da função massa de probabilidade (PMF).

Fonte: Lambert e Grue (2012)

No segundo passo, é construída uma série temporal de percentis¹¹ para o local de interesse. Para tanto, cada par de dados do local de referência – x_{cp} e $(d_r)_{cp}$ – permite selecionar o setor direcional e a faixa j (coluna) mais apropriados da matriz U daquele setor. O dado correspondente do local de interesse – y_{cp} – indica o percentil correspondente na $FMCP_j$, como ilustra a Figura 9.

Figura 9 – Segundo passo: transformação das velocidades do vento do local de interesse em valores percentis.

Fonte: Lambert e Grue (2012)

No terceiro passo, o algoritmo sintetiza uma série temporal de percentis de longo prazo para o local de interesse, por meio de uma matriz probabilística de transição de primeira ordem da cadeia de Markov¹², que armazena a frequência com que os percentis variam de um estado para outro. Através da geração de números aleatórios, criam-se cenários artificiais para preencher o período de dados inexistentes do local de interesse. Neste passo, há a opção de suavizar a série temporal dos percentis com a técnica das médias móveis, que segundo os

¹¹ Os percentis são os 99 valores que dividem a distribuição amostral em 100 partes equivalentes. O percentil é uma medida de posição non-central que informa como um valor está posicionado em relação aos demais (CARTA, VELÁZQUEZ e CABRERA, 2013).

¹² Cadeias de Markov de primeira e segunda ordem têm sido utilizadas, na literatura relacionada a energias renováveis, para modelar dados eólicos (CARTA, VELÁZQUEZ e CABRERA, 2013).

autores, aperfeiçoa a precisão dos resultados em muitos casos. A Figura 10 apresenta o terceiro passo.

Figura 10 – Terceiro passo: caracterização estatística das séries temporais de percentis.

Fonte: Lambert e Grue (2012)

O quarto e último passo tem o objetivo de transformar a série temporal de percentis sintéticos em velocidades de vento sintéticos, essencialmente revertendo o segundo passo. Neste caso, cada par de dados da série temporal do local de referência – x_{cp} e $(d_r)_{cp}$ – permite selecionar o setor direcional apropriado e, neste setor, selecionar a coluna associada (faixa j) da matriz U . O percentil sintetizado permite sintetizar, a partir da $FMCP_j$ da faixa j daquela matriz, a velocidade de longo prazo para o local de interesse, conforme ilustra a Figura 11.

Figura 11 – Quarto passo: transformação dos valores percentis em valores de velocidade do vento para o local de interesse.

Fonte: Lambert e Grue (2012)

Salmon e Walmsley (1999) desenvolveram um método que denominaram *modified Walmsley-Bagg model* em que a rosa dos ventos do local de referência pode ser diferente da do local de interesse. Neste método, inicialmente uma matriz H (3072×3072) é criada e constituída de uma distribuição conjunta da frequência relativa da velocidade do vento de curto prazo, direção do vento e estabilidade atmosférica. Cada elemento matricial h_{ij} representa a frequência relativa de ocorrência de dados de curto prazo da categoria i , para o local de referência, e da categoria j , para o local de interesse. O número de categorias Nh é obtido após classificação dos dados de curto prazo de ambas as estações em 16 setores equivalentes, em 32 faixas de velocidade do vento e 6 faixas de estabilidade atmosférica. As estimativas da frequência de ocorrência de categorias i e j são calculadas pelas Equações 43 e 44. O método prevê o cálculo de outra matriz C , de coeficientes c_{ij} , para estimação das frequências relativas dos dados de longo prazo para o local de interesse, conforme Equações 45 e 46.

$$(F_i)_{cp} = \sum_{j=1}^{Nh} (h_{ij})_{cp} \quad (43)$$

$$(F_j)_{cp} = \sum_{i=1}^{Nh} (h_{ij})_{cp} \quad (44)$$

$$c_{ij} = \frac{(h_{ij})_{cp}}{(F_i)_{cp}} \quad (45)$$

$$(F_j)_{lp} = \sum_{i=1}^N c_{ij} (F_i)_{lp} \quad (46)$$

Onde:

$(F_i)_{cp}$ = frequência acumulada relativa à ocorrência de variáveis de curto prazo para o local de referência;

$(F_j)_{cp}$ = frequência acumulada relativa à ocorrência de variáveis de curto prazo para o local de interesse;

$(F_j)_{lp}$ = frequência acumulada relativa à ocorrência de variáveis de longo prazo para o local de interesse;

$(F_i)_{lp}$ = frequência acumulada relativa à ocorrência de variáveis de longo prazo para o local de referência.

Grcia-Roj (2004) tambm prope um procedimento baseado no clculo da funo massa de probabilidade conjunta para a velocidade v e direo d do vento no curto prazo dos locais de referncia e de interesse. Partindo desta funo e de outra funo massa de probabilidade da velocidade e direo do vento no longo prazo para o local de referncia, a funo massa de probabilidade da velocidade e direo do vento de longo prazo para o local de interesse estimada, conforme Equao 47. Os autores sugerem a diviso em faixas de velocidade do vento de 1 m/s e diviso em 12 setores de 30.

$$PI_{lp}(v_i, d_j) = \sum_{k=1}^{N_w} \sum_{z=1}^{N_d} PIR_{cp}(v_i, d_j, v_k, d_z) PR_{lp}(v_k, d_z) \quad (47)$$

Onde:

$PI_{lp}(v_i, d_j)$ = funo massa de probabilidade da velocidade e direo do vento de longo prazo para o local de interesse;

$PIR_{cp}(v_i, d_j, v_k, d_z)$ = funo massa de probabilidade conjunta da velocidade e direo do vento de curto prazo para os locais de interesse e referncia;

$PR_{lp}(v_k, d_z)$ = funo massa de probabilidade da velocidade e direo do vento de longo prazo para o local de referncia;

N_w = nmero de faixas de velocidade de vento;

N_d = nmero de setores direcionais.

Carta e Velsquez (2011) elaboram um mtodo MCP cujo algoritmo utiliza a funo distribuio de probabilidade da velocidade do vento do local de interesse condicionada velocidade do vento do local de referncia (v_R). Distribuies bivariadas do tipo contingencial com distribuies marginais especficas – funes densidade de probabilidade *Weibull* com dois componentes – so necessrias ao procedimento do mtodo.

No mtodo proposto, partindo da funo densidade de probabilidade condicional de curto prazo e da funo densidade de probabilidade da velocidade do vento de longo prazo para o local de referncia, estima-se a funo densidade de probabilidade da velocidade do vento de longo prazo para o local de interesse, conforme Equaes 48 e 49.

$$FT_{lp}(v_T) = \frac{1}{CNF} \int_0^\infty FT_{cp}(v_T|v_R)FR_{lp}(v_R)dv_R \quad (48)$$

$$CNF = \int_0^\infty \int_0^\infty FT_{cp}(v_T|v_R)FR_{lp}(v_R)dv_R dv_T \quad (49)$$

Onde:

$FT_{lp}(v_T)$ = função densidade de probabilidade da velocidade do vento de longo prazo para o local de interesse;

CNF = fator de normalização;

$FT_{cp}(v_T|v_R)$ = função densidade de probabilidade da velocidade do vento de curto prazo para o local de interesse condicionada à velocidade do vento do local de referência;

$FR_{lp}(v_R)$ = função densidade de probabilidade da velocidade do vento de longo prazo para o local de referência.

Weekes e Tomlin (2014) afirmam que a abordagem MCP baseada na distribuição bivariada de *Weibull* é capaz de prever uma distribuição de valores de velocidade do vento do local de interesse para cada valor de velocidade do vento do local de referência na forma de uma distribuição de probabilidade condicional. Neste método, para valores observados num par de locais (referência e interesse) correlacionados, as densidades de probabilidade marginal e condicional têm uma interpretação física direta, como mostra a Equação 50.

$$f(v_T|v_R = v'_R) = \frac{f(v'_R, v_T)}{f(v'_R)} \quad (50)$$

Onde:

$f(v_T|v_R = v'_R)$ = função densidade de probabilidade condicional dos valores observados de velocidade do vento nos locais de interesse, v_T , e de referência, v_R , para um valor específico de $v_R = v'_R$;

$f(v_T, v_R)$ = função densidade de probabilidade bivariada;

$f(v_R)$ = função densidade de probabilidade do local de referência.

É possível obter a função densidade de probabilidade marginal do local de interesse, $f(v_T)$, por meio de integração do produto entre a função densidade de probabilidade condicional

(da Equação 50) e a função densidade de probabilidade do local de referência, para todos os valores de velocidade do vento do local de referência, vide Equação 51. Esta função resultante representa a quantidade-chave descritiva do recurso eólico do local de interesse. Por fim, a implementação da abordagem MCP baseada em uma função densidade de probabilidade bivariada requer uma predição da função densidade de probabilidade marginal das velocidades do vento de longo prazo para o local de interesse, como mostra a Equação 52.

$$f(v_T) = \int f(v_T|v_R = v'_R)f(v_R)dv_R \quad (51)$$

$$f_{lp}(v_T) = \int \frac{f(v_R, v_T)}{f_{cp}(v_R)} f_{lp}(v_R)dv_R \quad (52)$$

Onde:

$f_{lp}(v_T)$ = função densidade de probabilidade dos valores de velocidade do vento de longo prazo para o local de interesse;

$f_{cp}(v_R)$ = função densidade de probabilidade dos valores de velocidade do vento de curto prazo para o local de referência;

$f_{lp}(v_R)$ = função densidade de probabilidade dos valores de velocidade do vento de longo prazo para o local de referência.

Este modelo proposto por Weekes e Tomlin (2014), tem suas origens no trabalho de Perea, Amezcua e Probst (2011), que elaboraram tal modelo baseado em função densidade probabilidade condicional do tipo distribuição de *Weibull* bivariada (Equação 53), sendo os cinco parâmetros da distribuição de *Weibull* estimados pelo método da máxima probabilidade.

$$F(v_T, v_R) = 1 - \exp \left\{ - \left[\left(\frac{v_T}{(k_T)_{cp}} \right)^{(c_T)_{cp}/\lambda} + \left(\frac{v_R}{(k_R)_{cp}} \right)^{(c_T)_{cp}/\lambda} \right]^\lambda \right\} \quad (53)$$

Onde:

$(k_T)_{cp}$ = fator de forma da curva *Weibull* referente aos dados de velocidade do vento de curto prazo para o local de interesse [adimensional];

$(c_T)_{cp}$ = fator de escala da curva *Weibull* referente aos dados de velocidade do vento de curto prazo para o local de interesse [m/s];

λ = parâmetro que controla o grau de associação entre as duas variáveis k e c ;

$(k_R)_{cp}$ = fator de forma da curva *Weibull* referente aos dados de velocidade do vento de curto prazo para o local de referência [adimensional];

$(c_R)_{cp}$ = fator de escala da curva *Weibull* referente aos dados de velocidade do vento de curto prazo para o local de referência [m/s].

Clive (2008) propôs o uso de um método empírico conhecido como método de escala de *Weibull*, baseado em relações dos dois parâmetros da lei de distribuição de *Weibull*, que seria representativa às velocidades do vento dos locais de referência e de interesse. Assim, assume-se a existência de uma relação linear entre os parâmetros de escala (c) e de forma (k) da função densidade de probabilidade dos locais de interesse e de referência, conforme Equações 54 e 55. Este método foi implementado em várias aplicações de softwares da indústria eólica (*WindPRO* e *Windographer*), sendo que Thøgersen et al. (2013) afirmam que uma vantagem deste método é a sua habilidade de se adaptar à natureza do vento da maioria dos tipos de locais – exceto para locais em que distribuições do tipo *Weibull* não são representativas dos regimes eólicos.

$$(k_T)_{lp} = \frac{(k_T)_{cp}}{(k_R)_{cp}} (k_R)_{lp} \quad (54)$$

$$(c_T)_{lp} = \frac{(c_T)_{cp}}{(c_R)_{cp}} (c_R)_{lp} \quad (55)$$

Onde:

$(k_T)_{lp}$ = fator de forma da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de longo prazo do local de interesse [adimensional];

$(k_T)_{cp}$ = fator de forma da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de curto prazo do local de interesse [adimensional];

$(k_R)_{lp}$ = fator de forma da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de longo prazo do local de referência [adimensional];

$(k_R)_{cp}$ = fator de forma da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de curto prazo do local de referência [adimensional];

$(c_T)_{lp}$ = fator de escala da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de longo prazo do local de interesse [m/s];

$(c_T)_{cp}$ = fator de escala da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de curto prazo do local de interesse [m/s];

$(c_R)_{lp}$ = fator de escala da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de longo prazo do local de referência [m/s];

$(c_R)_{cp}$ = fator de escala da distribuição *Weibull* considerando os dados de velocidade do vento de curto prazo do local de referência [m/s].

2.2.2.3. Métodos com múltiplas estações de referências

Probst e Cárdenas (2010) sugerem o uso de múltiplas estações de referência com registros de medições simultâneas para estimar as características eólicas de longo prazo de um local de interesse. De acordo com Brower et al. (2012), diferentes estações de referência podem refletir diferentes aspectos do regime eólico no local de interesse e uma regressão linear múltipla pode ser uma maneira prática de aprimorar o estabelecimento da correlação, sendo que pesos atribuídos a cada estação de referência dependem da correlação dos dados de cada estação com os dados da estação de interesse. Entretanto, os autores apontam que há um risco de obter resultados insatisfatórios como consequência de um ajuste muito específico se o número de estações de referência utilizadas for muito alto e se forem fortemente correlacionadas.

Walls, Kline e Kline (2010) realizaram um estudo baseado em informações de duas estações de referência ($r1$ e $r2$) e utilizaram um modelo de regressão planar (Equação 56) para estimar a velocidade do vento de longo prazo no local de interesse.

$$y_{mcp} = \alpha_{r1}(x_{r1})_{lp} + \alpha_{r2}(x_{r2})_{lp} + \beta_{r1,r2} \quad (56)$$

Onde:

α_{r1} , α_{r2} e $\beta_{r1,r2}$ = parâmetros da regressão planar considerando dois conjuntos de dados de dois diferentes locais de referência;

$(x_{r1})_{lp}$ e $(x_{r2})_{lp}$ = velocidades do vento de longo prazo dos locais de referência $r1$ e $r2$, respectivamente [m/s].

Dinler (2013) elaborou um método a que denomina *Multiple Principal Least Squares*. Este método pode ser aplicado partindo de um número qualquer de estações de referência com

registros eólicos de longo prazo que não necessariamente possuem simultaneidade, o que resultaria em valores baixos de correlação. Ainda assim, o autor afirma ser possível prever dados de longo prazo para o local de interesse mediante identificação de um vetor X que minimiza a norma Euclidiana da relação de duas matrizes (Equação 57). A primeira, R , é constituída de vetores diagonais cujos valores são calculados por decomposição dos dados eólicos da estação de referência correspondente. Similarmente, a outra matriz, I , é composta de um vetor diagonal cujos valores são calculados por decomposição dos dados eólicos da estação de interesse.

$$\min_X \|RX - I\|_2 \quad (57)$$

O sistema indeterminado resultante da Equação 57 tem sempre uma única solução ótima (do tipo mínimos quadrados) em que se obtém uma matriz com valores do vetor previamente identificado dispostos na diagonal principal e os outros termos da matriz são nulos. Assim, os dados previstos para o local de interesse podem ser encontrados.

Zhang et al. (2014) desenvolveram um método MCP híbrido, que correlaciona dados de curto prazo de um local de interesse com dados provenientes de múltiplos locais de referência. Para cada estação de referência, os autores selecionam um método MCP já bem conhecido e explorado no campo de energias renováveis (ex: regressão linear simples, razão das variâncias, escala *Weibull*) e aplicam aos dados do local de interesse para estimar seus recursos eólicos de longo prazo. Cada série de longo prazo (sintetizada pelos diferentes métodos MCP previamente aplicados e correspondentes à cada estação de referência) tem um peso atribuído com base em dois parâmetros físicos: distância e a diferença de altitude entre o local de referência e o de interesse. Posteriormente, a série temporal com dados eólicos de longo prazo para o local de interesse é estimada partindo das várias séries sintetizadas e seus respectivos pesos. A hipótese é de que os pesos são maiores para os dados de referência cujo local tem menores distância e diferença de elevação em relação ao local de interesse. Os pesos são determinados pela Equação 58.

$$w_i = \frac{1}{2(n_{ref} - 1)} \left(\frac{\sum_{j=1; j \neq i}^{n_{ref}} \Delta d_j}{\sum_{j=1}^{n_{ref}} \Delta d_j} + \frac{\sum_{j=1; j \neq i}^{n_{ref}} \Delta h_j}{\sum_{j=1}^{n_{ref}} \Delta h_j} \right) \quad (58)$$

Onde:

w_i = peso de cada estação de referência;

n_{ref} = número de estações de referência utilizado no método MCP híbrido;

Δd_j = valor absoluto da distância entre a j -ésima estação de referência e a de interesse;

Δh_j = valor absoluto da diferença entre a elevação da j -ésima estação de referência e a de interesse.

Denison, Dellaportas e Mallick (2001) propõem um método para análise de dados espaciais com enfoque na predição da velocidade do vento de um novo local que possui apenas dados de curto prazo. O modelo não-linear *Bayesian Multivariate Adaptive Regression Spline* (BMARS) é escolhido em função da sua habilidade de ajustar-se a dados na presença de indicadores irrelevantes e devido sua capacidade global de interpretação. Este método é particularmente adequado a terrenos complexos onde não existe relação sistemática entre a distância entre as estações e a correlação. O modelo pode ser utilizado para fornecer um bom desempenho de previsão mesmo na presença de uma estrutura de baixa correlação espacial.

Carta, Velázquez e Cabrera (2013) afirmam que *data mining* e suas aplicações despertaram bastante interesse e, desta forma, técnicas de aprendizado automático foram propostas permitindo o uso de duas ou mais estações de referência. Essas incluem técnicas que empregam algoritmos de aprendizado estatístico, como as redes *Bayesianas* (BNs), técnicas baseadas em algoritmos inspirados na biologia, como as redes neurais artificiais (ANNs) bem como outras técnicas alternativas de *data mining*, incluindo técnicas estatísticas multivariadas.

Carta, Velázquez e Matías (2011) indicam o uso de classificadores de BNs para estimar a distribuição de frequência de velocidade média do vento no longo prazo num local com poucos recursos de medições eólicas. Este método permite o uso de múltiplas estações de referência com uma série longa de medições de velocidade e direção do vento. O sistema inteligente utilizado, cuja base de conhecimento está numa função de probabilidade conjunta de todas as variáveis do modelo, emprega eficientes técnicas de cálculo de probabilidades condicionadas para executar seu raciocínio, permitindo o desempenho eficiente do aprendizado automático e o desempenho de inferências a partir das evidências disponíveis. Dentre as conclusões obtidas pelos autores, BNs com três estações de referência proveram menores erros entre as produções médias de energia do aerogerador real e estimada, quando comparada com os resultados obtidos por dois algoritmos MCP convencionais.

Addison et al. (2000) propuseram uma versão de ANN no algoritmo de MCP para estimar a produção de energia eólica. Foi investigada a possibilidade de utilizar ANNs para

gerar previsões de longo prazo da produção de energia em um local com potencial eólico. Utilizaram apenas uma estação de referência com dados de velocidade e direção do vento para testar a efetividade. Eles concluíram que com esta técnica foi alcançado uma melhoria de 5-12% na precisão das previsões quando comparada a outros algoritmos convencionais de MCP utilizados na indústria eólica.

Carta, Velázquez e Cabrera (2013) revisaram muitos modelos propostos baseados em ANNs que usam várias estações de referência e que levam em consideração apenas a velocidade do vento registrada como dado de entrada, sendo o dado de saída a velocidade do vento estimada para o local de interesse. Eles afirmam que muitos destes modelos ignoram a influência que a direção do vento das estações de referência pode ter sobre a estimativa das velocidades do vento no local de interesse.

Velásquez, Carta e Matías (2011) investigaram a influência de vários fatores (número de estações de referência, grau de correlação entre as velocidades do vento do local de referência e do local de interesse, direção do vento, maneira como o sinal de direção foi introduzido na camada de entrada da ANN) sobre a geração de energia eólica nos aerogeradores do local de interesse. Foi concluído que quando a direção do vento foi usada em magnitude angular como sinal de entrada ANN, as métricas obtidas forneceram melhores resultados que aqueles obtidos com a omissão do sinal de direção. Ademais, os autores relataram que os erros de estimativa tendem a cair à medida que se aumenta o número de estações de referência, como exceção de alguns casos em que o aumento do número de estações não promoveu melhorias nas estimativas dos erros.

Patané et al. (2014) afirmam que os dados provenientes das estações anemométricas com longos períodos de medição e modelos climáticos numéricos é possível fornecer uma grande quantidade de entradas potenciais para os métodos MCP. Para processar todo o banco de dados disponível, eles desenvolveram uma metodologia MCP multivariável (MMCP), que eficientemente leva em consideração todas as entradas e extrai a máxima quantidade de informação relevante do local de interesse. Dado que as variáveis selecionadas podem ser altamente intercorrelacionadas e que algumas delas podem não fornecer informações sobre as características eólicas do local de interesse, o MMCP é desenvolvido em um processo de dois estágios. No primeiro, as variáveis de entrada são analisadas e aquelas que contiverem pouca ou informação redundante sobre as características eólicas do local de interesse são descartadas. No segundo, uma regressão multivariada é desempenhada – similar à análise dos principais componentes – baseada na matriz de correlação cruzada das variáveis selecionadas e nas séries

temporais das velocidades do vento do local de interesse. Uma extrapolação da série temporal da velocidade do vento para o local de interesse é então obtida.

Diante de tantos métodos propostos na literatura acadêmica, é irresponsável apontar um ou mais métodos como aquele(s) que prometem desempenho superior e que podem promover melhores resultados em relação aos demais. Cabe ao projetista selecionar e testar alguns deles em cada conjunto de dados a serem analisados na ARE. Tal proposta é realizada no Capítulo 3.

A Tabela 4 apresenta a listagem de todos os métodos revisados no Capítulo 2.

Tabela 4 - Resumo dos métodos MCP revisados

Classificação	Método MCP
Métodos baseados em modelos de regressão linear e não-linear	Linear Least Squares
	First Order Linear Regression
	Total Least Squares
	Regressão Linear Bin-fitted
	Vertical Slice
	SpeedSort
	DynaSort
	Scatter
	Variance Ratio
	Regressão Independente
	Vector Model
	Regressão de Interação Fragmentada
	Second Order Regression
	Polinomial de Segunda Ordem
	Power Regression
Métodos probabilísticos	Weibull Fit
	Método Discreto
	Matrix Method
	Matrix Time Series
	Modified Walmsley-Bagg Model
	Método de García-Rojo
	Método Probabilístico de Carta e Velázquez
Métodos com múltiplas estações de referência	MCP com distribuição bivariada de Weibull
	Método da escala de Weibull
	Modelo de Regressão Planar
	Multiple Principle Least Squares
	Método MCP híbrido de Zhang
	BMARS
	Método com uso de classificadores de BNs
	MCP com uso de Redes Neurais Artificiais
	Metodologia MCP Multivariável

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

3. ANÁLISE COMPARATIVA DE DIFERENTES MÉTODOS MCP APLICADOS EM SÉRIES TEMPORAIS DE DADOS EÓLICOS

3.1. Introdução e objetivo específico do capítulo

O presente capítulo remete à aplicação de nove diferentes métodos MCP às bases de dados anemométricos apresentadas no item 3.2.1. Os métodos elegidos para teste foram: *Linear Least Squares*, *Matrix Time Series*, *SpeedSort*, *Total Least Squares*, *Variance Ratio*, *Vertical Slice*, *Weibull Fit*, *First (1st) Order Linear Regression* e *Matrix Method*.

A escolha dos nove métodos supracitados se deu pela disponibilidade e facilidade de aplicação por meio das ferramentas computacionais *Windographer* e *WindPRO*, sendo estes *softwares* amplamente conhecidos e explorados pela indústria eólica. Dos nove métodos, *Linear Least Squares*, *Matrix Time Series*, *SpeedSort*, *Total Least Squares*, *Variance Ratio*, *Vertical Slice* e *Weibull Fit* são aplicados pelo *Windographer* e os métodos *First (1st) Order Linear Regression* e *Matrix Method* são aplicados pelo *WindPRO*.

Carta, Velázquez e Cabrera (2013) afirmam que a principal diferença entre os diferentes métodos MCP propostos na literatura reside, fundamentalmente, no tipo de relação estabelecida entre os dados anemométricos registrados no local de interesse e os dados registrados simultaneamente no local que servirá como referência, e para o qual existe também uma série temporal de longo prazo.

Nesse sentido, parte-se do pressuposto que existe um método que, em relação aos demais, melhor se adere ao regime eólico do local de interesse, fazendo da aplicação e posterior teste comparativo de tais métodos uma importante análise para o trabalho proposto.

Objetiva-se, portanto, a identificação de um método MCP que, conforme a metodologia implementada de medição de erros de predição (apresentada no item 3.2.3), resulte em uma série temporal de dados anemométricos que melhor caracterize o regime eólico do local estudado no longo prazo.

O método eleito como o mais aderente às condições eólicas indicadas pelos conjuntos de dados é posteriormente utilizado para o estudo presente no Capítulo 5.

3.2. Materiais e métodos

3.2.1. Caracterização dos dados anemométricos e do terreno dos locais de medição

Essenciais à elaboração de qualquer projeto eólico, dados anemométricos com registros periodizados de velocidade e direção do vento foram levantados para o desenvolvimento da pesquisa.

No total, quatro bases de dados foram utilizadas. Elas são constituídas de séries temporais numéricas com tais registros de velocidade e direção do vento – medidas em metros por segundo (m/s) e graus ($^{\circ}$), respectivamente – para diferentes alturas em relação ao solo. Os dados permitem traçar alguns parâmetros que indicam, com um moderado grau de detalhamento, o comportamento do vento durante o período em que foi realizada a aferição.

Prasad e Bansal (2011) sugerem o cálculo e representação visual de alguns desses parâmetros:

- Velocidade média do vento;
- Perfil diário da velocidade do vento: apresenta graficamente como a velocidade do vento varia durante o dia, considerando a média horária dos dados anuais de velocidade do vento;
- Variação mensal na velocidade do vento: apresenta graficamente como a velocidade do vento varia em diferentes meses;
- Frequência de distribuição da velocidade do vento: a mais importante característica do vento, pois permite estimar a produção anual de energia eólica. Trata-se de um histograma para visualização gráfica que agrupa e agrega os registros de velocidades de vento em intervalos (ou classes) pré-definidos (ex: 0-1 m/s, 1-2 m/s, 2-3 m/s, etc). Assim, a frequência de ocorrência de valores situados num dado intervalo – podendo ser absoluta ou relativa ao número total de horas de registro de velocidades de vento – é determinada;
- Distribuição Weibull da velocidade do vento: curva matemática que representa uma função densidade de probabilidade do tipo *Weibull* para a distribuição dos valores de velocidade de vento de cada intervalo. É uma aproximação do histograma de frequência da distribuição da velocidade do vento e depende dos parâmetros de forma (k) e de escala (c), calculados com o conhecimento da velocidade média e o desvio padrão das velocidades registradas;

- Rosa dos ventos: evidencia a frequência com que a direção do vento ocorre para cada setor direcional pré-definido de acordo com a divisão de 360° por um número inteiro (ex: 16 setores de $22,5^\circ$ ou 12 setores de 30°).

A caracterização das bases usadas nesta dissertação se encontra na Tabela 5.

Tabela 5 - Caracterização das bases de dados

Base de dados	Local	Altitude [m]	Altura da medição [m]	Data inicial	Data final	Periodização [minutos]	Velocidade média do vento [m/s]
1	Interesse	877	42	01/06/2008	02/03/2015	10	8,204
1	Interesse	877	66	01/06/2008	02/03/2015	10	8,759
1	Interesse	877	81	01/06/2008	02/03/2015	10	9,174
2	Interesse	1053	42	01/06/2008	23/02/2015	10	10,063
2	Interesse	1053	66	01/06/2008	23/02/2015	10	10,164
2	Interesse	1053	81	01/06/2008	23/02/2015	10	10,257
3	Referência	829	50	01/01/1984	31/03/2015	60	5,906
4	Referência	758	50	01/01/1984	31/03/2015	60	5,342

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

As bases de dados 1 e 2 (BD1 e BD2) representam o local de interesse. Elas são oriundas de medições realizadas por anemômetros e *wind vanes* instalados em duas torres que foram criteriosamente erguidas em locais diferentes de uma mesma área de interesse para construção de um parque eólico; cada uma delas possui medições em três alturas diferentes (42, 66 e 81 metros em relação ao solo) e compreendem um período de aproximadamente seis anos e meio com valores que foram registrados a cada 10 minutos. O acesso a tais bases se deu por contato direto com a empresa proprietária das torres, que já havia realizado análise e filtragem dos dados para possível eliminação de valores inconsistentes.

As bases de dados 3 e 4 (BD3 e BD4) representam o local de referência. Elas são constituídas de dados de reanálise do MERRA e compreendem a um período de medições de aproximadamente 30 anos, referentes a apenas uma altura de 50 metros em relação ao solo, com valores registrados a cada 60 minutos. O acesso aos dados das bases 3 e 4 se deu pelo *software Windographer*, que por sua vez forneceu acesso ao estudo de reanálise do MERRA. A escolha do MERRA foi pautada pelo fato de que, como já mencionado no Capítulo 2, os dados compreendem melhor resolução temporal (dados a cada 1 hora, diferentemente dos dados da NCEP/NCAR e CFSR, que possuem resolução de 6 horas) e são disponibilizados em melhor resolução espacial, que atribuíram boa relação de proximidade com os pontos de BD1 e BD2.

A caracterização dos dados conforme os parâmetros indicados previamente seguem abaixo, da Figura 12 à Figura 15, e correspondem a o período em que se têm registros eólicos:

Figura 12 - Perfil diário da velocidade do vento para as bases de dados 1 e 2 (ambas medidas às alturas de 42, 66 e 81 metros) e das bases de dados 3 e 4 (medidas à altura de 50 metros e com uma extrapolação vertical à altura de 81 metros).

Fonte: elaboração própria do autor com auxílio do *software Windographer* (2016)

Da Figura 12, embora o desenho do perfil diário de cada base de dados seja singular, observa-se que BD1 e BD2 compartilham algumas características com BD3 e BD4. Por exemplo, os valores mais altos para velocidade de vento ocorrem entre 0h e 6h e valores mais baixos entre 12h e 18h.

Já a Figura 13 revela que todos os perfis mensais das bases de dados são semelhantes; no sentido em que os meses de Julho, Agosto, Setembro e Outubro compreendem o período de maior incidência das velocidades do vento mais altas, ao passo que os meses de Dezembro, Janeiro, Fevereiro e Março, englobam o período de ocorrência de velocidades do vento mais baixas.

Figura 13 - Perfil mensal da velocidade do vento para as bases de dados 1 e 2 (ambas medidas às alturas de 42, 66 e 81 metros) e das bases de dados 3 e 4 (medidas à altura de 50 metros e com uma extrapolação vertical à altura de 81 metros).

Fonte: elaboração própria do autor com auxílio do *software* Windographer (2016)

Figura 14 - Rosa dos ventos das bases de dados 1 e 2 (ambas medidas à altura de 81 metros) e das bases de dados 3 e 4 (medidas à altura de 50 metros).

Fonte: elaboração própria do autor com auxílio do *software Windographer* (2016)

A Figura 14 ilustra como cada base de dados apresenta a mesma direção prevalecente em que sopra o vento: setor de 90° (de uma rosa dos ventos dividida em 16 setores). Não obstante, BD1 apresentou também alta incidência de ventos que sopram pelo setor de 112,5°.

A Figura 15, por sua vez, detalha que BD1 e BD2, diferentemente de BD3 e BD4, apresentam frequência de ocorrência mais alta para velocidades de vento de menor magnitude, embora compensem com frequências mais altas para velocidades também mais altas (> 10m/s).

Figura 15 - Frequência de distribuição da velocidade de vento sobreposta por uma distribuição do tipo Weibull, para as bases de dados 1, 2, 3 e 4.

Fonte: elaboração própria do autor com auxílio do *software Windographer* (2016)

Cada uma destas bases de dados ilustra o comportamento do vento de uma localização geográfica específica e pontual, mas que estão compreendidas em uma mesma microrregião do interior do estado da Bahia.

A distância entre os locais de aferição de cada grupo de dados eólicos é relativamente curta: o local da base de dados de número 3 está a aproximadamente 20 e 38 km de distância das de números 1 e 2, respectivamente; a base número 4, por sua vez, está a 35 e 22 km da 1 e da 2, respectivamente. Tal relativa proximidade favorece, conforme a lógica de Ayotte, Davy e Coppin (2001), a possibilidade de uma boa correlação entre os dados do local de interesse e os do local de referência.

A complexidade do terreno na área do local (como pode ser observado nas Figuras 16 e 17), no entanto, faz com que a correlação seja impactada negativamente, dado que o fluxo de vento é influenciado pela topografia e está sujeito a sofrer acelerações, desacelerações e mudanças de direção, atribuindo certa singularidade ao comportamento eólico pontual.

Figura 16 - Complexidade topográfica da microrregião que compreende os locais das bases de dados.
Fonte: TOPODATA (2015)

A Figura 17 evidencia como o perfil de relevo se altera conforme se percorre a linha vermelha, que tem início a aproximados 789 metros de altitude, em ponto próximo ao local em que se situa a base de dados de número 3. A linha passa próxima também dos outros locais de importância, aumentando e diminuindo a altitude, até finalizar num ponto mais baixo e à Oeste do local da base de dados de número 4, a aproximados 610 metros de altitude.

Figura 17 - Perfil de relevo: aproximações das altitudes dos locais das bases de dados 3, 1, 2 e 4 estão indicadas, da esquerda para a direita, pelas demarcações sobrepostas ao desenho do perfil de relevo.

Fonte: Elaboração própria do autor com auxílio do *software Google Earth* (2016)

Faz-se notável a complexidade do relevo; os fluxos de vento tornam-se difíceis de serem mapeados com fidelidade, contribuindo para altas margens de incerteza no que tange o comportamento eólico no longo prazo. Seria possível o uso de ferramentas de *Computational Fluid Dynamics* (CFD) – análises numéricas e algoritmos que solucionam problemas que envolvem fluxo de fluídos como o vento –, no entanto a realização deste trabalho teve escopo definido e dedicado ao uso de métodos MCP para realização da ARE.

3.2.2. Descrição dos *softwares* de apoio

Todo o trabalho desta dissertação foi realizado com auxílio de alguns *softwares* de apoio: *Windographer*, *WindPRO* e *Microsoft Excel*.

As bases de dados e as informações nelas contidas foram exploradas por meio do *Windographer*, que dispõe de interface gráfica para visualizar e tratar os dados anemométricos. Através do *Windographer*, a execução de diferentes métodos MCP e o cálculo de produção de energia eólica são facilitados. Mecanismos simples de parametrização com comandos rápidos e intuitivos fazem de sua utilização indispensável na Avaliação de Recursos Eólicos.

Outro programa computacional utilizado para aplicação de métodos MCP e cálculo da geração de energia foi o *WindPRO*. Em linhas gerais, pode-se dizer que este *software* é mais completo que o *Windographer*, com ampla gama de recursos que inclusive permite a visualização espacial de um projeto de parque eólico, com a devida disposição dos elementos que o constituem.

O uso justaposto de ambos é justificado pelas características complementares que fazem do *Windographer* e do *WindPRO* ferramentas poderosas para a elaboração de projetos de empreendimentos eólio-elétricos.

No que tocam os estudos comparativos, a plataforma do *Microsoft Excel* foi a escolha para a implementação de cálculos aritméticos. A organização dos dados por meio deste *software* é amigável e capacitada para a introdução de fórmulas e equações matemáticas, como foi o caso do tratamento dos resíduos (Capítulo 3) e do cálculo da incerteza relativa à caracterização histórica do regime eólico do local (Capítulo 4).

3.2.3. Metodologia para análise dos resíduos

Os dados de velocidade de vento sintetizados pela aplicação dos métodos MCP foram comparados com dados reais aferidos pelos sensores instalados nas torres de medição, presentes nas bases de dados 1 e 2. Esta análise foi realizada mediante o cálculo de alguns indicadores que envolvem os resíduos (erros – diferenças entre dados artificiais e reais observados). São eles: Erro Médio (EM), Erro Absoluto Médio (EAM), Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio (RQEQM) e Erro Percentual Absoluto Médio (EPAM), representados pelas Equações de 59 a 62, respectivamente:

$$EM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i) \quad (59)$$

$$EAM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i| \quad (60)$$

$$RQEQM = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (61)$$

$$EPAM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \quad (62)$$

Onde:

EM = Erro Médio [m/s];

EAM = Erro Absoluto Médio [m/s];

$RQEQM$ = Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio [m/s];

$EPAM$ = Erro Percentual Absoluto Médio [%];

N = número de valores válidos do conjunto de dados em questão [adimensional];

$\hat{y}_i$ = velocidade de vento da série sintética prevista pela aplicação do MCP [m/s];

y_i = velocidade do vento da série original no local de interesse [m/s].

Estes indicadores foram aplicados de modo a comparar os nove métodos e identificar qual deles apresenta melhores resultados em relação aos demais. Por melhores resultados entendem-se valores de EM , EAM , $RQEQM$ e $EPAM$ o mais possivelmente próximos de zero.

3.3. Estudo comparativo entre diferentes métodos MCP aplicados aos dados eólicos

3.3.1. Descrição do procedimento analítico

As bases de dados anemométricos de número 1 e 2 (BD1 e BD2) possuem mais de seis anos de registros deca minutais em três diferentes alturas em relação ao solo, compreendendo integralmente o período de 2009 a 2014. Deste conjunto de dados, foram necessários apenas

dados de dois anos completos, de 2013 e de 2014, para a aplicação dos métodos MCP e para posterior análise apresentada neste capítulo. Isto se deve ao fato de a Certificação de Medições Anemométricas exigir, até o ano de 2016 que as aferições sejam realizadas no local de interesse por um período não inferior a 24 meses consecutivos (EPE, 2016).

Os dados de BD1, BD2, BD3 e BD4, possuem uma taxa de disponibilidade acima de 90% para cada ano de medição e, logo, para todo o período englobado por elas. Isto significa que mesmo considerando falhas na continuidade (seja por indisponibilidade dos sensores de medição ou falha em algumas medições), a massa resultante de dados é suficiente para prosseguir com as análises necessárias deste Capítulo 3, bem como nos Capítulos subsequentes.

Desta forma, ao utilizar os dados representativos ao local de interesse da BD1 e BD2 para os anos de 2013 e 2014 na aplicação dos métodos MCP, foi possível estender as séries temporais originais em retrospectiva com dados sintetizados para os anos precedentes a 2013.

Visto que BD1 e BD2 possuem dados em três diferentes alturas em relação ao solo, a implementação dos nove métodos MCP produziu nove séries temporais artificiais de dados eólicos para cada conjunto de dados relativo a cada uma das alturas de medição, tanto para BD1 como para a BD2, utilizando ora BD3, ora BD4 como série temporal de referência.

Ademais, tendo em conta a diferente periodização dos registros entre as bases de dados, foi necessário o cálculo da média horária dos dados de BD1 e BD2 pelo *Windographer*, de modo que ficassem com o mesmo passo de tempo de 60 minutos inerente às BD3 e BD4.

Foi pertinente, também, utilizar BD1 e BD2 como séries de um local de referência uma da outra. Primeiro utilizou-se dados da BD1 referentes aos anos de 2013 e 2014 (à altura de 81 metros em relação ao solo) como série de interesse e dados da BD2 de 2009 a 2014 como valores de referência (também à altura de 81 metros) para aplicação dos nove métodos MCP. Posteriormente os papéis foram invertidos. Para ambos casos, não foi necessária a mudança do passo de tempo, mantendo a periodização em 10 minutos.

As plataformas *Windographer* e *WindPRO* foram utilizadas nas aplicações dos nove métodos, sendo sete deles na primeira e apenas dois na segunda. Em todas elas, alguns parâmetros foram pré-estabelecidos:

- Divisão setorial utilizada: 16 setores de 22,5°

- Periodização equivalente entre dados de interesse e referência: usos de intervalos de tempo de 60 minutos (quando BD3 ou BD4 operam como séries de referência) ou 10 minutos (quando BD1 e BD2 operam como séries de referência).

No total, foram sintetizadas 126 séries temporais que agregam dados artificiais resultantes da aplicação dos métodos MCP e os dados originais preservados de 2013 a 2014, tanto para BD1 como para BD2. Elas representam 14 diferentes configurações para execução dos métodos. A Figura 18 esquematiza o procedimento.

Figura 18 – Esquema do procedimento de aplicação dos métodos MCP para diferentes combinações das bases de dados.

Fonte: Elaboração própria do autor (2016).

Os dados originais de aferições anemométricas referentes aos anos de 2009, 2010, 2011 e 2012 – tanto da BD1 como da BD2 – foram então comparados com dados referentes ao mesmo período, porém estes resultantes da aplicação dos métodos MCP.

A comparação foi realizada conforme a metodologia apresentada no item 3.2.3.

3.3.2. Apresentação, avaliação e interpretação dos resultados

Os resultados obtidos estão representados nas Tabelas 6 até 19.

Tabela 6 - Resultados da análise de erros para BD1 a 81 metros como local de interesse e BD2 a 81 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD2	-0,19	1,46	1,99	23,38
Matrix Time Series			-0,15	1,61	2,21	24,66
SpeedSort			-0,21	1,48	2,06	22,44
Total Least Squares	81 metros	81 metros	-0,22	1,47	2,05	22,44
Variance Ratio	10 minutos	10 minutos	-0,22	1,48	2,07	22,50
Vertical Slice			-0,20	1,45	1,97	23,21
Weibull Fit			-0,22	1,51	2,22	22,92
1st order Linear Regression			-0,32	2,06	2,67	30,77
Matrix Method			-0,33	2,04	2,74	30,16

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 7 - Resultados da análise de erros para BD2 a 81 metros como local de interesse e BD1 a 81 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2	BD1	0,14	1,61	2,20	20,57
Matrix Time Series			0,02	1,81	2,46	22,19
SpeedSort			0,21	1,66	2,31	20,09
Total Least Squares	81 metros	81 metros	0,30	1,74	2,44	21,29
Variance Ratio	10 minutos	10 minutos	0,24	1,66	2,30	20,06
Vertical Slice			0,13	1,62	2,20	21,00
Weibull Fit			0,25	1,73	2,76	21,21
1st order Linear Regression			0,15	2,30	2,97	28,69
Matrix Method			0,09	2,19	2,94	26,94

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 8 - Resultados da análise de erros para BD1 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD3	0,20	2,35	2,85	38,91
Matrix Time Series			0,18	2,52	3,22	40,53
SpeedSort			0,05	2,61	3,27	38,87
Total Least Squares	81 metros	50 metros	0,84	3,43	4,63	51,53
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,16	2,55	3,18	38,43
Vertical Slice			0,19	2,34	2,84	39,18
Weibull Fit			0,14	2,56	3,21	38,33
1st order Linear Regression			0,33	3,19	4,01	49,89
Matrix Method			0,30	3,15	3,95	48,75

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 9 - Resultados da análise de erros para BD1 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD3	0,20	2,18	2,66	37,47
Matrix Time Series			0,14	2,35	3,02	39,34
SpeedSort			0,05	2,43	3,04	37,51
Total Least Squares	66 metros	50 metros	0,76	3,20	4,63	51,09
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,15	2,37	2,97	37,15
Vertical Slice			0,20	2,18	2,65	37,76
Weibull Fit			0,13	2,39	3,00	37,12
1st order Linear Regression			0,32	2,99	3,76	48,21
Matrix Method			0,29	2,92	3,67	46,44

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 10 - Resultados da análise de erros para BD1 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD3	0,21	1,94	2,39	35,14
Matrix Time Series			0,20	2,19	2,80	38,84
SpeedSort			0,09	2,18	2,75	35,91
Total Least Squares	42 metros	50 metros	0,57	2,71	3,64	45,01
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,17	2,13	2,68	35,54
Vertical Slice			0,20	1,94	2,39	35,44
Weibull Fit			0,16	2,15	2,71	35,53
1st order Linear Regression			0,30	2,73	3,44	46,00
Matrix Method			0,24	2,65	3,33	44,47

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 11 - Resultados da análise de erros para BD2 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2	BD3	0,36	2,49	3,04	32,85
Matrix Time Series			0,19	2,69	3,44	33,62
SpeedSort			0,22	2,76	3,46	32,78
Total Least Squares	81 metros	50 metros	1,14	3,82	5,69	46,21
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,32	2,71	3,38	32,51
Vertical Slice			0,34	2,50	3,04	33,19
Weibull Fit			0,33	2,72	3,40	32,44
1st order Linear Regression			0,56	3,40	4,26	42,30
Matrix Method			0,53	3,38	4,24	41,75

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 12 - Resultados da análise de erros para BD2 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2	BD3	0,42	2,45	2,99	32,46
Matrix Time Series			0,30	2,63	3,34	33,28
SpeedSort			0,29	2,71	3,40	32,43
Total Least Squares			1,24	3,82	6,90	46,97
Variance Ratio	66 metros	50 metros	0,39	2,66	3,32	32,23
Vertical Slice	60 minutos	60 minutos	0,41	2,45	2,99	32,81
Weibull Fit			0,39	2,68	3,36	32,23
1st order Linear Regression			0,61	3,37	4,24	42,08
Matrix Method			0,58	3,32	4,16	41,12

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 13 - Resultados da análise de erros para BD2 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2	BD3	0,47	2,23	2,75	31,51
Matrix Time Series			0,30	2,48	3,16	33,01
SpeedSort			0,32	2,47	3,11	31,66
Total Least Squares			2,21	4,55	27,55	66,71
Variance Ratio	42 metros	50 metros	0,41	2,43	3,05	31,45
Vertical Slice	60 minutos	60 minutos	0,46	2,23	2,75	31,88
Weibull Fit			0,41	2,45	3,08	31,52
1st order Linear Regression			0,62	3,18	4,01	41,76
Matrix Method			0,61	3,06	3,86	40,17

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 14 - Resultados da análise de erros para BD1 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD4	0,22	2,37	2,87	39,54
Matrix Time Series			0,18	2,57	3,30	41,70
SpeedSort			0,09	2,64	3,30	39,36
Total Least Squares			1,25	3,91	8,60	61,13
Variance Ratio	81 metros	50 metros	0,19	2,58	3,22	38,96
Vertical Slice	60 minutos	60 minutos	0,20	2,35	2,85	39,40
Weibull Fit			0,16	2,60	3,26	38,86
1st order Linear Regression			0,35	3,30	4,14	51,14
Matrix Method			0,36	3,19	4,01	49,41

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 15 - Resultados da análise de erros para BD1 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD4	0,22	2,20	2,68	38,09
Matrix Time Series			0,13	2,42	3,08	40,04
SpeedSort			0,08	2,46	3,08	38,10
Total Least Squares	66 metros	50 metros	3,48	6,00	54,86	147,55
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,18	2,41	3,01	37,67
Vertical Slice			0,21	2,19	2,67	37,98
Weibull Fit			0,15	2,43	3,05	37,64
1st order Linear Regression			0,34	3,08	3,88	49,44
Matrix Method			0,30	2,97	3,73	47,35

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 16 - Resultados da análise de erros para BD1 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD1	BD4	0,23	1,96	2,41	35,75
Matrix Time Series			0,17	2,22	2,84	38,47
SpeedSort			0,12	2,21	2,78	36,38
Total Least Squares	42 metros	50 metros	0,87	3,08	5,51	53,06
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,20	2,16	2,72	36,06
Vertical Slice			0,22	1,95	2,40	35,71
Weibull Fit			0,18	2,18	2,75	36,06
1st order Linear Regression			0,32	2,82	3,56	47,31
Matrix Method			0,29	2,69	3,39	45,12

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 17 - Resultados da análise de erros para BD2 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2	BD4	0,38	2,51	3,06	33,20
Matrix Time Series			0,29	2,67	3,41	33,97
SpeedSort			0,28	2,79	3,49	33,12
Total Least Squares	81 metros	50 metros	1,19	3,93	5,42	46,21
Variance Ratio	60 minutos	60 minutos	0,36	2,74	3,42	32,91
Vertical Slice			0,35	2,50	3,05	33,11
Weibull Fit			0,36	2,76	3,46	32,87
1st order Linear Regression			0,61	3,57	4,49	43,86
Matrix Method			0,60	3,44	4,31	42,75

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 18 - Resultados da análise de erros para BD2 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2 66 metros 60 minutos	BD4 50 metros 60 minutos	0,45	2,46	3,01	32,82
Matrix Time Series			0,29	2,67	3,41	33,68
SpeedSort			0,35	2,74	3,44	32,81
Total Least Squares			1,25	3,88	5,53	46,37
Variance Ratio			0,43	2,69	3,37	32,61
Vertical Slice			0,42	2,45	2,99	32,76
Weibull Fit			0,43	2,72	3,42	32,74
1st order Linear Regression			0,67	3,55	4,48	43,68
Matrix Method			0,65	3,38	4,23	42,09

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 19 - Resultados da análise de erros para BD2 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência

Método MCP	Base de dados de interesse, altura e periodização	Base de dados de referência, altura e periodização	EM [m/s]	EAM [m/s]	RQEQM [m/s]	EPAM [%]
Linear Least Squares	BD2 42 metros 60 minutos	BD4 50 metros 60 minutos	0,50	2,25	2,77	31,95
Matrix Time Series			0,47	2,56	3,25	34,72
SpeedSort			0,37	2,50	3,15	31,97
Total Least Squares			1,11	3,49	4,95	44,60
Variance Ratio			0,45	2,46	3,09	31,84
Vertical Slice			0,47	2,24	2,77	31,95
Weibull Fit			0,45	2,48	3,14	32,02
1st order Linear Regression			0,68	3,36	4,25	43,48
Matrix Method			0,68	3,12	3,93	41,22

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Em linhas gerais, os sete métodos executados pelo *software Windographer* (*Linear Least Squares*, *Matrix Time Series*, *SpeedSort*, *Total Least Squares*, *Variance Ratio*, *Vertical Slice* e *Weibull Fit*) desempenharam melhor que os dois executados pelo *software WindPRO* (*First Order Linear Regression* e *Matrix Method*). Chega-se a essa conclusão tendo em vista que os resultados dos indicadores EM, EAM, RQEQM e EPAM foram mais altos e mais distantes de zero para os métodos *First Order Linear Regression* e *Matrix Method*, evidenciando que são menos adequados para a caracterização histórica do regime eólico local.

Apenas o método *Total Least Squares* apresentou desempenho pior que estes dois métodos do *WindPRO*. Ao observar as séries artificiais, constata-se que, não raro, este método implementado pelo *Windographer* sintetizou dados com altíssimos valores de velocidade de vento (ex: acima de 100 m/s), algo considerável extremo e relativamente improvável. Por conseguinte – e evidentemente – tais valores, quando inseridos nas equações de EM, EAM,

RQEQM e EPAM, acabam por influenciar os resultados negativamente, fazendo-os parecerem distorções numéricas.

Vale ressaltar que, para todos os métodos, os resultados apresentados revelam que os valores de velocidade do vento sintetizados pela aplicação dos métodos MCP são, em média, superiores aos dos dados originais observados. Isto significa que as séries artificiais superestimaram a velocidade do vento no local, com exceção do caso apresentado pela Tabela 6 (BD1 como local de interesse e BD2 como local de referência, ambas a 81 metros de altura em relação ao solo).

Tal fato é verificado pelos valores de EM, que retrataram a média da diferença entre os dados previstos (artificiais) e os dados observados (originais). Logo, valores positivos de EM significam que, em média, os dados sintetizados de velocidade do vento são superiores aos dados originais, ao passo que valores negativos de EM significam o contrário.

Nota-se que a única ocorrência de valores negativos de EM se deu quando a aplicação dos métodos MCP teve a BD2 utilizada como série temporal de referência. Sendo BD2 a base de dados com registros de velocidade de vento mais altas em relação às demais (vide média da velocidade de vento na Tabela 5), é possível apontar para uma tendência dos métodos MCP em sintetizar a série temporal em função da base de dados de referência (Figura 19): para séries temporais de interesse com média de velocidade de vento inferior à da série de referência, os dados sintetizados foram inferiores aos originais. Todavia, para séries de interesse com média de velocidade de vento superior à da série de referência os dados produzidos pelos métodos foram superiores aos originais, como evidencia a maioria dos casos (Tabelas de 7 a 19).

Figura 19 - Relação entre os valores de velocidade de vento da Série de Referência e os da Série de Interesse e a tendência na sintetização dos dados artificiais pelos métodos MCP.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Para este trabalho, tem-se que a caracterização histórica do regime eólico do local estudado será necessariamente realizada mediante a aplicação dos métodos MCP utilizando BD1 e BD2 como séries temporais de interesse e BD3 e BD4 como séries temporais de referência de longa duração.

Nesse sentido, os resultados de EM indicam que invariavelmente os métodos MCP foram otimistas – no sentido em que supervalorizaram a velocidade do vento – sendo que o método *SpeedSort* foi o que sobressaiu perante os outros oito métodos MCP. Em 9 das 14 diferentes configurações de uso das bases de dados (ora como série de interesse, ora como série de referência), os resultados de EM para os dados criados pelo *SpeedSort* foram os mais próximos de zero.

Não obstante, por lidar com o módulo da diferença entre o valor previsto e o valor observado, os resultados de EAM e RQEQM expõem o quão distante estão os valores artificiais dos valores originais, independentemente de quais são superiores ou inferiores. Desta forma, estes indicadores revelam quais métodos sintetizam dados com maior fidelidade àquilo que fora aferido e observado.

Das 14 diferentes configurações, o método *Vertical Slice* superou os demais em 12 delas, conforme os resultados de EAM e RQEQM mais próximos de zero, indicando melhor aderência às condições eólicas locais e, por conseguinte, destacando-se como o melhor dos nove métodos testados.

Vale ressaltar que o método *Linear Least Squares* apresentou resultados de EAM e RQEQM muito próximos aos do método *Vertical Slice*, tendo as diferenças entre eles iniciadas apenas na segunda casa decimal. Em três situações apresentou resultados idênticos aos do *Vertical Slice*.

Para valores de EPAM, não houve predominância significativa de bons resultados para um único método como ocorrido com os resultados de EM, EAM e RQEQM. A elaboração de um diagnóstico conclusivo com a eleição de um método mais apropriado às condições eólicas seria neste caso, portanto, precipitada.

Os resultados de cada indicador para cada método MCP de cada uma das 14 configurações entre os dados foram dispostos conforme os Gráfico 3 a 6. A Figura 20 esquematiza a análise dos resultados.

Gráfico 5 - Raiz quadrada do erro quadrático médio dos nove métodos MCP testados para cada uma das 14 configurações entre as bases de dados.
 Fonte: Elaboração própria do autor (2016)

Gráfico 6 - Raiz percentual absoluto médio dos nove métodos MCP testados para cada uma das 14 configurações entre as bases de dados.

Fonte: Elaboração própria do autor (2016)

Figura 20 - Resumo da análise dos resultados dos indicadores EM, EAM, RQEQM e EPAM.

Fonte: Elaboração própria do autor (2016)

Diante da abordagem conduzida até aqui, coube a identificação e seleção do método *Vertical Slice* como sendo aquele que produz dados mais condizentes com a realidade observada nos dados originais de BD1 e BD2. Desta forma, foi apropriado proceder com a caracterização histórica do regime eólico do local de interesse por meio da execução deste método MCP, produzindo séries temporais conforme necessário para outros estudos comparativos apresentados nos próximos capítulos.

Como abordado no Capítulo 2, o método *Vertical Slice* é baseado em um modelo de regressão linear simples que, em comparação a outros métodos apresentados (como os baseados em regressão não-linear, probabilísticos ou que necessitam de mais de uma estação de referência), pode ser considerado de inferior complexidade para implantação. No entanto, um método de maior complexidade não é necessariamente mais aderente aos dados e local estudado. Tal fato ressalta a importância de testar diferentes opções de métodos MCP antes de prosseguir com a caracterização histórica dos recursos eólicos de um determinado local.

4. ANÁLISE DA INCERTEZA RELATIVA À CARACTERIZAÇÃO HISTÓRICA DE RECURSOS EÓLICOS COM BASE EM DIFERENTES DURAÇÕES DO PERÍODO DE MEDIÇÃO ANEMOMÉTRICA

4.1. Introdução e objetivo específico do capítulo

O Capítulo 4 traz a análise da incerteza inerente à caracterização dos recursos eólicos de longo prazo para o local de interesse a que as bases de dados representam. Tal análise é de grande importância na elaboração de projetos de empreendimentos eólio-elétricos, já que o grau de incerteza impacta diretamente na previsão de geração anual de eletricidade de um parque eólico, como mencionado nos Capítulos 1 e 2.

Lackner, Rogers e Manwell (2008) afirmam que os recursos eólicos de um dado local variam de ano para ano e que estas variações interanuais influenciam o grau de incerteza de duas diferentes maneiras. Primeiro, a base de dados de referência utilizada no MCP para estimar os recursos de longo prazo pode não ser, de fato, representativa ao local de interesse (no sentido em que o regime eólico do local de referência difere daquele observado no local de interesse). Segundo, a variabilidade interanual pode produzir incerteza adicional na medida em que o recurso eólico efetivo que passa pela vida útil de uma turbina pode ser diferente daquele que fora estimado.

Estas duas fontes de incerteza não são, de acordo com os autores, dependentes da questão das mudanças climáticas globais que poderiam contribuir para alterações no recurso eólico de longo prazo, mas estão, sim, relacionadas com a variabilidade da amostragem deste recurso eólico de longo prazo para o local estudado.

Ademais, Bass et al. (2000) indicam que a incerteza relativa às estimativas de longo prazo produzidas pelos métodos MCP dependem muito mais dos dados utilizados do que do próprio método. Desta forma, embora determinado método possa apresentar desempenho superior a outros, em grande medida a incerteza dependerá do cumprimento das condições impostas à aplicação do método de modo a garantir sua eficácia, principalmente a escolha de uma estação de referência que seja adequada. Em outras palavras, a incerteza é influenciada majoritariamente pela similaridade entre os regimes eólicos do local de referência e do local de interesse.

Nesse sentido, foi realizada uma análise da variabilidade interanual do regime eólico compreendido pelas séries de referência (BD3 e BD4) e de suas relações com as séries de interesse (BD1 e BD2). Dado que o tamanho da amostra de cada série de interesse exerce impacto sobre a quantificação de suas relações com as séries de referência, o objetivo deste capítulo é avaliar como a extensão do período de medição contribui para a quantificação da incerteza relativa à caracterização histórica do regime eólico do local de interesse.

4.2. Materiais e métodos para o cálculo da incerteza relativa à caracterização do regime eólico de longo prazo para um local de interesse

A variabilidade interanual do regime eólico é quantificada pelo cálculo do desvio padrão populacional (SD) das médias anuais (m_i) dos dados de velocidade do vento das séries de referência, conforme Equação 63. Já a relação entre as bases de dados representativas dos locais de referência e de interesse – considerando apenas dados relativos a um período concomitante de medição entre uma série de referência e uma de interesse, sendo que os registros nelas compreendidos possuam um mesmo intervalo de tempo – é mensurada por meio do cálculo da correlação de Pearson (r) conforme a Equação 64.

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N_R} \sum_{i=1}^{N_R} (m_i - \bar{m})^2} \quad (63)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^K (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^K (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^K (y_i - \bar{y})^2}} \quad (14)$$

$$\bar{m} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1}^{N_R} m_i \quad (65)$$

Onde:

$\bar{m}$ = média geral das médias anuais m_i (Tabela 20) [m/s];

N_R = número de anos da base de dados utilizada como referência [adimensional];

x_i = valor da velocidade de vento da série de referência em questão [m/s];

$\bar{x}$ = a média dos valores de x_i [m/s];

y_i = valor da velocidade de vento da série de interesse em questão [m/s];

$\bar{y}$ = média dos valores de y_i [m/s];

K = número de registros concomitantes entre a série de interesse e a de referência [adimensional].

A partir dos resultados de SD e de r , é possível calcular a incerteza da caracterização histórica de longo prazo dos recursos eólicos (σ_H) conforme a Equação 66, indicada por Brower et al. (2012), e Equação 67.

$$\sigma_H = \sqrt{\frac{r^2}{N_R} \sigma_R^2 + \frac{1 - r^2}{N_T} \sigma_T^2} \quad (66)$$

$$\sigma_R = \sigma_T = \frac{SD}{\bar{m}} 100 \quad (67)$$

Onde:

$\sigma_R = \sigma_T$ = desvio padrão relativo à média geral ($\bar{m}$) das médias anuais (m_i) da velocidade do vento para as bases de dados de referência em questão [%];

N_T = número de anos de medições concomitantes às bases de dados de interesse e de referência [adimensional].

O cálculo de σ_H parte da premissa de que a variabilidade interanual da velocidade do vento no local de interesse é igual à do local de referência e, por conseguinte, o desvio padrão relativo da série de interesse (σ_T) é igual ao desvio padrão relativo da série de referência (σ_R).

Da Equação 66, vale ressaltar que quanto menor for o valor obtido como resultado para a incerteza histórica (do regime eólico de longo prazo) melhor será para a posterior etapa de cálculo da previsão de energia anual gerada por um aerogerador (introduzida no Capítulo 5). A seção 4.3 apresenta o procedimento do cálculo desta incerteza histórica.

Os dados utilizados para o cálculo de SD , $\bar{m}$, σ_R e σ_T estão dispostos na Tabela 20.

Tabela 20 - Médias anuais de cada série de dados [m/s]

Ano	BD1			BD2			BD3	BD4
	81m	66m	42m	81m	66m	42m	50m	50m
1985	-	-	-	-	-	-	5,679	5,212
1986	-	-	-	-	-	-	6,299	5,756
1987	-	-	-	-	-	-	5,764	5,308
1988	-	-	-	-	-	-	5,712	5,285
1989	-	-	-	-	-	-	5,855	5,405
1990	-	-	-	-	-	-	6,072	5,560
1991	-	-	-	-	-	-	5,874	5,388
1992	-	-	-	-	-	-	5,749	5,277
1993	-	-	-	-	-	-	5,769	5,318
1994	-	-	-	-	-	-	5,893	5,388
1995	-	-	-	-	-	-	5,753	5,312
1996	-	-	-	-	-	-	5,909	5,407
1997	-	-	-	-	-	-	5,233	4,808
1998	-	-	-	-	-	-	6,227	5,589
1999	-	-	-	-	-	-	6,190	5,577
2000	-	-	-	-	-	-	5,941	5,307
2001	-	-	-	-	-	-	6,188	5,466
2002	-	-	-	-	-	-	6,143	5,427
2003	-	-	-	-	-	-	6,049	5,371
2004	-	-	-	-	-	-	5,789	5,167
2005	-	-	-	-	-	-	5,899	5,279
2006	-	-	-	-	-	-	5,671	5,047
2007	-	-	-	-	-	-	6,178	5,520
2008	-	-	-	-	-	-	5,744	5,145
2009	8,503	8,163	7,595	10,208	10,070	9,321	5,449	4,922
2010	8,777	8,409	7,846	10,248	10,108	9,605	5,918	5,302
2011	9,045	8,654	8,070	10,377	10,330	9,738	5,752	5,194
2012	9,755	9,335	8,700	11,282	11,173	10,664	6,307	5,631
2013	9,188	8,833	8,237	10,746	10,687	10,240	5,945	5,323
2014	9,610	9,253	8,613	11,249	11,182	10,716	6,057	5,426

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

4.3. Cálculo da incerteza relativa à caracterização histórica de recursos eólicos para um local de interesse com base em diferentes durações do período de medição anemométrica

4.3.1. Descrição do procedimento analítico

O cálculo da incerteza histórica, como já visto, depende dos números de anos das bases de dados que representam os locais de interesse e de referência (N_T e N_R , respectivamente), do índice de correlação de Pearson (r) e do desvio padrão relativo à média das médias anuais das séries de referência (σ_R).

Verifica-se que o valor de N_R é fixado em 30, pois tanto BD3 quanto BD4 – que foram utilizadas como séries de referência – compreendem dados de velocidade do vento para o período integral de 1985 a 2014 (30 anos). O valor de N_T , entretanto, variou de 2 a 6, já que BD1 e BD2 compreendem dados eólicos relativos aos anos que vão de 2009 a 2014, sendo 24 meses o período mínimo de medição exigido pela normativa brasileira de desenvolvimento de empreendimentos de energia eólica (EPE, 2016).

Desta forma, para cada composição de duas séries relacionadas e utilizadas no cálculo de σ_H , cinco períodos de diferentes durações foram explorados:

- 2 anos de duração (de 2013 a 2014)
- 3 anos de duração (de 2012 a 2014)
- 4 anos de duração (de 2011 a 2014)
- 5 anos de duração (de 2010 a 2014)
- 6 anos de duração (de 2009 a 2014)

Tais períodos foram selecionados de modo a manter em 30 o número de anos de medição das séries de referência (BD3 e BD4), pois, caso se utilizassem períodos de dois anos diferentes de 2013 e 2014 (ou de 3 anos diferentes de 2012, 2013 e 2014 etc.) o número de anos compreendidos pelas séries de referência seria encurtado. Optou-se, assim, que o ano de 2014 (último ano íntegro que se possui registros) estivesse sempre no período que representa a campanha de medição anemométrica.

O valor de r , que também depende da quantidade de dados amostrais e, logo, do número de anos de medição anemométrica no local de interesse, variou conforme mostram os valores dispostos nas Tabelas 21 a 24, resultantes da execução da Equação 64. O cálculo de r requereu que o passo entre os dados das duas séries relacionadas fosse equivalente. No caso, como a aplicação do MCP (Capítulo 3) foi realizada utilizando séries com registros a cada 60 minutos, r foi também determinado partindo deste intervalo de tempo entre os dados.

Tabela 21 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD1 e BD3 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica

Local de Interesse e Altura	Local de Referência e Altura	Índice de correlação (r) por período				
		2013-2014	2012-2014	2011-2014	2010-2014	2009-2014
BD1 - 81 metros	BD3 - 50 metros	0,652	0,659	0,668	0,665	0,669
BD1 - 66 metros		0,656	0,662	0,671	0,668	0,671
BD1 - 42 metros		0,670	0,676	0,684	0,680	0,683

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 22 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD2 e BD3 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica

Local de Interesse e Altura	Local de Referência e Altura	Índice de correlação (r) por período				
		2013-2014	2012-2014	2011-2014	2010-2014	2009-2014
BD2 - 81 metros	BD3 - 50 metros	0,679	0,689	0,698	0,697	0,700
BD2 - 66 metros		0,681	0,690	0,699	0,696	0,699
BD2 - 42 metros		0,694	0,702	0,711	0,709	0,714

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 23 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD1 e BD4 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica

Local de Interesse e Altura	Local de Referência e Altura	Índice de correlação (r) por período				
		2013-2014	2012-2014	2011-2014	2010-2014	2009-2014
BD1 - 81 metros	BD4 - 50 metros	0,628	0,633	0,645	0,644	0,647
BD1 - 66 metros		0,631	0,636	0,648	0,646	0,650
BD1 - 42 metros		0,647	0,651	0,662	0,658	0,662

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 24 - Índice de correlação de Pearson (r) entre BD2 e BD4 com intervalo de 60 minutos entre os dados para diferentes durações do período de medição anemométrica

Local de Interesse e Altura	Local de Referência e Altura	Índice de correlação (r) por período				
		2013-2014	2012-2014	2011-2014	2010-2014	2009-2014
BD1 - 81 metros	BD4 - 50 metros	0,659	0,668	0,679	0,679	0,683
BD1 - 66 metros		0,661	0,669	0,680	0,678	0,682
BD1 - 42 metros		0,673	0,681	0,692	0,691	0,696

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Observa-se (das Tabelas 21 à 24) que, em alguns casos, o índice r , apesar da tendência à aumento de seu valor em função do aumento do período de medição, reduziu na mudança do período de 2011-2014 para 2010-2014. Tal fato sugere que, isoladamente, o ano de 2010 não apresenta boa correlação entre as séries de interesse e de referência, já que ao acrescentar mais um ano (período de 2009-2014) o aumento de r se fez valer novamente. Ainda assim, esta redução pode ser considerada irrisória, já que é observada apenas em nível milesimal.

O cálculo da incerteza histórica relativa à caracterização de longo prazo do regime eólico local (σ_H) foi então executado mediante a Equação 66 e em função da duração do período de medição de cada série de interesse e sua respectiva altura de registro anemométrico. Para cada uma das três alturas de medições inerentes às BD1 e BD2 (81, 66 e 42 metros em relação

ao solo) e para cada uma das cinco durações do período de medição um valor de σ_H foi encontrado, acumulando um total de 60 valores, como esquematizado na Figura 21.

Figura 21 - Esquema do procedimento do cálculo da incerteza da caracterização do regime eólico de longo prazo do local de interesse

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

4.3.2. Apresentação, avaliação e interpretação dos resultados

Os resultados obtidos estão apresentados nas Tabelas 25 até 36.

Tabela 25 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD1	BD3	30 (1985-2014)	4,154	0,425	2,243	-
3 (2012-2014)					0,434	1,840	-18,0
4 (2011-2014)	81 metros	50 metros			0,446	1,599	-13,1
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,443	1,451	-9,3
6 (2009-2014)					0,447	1,336	-7,9

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 26 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD1	BD3	30 (1985-2014)	4,154	0,430	2,235	-
3 (2012-2014)					0,438	1,835	-17,9
4 (2011-2014)	66 metros	50 metros			0,451	1,594	-13,1
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,446	1,448	-9,2
6 (2009-2014)					0,451	1,333	-7,9

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 27 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD1	BD3	30 (1985-2014)	4,154	0,449	2,202	-
3 (2012-2014)					0,457	1,809	-17,8
4 (2011-2014)	42 metros	50 metros			0,468	1,575	-13,0
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,462	1,433	-9,0
6 (2009-2014)					0,467	1,320	-7,9

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 28 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 81 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD2	BD3	30 (1985-2014)	4,154	0,461	2,179	-
3 (2012-2014)					0,475	1,784	-18,1
4 (2011-2014)	81 metros	50 metros			0,487	1,552	-13,0
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,486	1,409	-9,2
6 (2009-2014)					0,489	1,301	-7,7

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 29 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 66 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD2	BD3	30 (1985-2014)	4,154	0,464	2,174	-
3 (2012-2014)					0,476	1,782	-18,0
4 (2011-2014)	66 metros	50 metros			0,488	1,551	-13,0
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,484	1,411	-9,0
6 (2009-2014)					0,488	1,302	-7,7

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 30 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 42 metros como local de interesse e BD3 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD2	BD3	30 (1985-2014)	4,154	0,481	2,144	-
3 (2012-2014)					0,493	1,758	-18,0
4 (2011-2014)	42 metros	50 metros			0,505	1,531	-12,9
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,503	1,392	-9,1
6 (2009-2014)					0,510	1,283	-7,9

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 31 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD1	BD4	30 (1985-2014)	3,759	0,394	2,078	-
3 (2012-2014)					0,401	1,705	-17,9
4 (2011-2014)	81 metros	50 metros			0,416	1,477	-13,4
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,414	1,337	-9,5
6 (2009-2014)					0,419	1,230	-8,0

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 32 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD1	BD4	30 (1985-2014)	3,759	0,398	2,072	-
3 (2012-2014)					0,405	1,701	-17,9
4 (2011-2014)	66 metros	50 metros			0,420	1,473	-13,4
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,417	1,335	-9,4
6 (2009-2014)					0,423	1,227	-8,0

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 33 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD1 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD1	BD4	30 (1985-2014)	3,759	0,418	2,041	-
3 (2012-2014)					0,424	1,677	-17,8
4 (2011-2014)	42 metros	50 metros			0,438	1,455	-13,2
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,433	1,321	-9,2
6 (2009-2014)					0,439	1,215	-8,0

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 34 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 81 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD2	BD4	30 (1985-2014)	3,759	0,434	2,015	-
3 (2012-2014)					0,446	1,651	-18,1
4 (2011-2014)	81 metros	50 metros			0,461	1,431	-13,3
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,462	1,296	-9,4
6 (2009-2014)					0,466	1,195	-7,8

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 35 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 66 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD2	BD4	30 (1985-2014)	3,759	0,437	2,011	-
3 (2012-2014)					0,447	1,649	-18,0
4 (2011-2014)	66 metros	50 metros			0,462	1,430	-13,3
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,460	1,298	-9,2
6 (2009-2014)					0,465	1,196	-7,9

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 36 - Incerteza relativa à correlação de dados horários entre BD2 a 42 metros como local de interesse e BD4 a 50 metros como local de referência para diferentes durações do período de medição

N_T (Período)	Local de Interesse, Altura, Periodização	Local de Referência, Altura, Periodização	N_R (Período)	σ_R [%]	r^2	Incerteza histórica σ_H [%]	$\Delta \sigma_H$ [%]
2 (2013-2014)	BD2	BD4	30 (1985-2014)	3,759	0,453	1,984	-
3 (2012-2014)					0,464	1,628	-17,9
4 (2011-2014)	42 metros	50 metros			0,479	1,413	-13,2
5 (2010-2014)	60 minutos	60 minutos			0,478	1,282	-9,3
6 (2009-2014)					0,485	1,181	-7,9

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Os resultados apresentados indicam uma tendência à redução do grau de incerteza relativa à caracterização histórica do regime de ventos do local de interesse em questão na medida em que se aumenta a duração da campanha de medição anemométrica: das Tabelas 25 até 36 observa-se que a última coluna ($\Delta \sigma_H$) revela a variação relativa da incerteza histórica em relação ao aumento do período ano a ano – sendo todos estes valores negativos em função da redução dos valores de σ_H . A relação estabelecida por este estudo está reforçada pela Figura 22.

Figura 22 - Relação entre os valores de velocidade de vento da Série de Referência e os da Série de Interesse e a tendência na sintetização dos dados artificiais pelos métodos MCP.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Em cada uma das 12 combinações entre séries de interesse (e sua respectiva altura de medição) e séries de referência tal tendência se fez evidenciada, como se pode observar pelo Gráfico 7.

Gráfico 7 - Incerteza da caracterização do regime eólico de longo prazo para diferentes durações da campanha de medição anemométrica no local de interesse.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

É notável que, na condição de aumento da mínima duração da campanha de medição anemométrica exigida pela EPE de 24 para 36 meses (que entrará em vigor a partir de 2017), os dados utilizados neste trabalho permitiriam uma redução média de aproximadamente 18% no que tange a incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos. Entretanto, nota-se que a taxa com que decresce os valores de σ_H também decresce: acrescentar mais 12 meses permitiria redução média de aproximadamente 13% em relação a um período de medição de 36 meses. A partir de 4 anos de medição, os dados mostraram que a redução dos valores de σ_H fica na faixa inferior a 10% para aumento do período de medição, tanto de 4 para 5 anos quanto de 5 para 6 anos. Partindo da premissa de que existe um equilíbrio entre o custo de incremento do período total de medição e os benefícios de redução de incerteza e das subsequentes alterações no cálculo da previsão de geração por um parque eólico, não coube a realização, neste trabalho, da identificação de uma duração ideal para a campanha de medição anemométrica.

Outro ponto de destaque foi como o valor de r aumenta com a diminuição da altura relativa ao solo referente aos registros anemométricos contidos nas séries utilizadas como de interesse da BD1 e da BD2 (Gráficos 8 e 9). Nesse sentido, a altura de medição para os casos analisados mostrou-se relevante, pois, tanto para BD1 como para BD2, suas séries de dados relativas à medição realizada a 42 metros em relação ao solo delinearam menores valores de velocidade do vento. Assim, estes valores são mais próximos aos encontrados nas séries de BD3 e BD4, com dados relativos à altura de 50 metros em relação ao solo.

Gráfico 8 - Índice de correlação de Pearson (r) em função da altura de medição anemométrica das séries de interesse da BD1 para diferentes durações do período de medição

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Gráfico 9 - Índice de correlação de Pearson (r) em função da altura de medição anemométrica das séries de interesse da BD2 para diferentes durações do período de medição

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Os Gráficos 8 e 9 também permitem evidenciar que as correlações de BD1 com BD4 e de BD2 com BD4 têm valores inferiores àqueles das correlações de BD1 com BD3 e de BD2 com BD3, respectivamente e para todas os 5 períodos analisados. Logo, BD3 mostrou-se uma série de referência com maior similaridade às series de interesse de BD1 e de BD2.

Em função destes diagnósticos produzidos pela avaliação dos resultados obtidos, a pesquisa agora está encaminhada para a análise de como e quanto estes diferentes valores de incerteza influenciam no cálculo da previsão de geração de energia por um aerogerador, a ser apresentada no Capítulo 5.

5. ANÁLISE DA PREVISÃO DE GERAÇÃO POR UM PARQUE EÓLICO COM BASE EM SÉRIES SINTETIZADAS PELO MCP EM FUNÇÃO DA DURAÇÃO DO PERÍODO DE MEDIÇÃO ANEMOMÉTRICA

5.1. Introdução e objetivo específico do capítulo

Toda a pesquisa foi conduzida até este ponto de modo que o tratamento e estudo dos dados eólicos permitisse alcançar uma consistente estimativa do potencial de geração por um aerogerador. Esta etapa pode ser entendida como uma tradução de resultados previamente obtidos – séries sintéticas de longo prazo e valores de incerteza na caracterização histórica dos recursos eólicos – em valores quantitativos em unidade de energia e, portanto, mais inteligíveis no que toca a avaliação do potencial de geração de um dado local de interesse a partir dos recursos eólicos ali disponíveis.

Objetiva-se compreender como diferentes séries temporais de longo prazo (resultantes da aplicação do método MCP *Vertical Slice* com séries de interesse variando em seu comprimento/duração) e diferentes valores de incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos se relacionam e interferem na estimação do potencial de geração. Desta forma, o presente capítulo tem foco na avaliação da influência que a duração da campanha de medição anemométrica exerce no cálculo de previsão de geração de eletricidade por uma seleção de diferentes turbinas eólicas.

5.2. Materiais e métodos

5.2.1. Metodologia para cálculo da previsão de geração

O cálculo da produção anual de geração de eletricidade por um aerogerador tem como alicerce a extração da potência do vento que atravessa a área varrida pelo rotor da turbina, transformando-a em potência teoricamente aproveitável para geração de eletricidade pela turbina, como apresentado na Equação 68.

$$P_T = \frac{1}{2} \cdot C_p \cdot \rho \cdot A \cdot V_T^3 \quad (68)$$

Onde:

P_T = potência da turbina eólica T [W];

C_p = coeficiente de potência [adimensional];

ρ = densidade do ar [kg/m³];

A = área da seção transversal que as pás da turbina varrem em sua rotação [m²];

V_T = velocidade do vento que incide na turbina T à altura de seu rotor [m/s].

Evidentemente, uma turbina real só extrairá uma fração da potência eólica disponível, dado que existem perdas neste aproveitamento. Então, o coeficiente de potência (C_p) revela que a potência de fato produzida pela turbina é menor que a potência do vento. Tal índice varia com a velocidade do vento, dado que as pás do rotor da turbina têm diferentes eficiências aerodinâmicas conforme se altera a velocidade do vento que incide sobre elas, como afirma Custódio (2013). A Figura 23 mostra esta variação.

Figura 23 - Coeficiente de potência e curva de potência de uma turbina eólica em função da velocidade do vento.

Fonte: Watson (2015).

Visivelmente, a velocidade do vento é o fator de maior impacto na potência de uma turbina, já que seu valor está elevado à terceira potência. Desta forma, a potência aumenta junto

com a velocidade do vento definidamente até um limite em que se alcança a potência nominal da turbina, tornando-se, a partir deste ponto, constante. Todavia, observa-se que turbinas eólicas são mais eficientes (maior C_p) quando acionadas pelo vento soprando a velocidades entre 5 e 10 m/s, vide Figura 23.

É válido reafirmar que quando se menciona velocidade do vento para a geração eólica, a altura em que sopra o vento possui importância fundamental: as informações dependentes dessa variável requerem e partem do pressuposto que sua altura seja equivalente à altura do rotor da turbina.

Carta, Velázquez e Cabrera (2013) afirmam que, para o caso em que se analise o recurso eólico no longo prazo mediante a aplicação MCP, é necessário que esta seja executada com dados da série de interesse e da série de referência a alturas de medição similares. Eles indicam que, a priori, preferencialmente devem-se corrigir os dados da série de interesse para a altura da série de referência para execução do MCP e, a posteriori, corrigir os dados sintetizados para a altura do rotor da turbina.

Estas correções na altura da velocidade do vento podem ser aplicadas, segundo o manual do *Windographer* (2016), conforme a *power law*, que caracteriza a taxa com a qual a velocidade do vento se altera em função da altura em relação ao solo. Isto é realizado mediante identificação de dois parâmetros α e β que descrevem a curva exponencial do perfil vertical do vento no local específico. Os parâmetros são, portanto, intrínsecos à cada conjunto de dados analisado. A *power law* é prevista pelas Equações 69 e 70, permitindo a extrapolação para maiores ou menores alturas tendo em vista o perfil vertical da velocidade do vento no local.

$$V(h) = \beta \cdot h^\alpha \quad (69)$$

$$\ln(V(h)) = \alpha \cdot \ln(h) + \ln(\beta) \quad (70)$$

Onde:

$V(h)$ = velocidade média do vento para uma dada altura h [m/s];

β = constante intrínseca do perfil vertical do vento no local [s^{-1}];

h = altura da velocidade de vento [m];

α = expoente da *power law*, intrínseco do perfil vertical do vento no local [adimensional].

Existe outro método para corrigir a velocidade do vento para outras alturas: a *log law*, que, conforme o manual do *Windographer* (2016), assume que a velocidade do vento varia de maneira logarítmica em função da altura em relação ao solo. Diferentemente da *power law*, ela leva em consideração a rugosidade da superfície do terreno, conforme Equação 71. Nesse sentido, a *log law* requer uma caracterização do tipo de terreno que permeia o ponto em que foram aferidos os dados eólicos analisados.

$$V(h) = \begin{cases} \frac{V^*}{0,4} \ln\left(\frac{h}{h_0}\right), & h > h_0 \\ 0, & h \leq h_0 \end{cases} \quad (71)$$

Onde:

V^* = velocidade de fricção [m/s];

0,4 = constante de von Karman [adimensional];

h_0 = rugosidade da superfície [m].

Cada turbina tem sua curva de potência que depende também da densidade do ar. Ocorre que esta não é constante em função do tempo, variando conforme diferentes valores de temperatura, pressão e umidade relativa. Portanto, é recomendável corrigir os valores de potência de saída – previstos pela(s) curva(s) de potência do aerogerador para determinado(s) valor(es) de densidade do ar – para outros que sejam referentes à densidade instantânea do ar, conforme mostra a Equação 72.

$$P = P_0 \frac{\rho}{\rho_0} \quad (72)$$

Onde:

P = potência de saída da turbina [W];

P_0 = potência de saída prevista pela curva de potência da turbina [W];

ρ = densidade instantânea do ar [kg/m³];

ρ_0 = densidade do ar a que se aplica a curva de potência da turbina [kg/m³].

A energia passível de aproveitamento desta potência de saída P está sujeita a uma série de perdas e incertezas, fazendo com que variações em seu valor teoricamente previsto sejam inevitáveis.

Assim, o cálculo da produção líquida de energia requer boas estimativas das perdas e incertezas que permeiam a geração. A própria EPE (2016) exige uma metodologia para a obtenção desta produção líquida de energia, a que chama de Produção Anual Certificada – vide item 5.10.2 das Instruções para Solicitação de Cadastramento e Habilitação Técnica de Empreendimentos Eólicos com vistas à participação nos Leilões de Energia Elétrica (EPE, 2016) – que, quando se refere ao valor de P50 do parque eólico (Equação 73), deve levar em consideração as condições meteorológicas locais, a densidade do ar, a degradação das pás e as perdas aerodinâmicas do próprio parque e decorrentes de parques vizinhos (efeito esteira ou *wake effect*), contabilizados pela Equação 74.

$$E_{P50} = (1 - L_{P50}) \cdot P_T \cdot 8760 \quad (73)$$

$$L_{P50} = 1 - (1 - L_{P\acute{A}S})(1 - L_{WE}) \quad (74)$$

Onde:

E_{P50} = Produção Anual Certificada referente ao valor de energia anual que é excedido com uma probabilidade de ocorrência igual ou maior a 50% para um período de variabilidade futura de 20 anos [MWh/ano];

L_{P50} = perdas por degradação das pás ($L_{P\acute{A}S}$) e perdas aerodinâmicas do parque (L_{WE}) [adimensional];

8760 = número total de horas de um ano convencional [h].

O cálculo do P50 serve de base para o cálculo do P90 (Equação 75), uma medida mais conservadora e que engloba outros fatores de incerteza que se acumulam por todo o processo da ARE e que, somados, compõem a incerteza padrão.

$$E_{P90} = E_{P50} \cdot (1 - (1,28155 \cdot \text{incerteza padrão})) \quad (75)$$

Onde:

E_{P90} = Produção Anual Certificada referente ao valor de energia anual que é excedido com uma probabilidade de ocorrência igual ou maior a 90% para um período de variabilidade futura de 20 anos [MWh/ano];

1,28155 = variável padronizada da distribuição normal, considerando a probabilidade de ocorrência de 0,1 [adimensional];

Incerteza padrão = valor da composição de todas as incertezas consideradas [%].

A Figura 24 exemplifica como o parâmetro P90 remete a uma menor quantidade de energia se comparado ao parâmetro P50. Este último remete ao valor médio da distribuição normal para a produção de energia pela fonte eólica e está associado à média de longo prazo da velocidade do vento no local de interesse.

Figura 24 - Exemplo de uma distribuição normal da produção de energia.

Fonte: adaptado de Bailey (2015)

O P90, por sua vez, é necessário para definir o montante máximo de energia que a usina pode vender ao SIN, ou Garantia Física (Equação 76).

$$GF = \frac{E_{P90} \cdot (1 - TEIF) \cdot (1 - IP) - \Delta P}{8760} \quad (76)$$

Onde:

GF = Garantia Física [MW médios];

$TEIF$ = Taxa Equivalente de Indisponibilidade Forçada¹³;

¹³ Percentual do tempo em que a usina não está apta a operar, devido à ocorrência de falha ou interrupção de emergência, em condições não programadas, abatidas as paradas programadas (EPE, 2016).

IP = Indisponibilidade Programada¹⁴;

ΔP = estimativa anual de consumo interno e perdas elétricas até o ponto de conexão da usina eólica com o sistema elétrico [MWh].

A GF é, portanto, a representação mais próxima do que será efetivamente gerado pela usina eólica projetada e deve refletir a estimacão do seu real potencial de geracão. Ademais, como é perceptível das Equacões 75 e 76, existe uma relacão entre a *incerteza padrão* e a GF.

O cálculo da *incerteza padrão* deve levar em consideracão o maior número de incertezas passíveis de identificacão e contabilizacão, seguindo o padrão da Equacão 77.

$$incerteza\ padrão = \sqrt{\sum_{k=1}^G u_k^2} \quad (77)$$

Onde:

u_k = incerteza u para cada tipo k identificado [adimensional];

G = número total de incertezas identificadas [adimensional].

Por fim, o indicador de desempenho amplamente utilizado pela indústria eólica é o Fator de Capacidade (FC) que, para o caso em questão, faz uma simulacão dessa análise de desempenho por meio da verificacão da previsão de geracão anual de eletricidade por um parque (GF) frente à sua potência nominal (Equacão 78).

$$FC = \frac{GF}{PN} \quad (78)$$

Onde:

FC = Fator de Capacidade de um parque eólico [%];

GF = previsão de geracão anual pelas turbinas do parque eólico [MW médios];

PN = Potência Nominal do parque eólico[MW].

¹⁴ Percentual do tempo em que a operacão é interrompida devido à execucão de manutençao programada (EPE, 2016).

5.3. Cálculo da previsão de geração com base na aplicação do método MCP *Vertical Slice* e considerando diferentes valores de incerteza relativos a diferentes durações do período de medição anemométrica

5.3.1. Descrição do procedimento analítico

Em primeiro lugar, foram preparados os dados de entrada de velocidade do vento para o cálculo da previsão de geração. Para tanto, o método MCP *Vertical Slice* (eleito o mais aderente dentre os testados no Capítulo 3) foi executado por meio do *software Windographer*, em diferentes séries de interesse recortadas de BD1 e de BD2. Estas séries de comprimento menor que o total de dados de BD1 e BD2 simulam campanhas de medição anemométrica de diferentes durações, sendo todas elas à altura de 42 metros em relação ao solo, tendo em vista os melhores resultados de correlação de *Pearson* com os dados de BD3 e de BD4, como apresentado nos Gráficos 8 e 9 (Capítulo 4). Como série de referência, BD3 foi utilizada para todas estas aplicações MCP em função de também ter apresentado melhores valores de correlação de *Pearson* se comparada a BD4. Desta forma, várias séries de dados eólicos foram sintetizadas em retrospectiva, todas elas com resultado final de 30 anos de registros horários de velocidade do vento à altura de 42 metros em relação ao solo, como mostra a Figura 25.

Figura 25 - Esquema da aplicação do método MCP *Vertical Slice* com variações no comprimento da série de interesse que simulam diferentes durações do período de medição anemométrica.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Dessas séries produzidas pelo MCP, fez-se necessário extrapolar todos os dados de velocidade do vento da altura de 42 metros para a altura de 81 metros em relação ao solo, já que a estimativa de geração por uma turbina é feita usando dados de velocidade do vento que ocorrem à altura do rotor. Altura esta que, para o caso apresentado, foi considerada como equivalente à altura de 81 metros por ser o ponto mais alto de medição das torres que aferiram os dados de BD1 e de BD2, como esquematiza a Figura 26.

Figura 26 - Esquema da extrapolação vertical dos dados de velocidade de vento à altura de 81 metros em relação ao solo.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Este procedimento foi realizado com auxílio do *Windographer* de acordo com as Equações 69 e 70 (*power law*), que permitiram a identificação do parâmetro α da curva exponencial intrínsecos do perfil vertical do vento em BD1 e BD2, como apresentado pela Tabela 37 e Figura 27.

Tabela 37 - Caracterização do perfil vertical da velocidade do vento de BD1 e BD2

Altura em relação ao solo (m)	Dados de BD1		Dados de BD2	
	Velocidade média do vento [m/s]	Expoente α (<i>power law</i>)	Velocidade média do vento [m/s]	Expoente α (<i>power law</i>)
81	9,17455		10,74080	
66	8,79995	0,168	10,64220	0,0879
42	8,20379		10,15810	

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

A escolha da *power law* ao invés da *log law* foi pautada pela similaridade com que as curvas foram delineadas por meio do *Windographer*: tanto um método quanto o outro foram simulados pelo *software* e apresentaram resultados semelhantes (Figura 27). No entanto, o uso da *log law* teria de ser acompanhado do estudo do tipo de terreno encontrado nos arredores dos pontos de BD1 e BD2 – bem como a rugosidade que ali ocorre. A *power law*, por sua vez, possui implantação simplificada pelo *Windographer* (não requer análise do terreno e de sua rugosidade) e produz resultados satisfatórios para extrapolação vertical dos dados de velocidade de vento de BD1 e BD2.

Figura 27 - Perfil vertical da velocidade do vento de BD1, à esquerda, e de BD2, à direita

Fonte: elaboração própria do autor com auxílio do *software Windographer* (2016).

Outro ponto de importância relacionado à aplicação MCP é que as séries sintetizadas por esta metodologia não incluem dados meteorológicos, como dados instantâneos de densidade do ar – essenciais ao cálculo da potência de saída de um aerogerador. Nesse sentido, partiu-se da premissa de que os dados de densidade do ar pertencentes à série de referência de BD3 são representativos do mesmo local das séries de BD1 e BD2 e, por conseguinte, das séries sintetizadas pelo MCP. Assim, foi pertinente agregar os dados de densidade do ar de BD3 nas séries sintéticas para completá-las antes de realizar os cálculos da previsão de geração. Os valores de densidade de ar de BD3 (também registrados a cada 60 minutos) foram recortados de BD3 e colados em cada uma das séries sintéticas produzidas pelo método *Vertical Slice*.

Uma vez completas, as séries foram sujeitas aos cálculos de previsão de geração P50 de um parque eólico hipotético composto por 15 aerogeradores de mesmo tipo e partindo de valores de referência (Tabela 38) que foram adotados para simular a degradação das pás e as perdas aerodinâmicas.

Tabela 38 - Perdas utilizadas no cálculo do P50

Perdas	Valor considerado [%]*
Aerodinâmicas	5,0
Degradação das pás	0,5

*Fonte: BBB Energias Renováveis (2015)

A estimativa foi feita por meio do *software Windographer*, que possui ferramenta que automaticamente executa as equações apresentadas no item 5.2.1. Arbitrariamente, foram selecionadas quatro diferentes turbinas, cada qual com potência nominal de 2 MW, com possibilidade de serem instaladas à altura de 81 metros em relação ao solo – a mesma altura dos dados de velocidade do vento inerentes às séries sintéticas após a extrapolação vertical. Logo, um parque eólico hipotético composto por 15 dessas turbinas teria uma potência nominal de 30 MW.

As turbinas selecionadas foram:

- Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)
- Gamesa G80-2.0 MW (81m)
- Vestas V80 - 2.0 MW (81m)
- Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)

Não cabe a este trabalho a avaliação de desempenho das turbinas, apenas o uso de suas curvas de potência (apresentadas na Figura 28) para a realização dos cálculos de previsão de geração.

Figura 28 - Curvas de Potências das turbinas selecionadas.

Fonte: Windographer (2016)

Brower et al. (2012) afirmam que a característica chave de uma turbina eólica é a sua curva de potência, que descreve a potência de saída como função da velocidade do vento na altura do *hub* (rotor). É caracterizada por uma velocidade de *cut-in* (velocidade mínima que permite rotação e geração) tipicamente entre 3 e 4m/s; uma porção inclinada, onde a saída aumenta rapidamente com a velocidade; uma velocidade nominal, tipicamente em torno de 13 a 15m/s, em que a turbina alcança sua capacidade nominal; e uma velocidade de *cut-out*, acima da qual a turbina é automaticamente desligada para sua própria proteção.

A Figura 29 esquematiza as entradas e os resultados finais do cálculo do P50.

Figura 29 - Esquema do cálculo do P50.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Posteriormente, os resultados do P50 de cada série sintética foram transformados em P90 pela Equação 75, sendo que a variável *incerteza padrão* foi calculada conforme a Equação 76, levando em consideração valores de incerteza dispostos na Tabela 39.

Tabela 39 - Incertezas utilizadas no cálculo da incerteza padrão

Incerteza	Valor considerado [%]	Faixa típica [%]*
Instalação dos equipamentos	2,0	0,2 – 3,0
Classe do anemômetro	1,0	0,5 – 4,0
Calibração anemométrica	2,0	0,5 – 3,0
Disponibilidade e aquisição dos dados	1,0	0,0 – 2,0
Caracterização histórica dos recursos eólicos	σ_H	0,5 – 5,0
Extrapolação vertical dos dados de velocidade do vento	5,0	1,0 – 10,0
Modelagem do terreno	5,0	1,0 – 10,0
Curva de potência da turbina	7,0	5,0 – 10,0

*Fonte: Custódio (2013)

Todos esses parâmetros da Tabela 39 – e também os das Tabelas 38 e 42 – possuem seu determinado grau de importância. Contudo, o objeto selecionado para escrutínio foi a incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos, previamente analisada no Capítulo 4.

Parte do objetivo desta dissertação é justamente analisar a sensibilidade da previsão de geração aos possíveis valores desta incerteza que, por sua vez, são sensíveis à duração da campanha de medição anemométrica.

A *incerteza padrão* foi então calculada para as séries resultantes das aplicações do método MCP considerando diferentes durações da campanha de medição anemométrica e seu respectivo valor de incerteza histórica – previamente calculada no Capítulo 4 – para dados de BD1 e BD2, ambos a 42 metros, e dados de BD3 a 50 metros de altura em relação ao solo. Os resultados da *incerteza padrão* estão dispostos nas Tabelas 40 e 41, onde pode-se visualizar que as reduções da incerteza histórica ($\Delta \sigma_H$ nas Tabelas 25 a 36 do Capítulo 4) acarretam em reduções da *incerteza padrão*, ainda que em menores proporções (faixa inferior a 1% para o aumento ano a ano da duração do período de medição, vide colunas ΔIP e ΔIP acumulado das Tabelas 40 e 41).

Tabela 40 - Incerteza padrão em função da duração da campanha de medição anemométrica e da incerteza da caracterização histórica dos dados horários de BD1 a 42 metros e BD3 a 50 metros

Duração da campanha de medição anemométrica	Incerteza Histórica [%] BD1 42m e BD3 50m	Incerteza Padrão [%] BD1 42m e BD3 50m	ΔIP [%]	ΔIP acumulado [%]
2 anos (2013-2014)	2,202	10,670	-	-
3 anos (2012-2014)	1,809	10,596	-0,69	-0,69
4 anos (2011-2014)	1,575	10,558	-0,35	-1,05
5 anos (2010-2014)	1,433	10,538	-0,19	-1,24
6 anos (2009-2014)	1,320	10,523	-0,14	-1,37

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 41- Incerteza padrão em função da duração da campanha de medição anemométrica e da incerteza da caracterização histórica dos dados horários de BD2 a 42 metros e BD3 a 50 metros

Duração da campanha de medição anemométrica	Incerteza Histórica [%] BD2 42m e BD3 50m	Incerteza Padrão [%] BD2 42m e BD3 50m	Δ IP [%]	Δ IP acumulado [%]
2 anos (2013-2014)	2,144	10,658	-	-
3 anos (2012-2014)	1,758	10,587	-0,66	-0,77
4 anos (2011-2014)	1,531	10,552	-0,33	-1,11
5 anos (2010-2014)	1,392	10,533	-0,18	-1,29
6 anos (2009-2014)	1,283	10,519	-0,13	-1,42

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

O esquema do cálculo do P90 está ilustrado na Figura 30.

Figura 30 - Esquema do cálculo do P90.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Após o cálculo do P90 por meio da determinação da *incerteza padrão*, aplicou-se a Equação 76 para, enfim, encontrar possíveis valores para a previsão da geração de eletricidade por cada uma das turbinas eólicas selecionadas para teste. Mais uma vez, os parâmetros utilizados (dispostos na Tabela 42) foram fixados de modo a deixar os resultados em função apenas da incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos que por sua vez varia de acordo com a duração da campanha de medição anemométrica.

Tabela 42 - Perdas utilizadas no cálculo da Garantia Física

Perdas	Valor considerado [%]	Faixa típica [%]*
Taxa Equivalente de Indisponibilidade Forçada	2,0	0,0 – 5,0
Indisponibilidade Programada	4,0	2,0 – 10,0
Consumo interno e perdas elétricas	3,0	2,0 – 3,0

*Fonte: Brower et al. (2016)

O cálculo da Garantia Física está esquematizado na Figura 31.

Figura 31 - Esquema do cálculo da Garantia Física.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Ao final, a partir dos resultados, foi possível simular o desempenho dos parques eólicos compostos por 15 aerogeradores por meio da Equação 78, como mostra o esquema da Figura 32. Os fatores de capacidade resultantes são indicadores de como a duração da campanha anemométrica pode influenciar no cálculo das incertezas totais acumuladas no processo de elaboração de projetos de parques eólicos.

Figura 32 - Esquema do cálculo do Fator de Capacidade para parque eólico hipotético composto por 15 turbinas de mesmo tipo.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

5.3.2. Apresentação, avaliação e interpretação dos resultados

As Tabelas 43, 44, 45 e 46 representam, respectivamente, o P50, P90, GF e FC para parques eólicos hipotéticos compostos de 15 aerogeradores, utilizando dados das séries resultantes do MCP *Vertical Slice* entre dados de BD1 e BD3.

Tabela 43 - P50 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	141052.0	139474.8	139264.0	137110.5	136810.3
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	121476.7	120351.5	120340.2	118146.9	117948.6
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	116933.5	115825.7	115856.9	113486.5	113280.2
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	122054.3	120871.5	120884.2	118564.4	118384.9
Δ médio P50	-	-0.99%	-0.03%	-1.83%	-0.18%
Δ médio acumulado P50	-	-0.99%	-1.02%	-2.84%	-3.01%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 44 - P90 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	121764.4	120535.3	120420.0	118593.5	118359.7
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	104865.9	104008.8	104056.9	102190.9	102041.7
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	100943.9	100097.6	100180.2	98160.0	98003.0
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	105364.5	104458.2	104527.2	102552.0	102419.1
Δ médio P50	-	-0.88%	0.02%	-1.80%	-0.16%
Δ médio acumulado P50	-	-0.88%	-0.86%	-2.65%	-2.80%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 45 - GF para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MW médios]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	12.66	12.53	12.52	12.33	12.31
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	10.90	10.81	10.82	10.63	10.61
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	10.50	10.41	10.42	10.21	10.19
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	10.96	10.86	10.87	10.66	10.65
Δ médio P50	-	-0.88%	0.02%	-1.80%	-0.16%
Δ médio acumulado P50	-	-0.88%	-0.86%	-2.65%	-2.80%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 46 - FC para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [%]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	42.20%	41.77%	41.73%	41.10%	41.02%
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	36.34%	36.05%	36.06%	35.42%	35.37%
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	34.98%	34.69%	34.72%	34.02%	33.97%
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	36.52%	36.20%	36.23%	35.54%	35.50%
Δ médio P50	-	-0.88%	0.02%	-1.80%	-0.16%
Δ médio acumulado P50	-	-0.88%	-0.86%	-2.65%	-2.80%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Já as Tabelas 47, 48, 49 e 50 representam, respectivamente, o P50, P90, GF e FC para os dados de BD2 e BD3.

Tabela 47 - P50 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	177077.0	173821.8	171682.0	170339.7	169551.6
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	159249.8	156197.7	154076.9	152627.5	152000.4
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	156671.9	153510.6	151280.2	149772.0	149129.3
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	161063.3	157874.5	155654.0	154164.9	153487.5
Δ médio P50	-	-1.94%	-1.36%	-0.92%	-0.44%
Δ médio acumulado P50	-	-1.94%	-3.27%	-4.16%	-4.58%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 48 - P90 para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	152890.3	150237.2	148465.6	147346.8	146695.3
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	137498.1	135004.4	133241.2	132025.4	131510.0
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	135272.3	132681.9	130822.7	129555.4	129026.0
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	139063.9	136453.7	134605.1	133355.4	132796.7
Δ médio P50	-	-1.84%	-1.31%	-0.89%	-0.41%
Δ médio acumulado P50	-	-1.84%	-3.12%	-3.98%	-4.38%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 49 - GF para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MW médios]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	15.90	15.62	15.44	15.32	15.25
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	14.30	14.04	13.85	13.73	13.67
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	14.06	13.80	13.60	13.47	13.42
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	14.46	14.19	14.00	13.87	13.81
Δ médio P50	-	-1.84%	-1.31%	-0.89%	-0.41%
Δ médio acumulado P50	-	-1.84%	-3.12%	-3.98%	-4.38%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 50 - FC para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [%]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	52.99%	52.07%	51.45%	51.07%	50.84%
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	47.65%	46.79%	46.18%	45.76%	45.58%
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	46.88%	45.98%	45.34%	44.90%	44.72%
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	48.20%	47.29%	46.65%	46.22%	46.02%
Δ médio P50	-	-1.84%	-1.31%	-0.89%	-0.41%
Δ médio acumulado P50	-	-1.84%	-3.12%	-3.98%	-4.38%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

As últimas linhas de cada uma das Tabelas 43 a 50 indicam a variação média (entre os diferentes tipos de turbina) do P50, P90, GF e FC, de acordo com o aumento ano a ano do período de medição anemométrica. Estes valores de Δ médio e Δ acumulado são equivalentes para P90, GF e FC, indicando que a taxa de variação é a mesma para estes, nos dois casos analisados (BD1-BD3 e BD2-BD3).

Os valores de Δ médio acumulado do P50, P90, GF e FC crescem em módulo para cada um dos casos analisados, reforçando a ideia de que a duração da campanha de medição anemométrica exerce influência sob o cálculo da previsão de energia gerada por um parque eólico. Os dados revelam que aumentar o período de medição de 24 para 36 meses permitiu redução em torno de 1% no P90, GF e FC do projeto do parque eólico hipotético analisado (0,88% para o primeiro caso e 1,84% para o segundo caso).

No entanto, o comportamento do Δ médio é singular; não é constante. As variações possuem relação com a especificidade do histograma de frequência de cada série sintetizada pelo MCP e também com a especificidade da curva de potência de cada aerogerador utilizados no cálculo da previsão de geração. Por exemplo, no primeiro caso (BD1-BD3), observa-se a ocorrência de um ligeiro aumento do Δ médio para P90, GF e FC quando há aumento de 3 para 4 anos de medição. Ainda que o aumento seja quase inexpressivo, os dados sugerem que a frequência da distribuição da velocidade do vento resultante da série sintetizada pelo MCP entre BD1 e BD3 utilizando 4 anos de medição, quando combinada com as curvas de potência dos aerogeradores da Gamesa, Vestas e Alstom, favoreceu o aumento da quantidade de energia.

Não obstante, dos resultados apresentados, interpreta-se que há uma tendência geral à diminuição da quantidade prevista de energia a ser gerada pelo parque eólico hipotético diante do aumento da duração na campanha de medição anemométrica. Os Gráficos 10 e 11 revelam tal tendência à diminuição dos FC previstos para os casos em que séries foram sintetizadas utilizando dados de BD1 e de BD2, respectivamente.

Gráfico 10 - Fator de Capacidade previsto para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD1.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Gráfico 11 - Fator de Capacidade previsto para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD2.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Diante do cenário apresentado no Capítulo 1 (em que os FCP são, em média, mais altos que FCV), resultados mais baixos de FC previstos poderiam significar menores disparidades com os FC a serem observados pelo ONS. Se a tendência observada nos casos estudados pudesse ser ampliada e replicada a novos empreendimentos eólicos, os ganhos em confiabilidade poderiam ser significativos caso seus projetos fossem confeccionados com base em campanhas de medição anemométrica com durações de 36 ou mais meses, ao invés de 24 meses.

Esta tendência pode ser justificada ao analisar apenas os valores obtidos para o P50 – que representa a previsão de geração sem influência de incertezas identificadas na ARE. É cabível inferir que o aumento da duração da campanha de medição anemométrica permitiu o reconhecimento de uma variabilidade do comportamento eólico dos locais de BD1 e BD2, que, para os casos estudados, se traduziu em menor aproveitamento energético ao longo de 30 anos futuros, vide Gráficos 12 e 13.

Gráfico 12 – Parâmetros P50 e P90 de previsão de geração calculados para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD1.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Gráfico 13 - Parâmetros P50 e P90 de previsão de geração calculados para parques eólicos hipotéticos em função da duração da campanha de medição anemométrica relativa à diferentes séries de interesse de BD2.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Com respeito ao P90, a tendência se manteve assim como no P50, como ilustram os mesmos Gráficos 12 e 13. Entretanto, ainda que imperceptível ao olho nu, a curva que descreve a queda na previsão de energia gerada (à proporção em que se considera maiores períodos de medição anemométrica) é menos acentuada.

Tal fato é verificado pelo Gráfico 14: a razão P90/P50 tende a aumentar – tanto para os casos que consideram dados de BD1 quanto de BD2 –, sendo que a única variável para o cálculo do P90 foi a incerteza relativa à caracterização histórica dos recursos eólicos locais.

A razão entre os valores do P90 e os valores do P50 é, nesse sentido, um indicador de que a diminuição da incerteza histórica (ratificada no Capítulo 4), por menor que seja, tem seu impacto na previsão de geração pela fonte eólica.

Gráfico 14 – Razão entre valores de P90 e P50 obtidos para as séries de BD1 e BD2 utilizadas no cálculo da previsão de geração por parques eólicos hipotéticos.

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Vale ressaltar que a razão P90/P50 é equivalente para as diferentes turbinas, dado que as manipulações matemáticas não sofrem influência de fatores relacionados à especificidade de cada uma delas.

Tendo em vista o aumento da razão P90/P50, restou avaliar a sensibilidade do cálculo de previsão de geração à variável de escrutínio deste Capítulo 5. Assim, ao desconsiderar a incerteza histórica no cálculo do P90 (para as mesmas séries sintéticas deste capítulo em questão) e ao medir as diferenças entre estes resultados com aqueles apresentados nas Tabelas 44 e 48, foi possível analisar a quantidade de energia relacionada única e exclusivamente com a incerteza histórica.

Os valores encontrados (dispostos nas Tabelas 51 e 52) ressaltam um decréscimo da quantidade de energia prevista pela contabilidade da incerteza histórica em face o aumento da duração da campanha de medição anemométrica.

Tabela 51 - Quantidade de energia relativa à incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD1 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	415.7	278.7	211.3	172.5	146.2
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	358.0	240.5	182.6	148.6	126.1
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	344.6	231.4	175.8	142.7	121.1
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	359.7	241.5	183.4	149.1	126.5
Δ médio E σ_H	-	-32.88%	-24.09%	-18.62%	-15.17%
Δ médio acumulado E σ_H	-	-32.88%	-49.04%	-58.53%	-64.82%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

Tabela 52 - Quantidade de energia relativa à incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos para cada série resultante do MCP Vertical Slice entre BD2 (42m) e BD3 (50m) extrapolados a 81m para 5 diferentes durações da campanha de medição anemométrica [MWh/ano]

Turbina eólica	2 anos	3 anos	4 anos	5 anos	6 anos
Enercon E-82 E2 / 2,000 kW (81m)	494.9	328.3	246.4	202.5	171.3
Gamesa G80-2.0 MW (81m)	445.1	295.0	221.1	181.4	153.6
Vestas V80 - 2.0 MW (81m)	437.9	289.9	217.1	178.0	150.7
Alstom ECO 80/2000 Class II (81m)	450.2	298.1	223.4	183.3	155.1
Δ médio E σ_H	-	-33.74%	-25.05%	-17.93%	-15.36%
Δ médio acumulado E σ_H	-	-33.74%	-50.34%	-59.24%	-65.50%

Fonte: elaboração própria do autor (2016)

As Tabelas 51 e 52 exatificam que a incerteza histórica é responsável por uma redução, em todos os casos analisados, de mais de 340 MWh/ano no resultado final do cálculo da previsão de geração por um parque eólico hipotético para o qual uma campanha de medição anemométrica com duração de 24 meses foi considerada em seu projeto. Incrementando a duração da campanha de medição com mais 12 meses (passando para 3 anos íntegros de medição), verifica-se que esta redução cai em aproximadamente 33% (vide Δ médio E σ_H e acumulado).

Desta forma, fica corroborado que as diminuições dos valores da incerteza histórica e, conseqüentemente, da *incerteza padrão* (como mostram as Tabelas 40 e 41), são capazes de amenizar a influência da caracterização histórica dos recursos eólicos no cálculo da previsão de geração pela fonte eólica. Aumentar a duração da campanha de medição anemométrica resulta em aumento na quantidade de dados a serem considerados nos cálculos da previsão de geração por um parque eólico. Portanto, a obtenção de maior massa de dados pode fazer reduzir as incertezas do potencial de geração de energia de um parque eólico e acarretar em um melhor reconhecimento do comportamento do vento no local de interesse.

6. CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

O atual cenário de aproveitamento energético por meio de recursos eólicos no Brasil foi enfatizado neste trabalho em função de seu desempenho deficitário em relação ao que fora confiado ao Sistema Interligado Nacional pelos parques eólicos que operam, quase que ininterruptamente, para alimentar a rede elétrica brasileira.

Sendo o vento uma variável estocástica, a indústria eólica enfrenta o desafio de enxugar os níveis de incerteza intrínsecos ao processo de estimar quantitativamente o que pode ser de fato gerado por um conjunto de turbinas eólicas ao longo de períodos contratuais cujas durações ultrapassam duas dezenas de anos. A EPE trabalha nesta direção, e impôs algumas medidas para viabilizar a participação de projetos em leilões de energia. É o caso da já vigente exigência de adoção do parâmetro P90 no cálculo da GF de projetos eólio-elétricos e a futura exigência – a entrar em vigência a partir de 2017 – de campanhas de medição anemométrica com um mínimo de 36 meses de duração.

Nesse sentido, a presente dissertação explorou a disciplina de Avaliação de Recursos Eólicos com o propósito de encontrar caminhos que possibilitem a redução desta disparidade entre a real geração de eletricidade pela fonte eólica e o que é previsto pelos projetos destes empreendimentos eólio-elétricos que concorrem nos leilões de energia em busca de um contrato de geração.

Tal objetivo foi alicerçado pelo pressuposto de que é possível aprimorar o conhecimento do comportamento do vento de um local em que se almeja explorar energeticamente os recursos eólicos ali disponíveis; feito teoricamente concebível mediante extensão da campanha de medição anemométrica em um ou mais anos na sua duração.

Para tanto, foi necessário, a priori, compreender diferentes métodos MCP disponíveis na literatura – tendo em vista a reconhecida vitalidade deste ferramental matemático na caracterização histórica dos recursos eólicos em um espectro temporal que represente os futuros anos de operação de um parque eólico. Testar e comparar alguns destes modelos trouxe a identificação de um método MCP mais ajustado às bases de dados eólicos que foram utilizadas como material de apoio para realização deste trabalho. Para os casos estudados, método *Vertical Slice* destacou-se dos demais por apresentar resultados mais satisfatórios de acordo com duas das quatro métricas utilizadas para a comparação entre os métodos: Erro Absoluto Médio e Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio.

Adicionalmente, foi possível observar que todos os métodos MCP testados sintetizaram valores de velocidade do vento para casos em que os dados de referência inseridos eram majoritariamente inferiores em relação aos dados das séries de interesse. Desta forma, é cabível concluir que, se as séries temporais de longo prazo sintetizadas pelos métodos MCP podem superestimar valores de velocidade do vento, consequentemente o uso destes dados no cálculo da previsão de geração resultará em previsões também superestimadas. Este fato reforça a necessidade de corrigir as estimativas de geração pela fonte eólica por meio da consideração rigorosa da maior quantidade de fontes de incerteza passíveis de identificação ao longo da ARE.

Posteriormente, e partindo de um embasamento teórico para o cálculo da incerteza relativa à caracterização histórica de recursos eólicos, coube avaliar o comportamento desta incerteza específica em função da duração da campanha de medição anemométrica. Dados de séries temporais que variavam em suas extensões simularam campanhas de medição anemométrica de diferentes durações e, para cada uma delas, sua incerteza histórica foi calculada.

Verificou-se que, na medida em que se aumenta o período total da campanha, a incerteza histórica resultante é reduzida consideravelmente. Por exemplo, na condição de mudança de 24 para 36 meses na duração mínima exigida pela EPE para viabilização de projetos nos leilões de energia, seria possível reduzir o valor da incerteza histórica em 18%, em média – considerando os dados utilizados nesta pesquisa.

Por fim, foi pertinente investigar em que medida o aumento da duração da campanha de medição anemométrica (e sua inerente redução da incerteza da caracterização histórica dos recursos eólicos) se traduz em aprimoramentos nos resultados do cálculo da estimativa de geração de eletricidade por um conjunto de aerogeradores dispostos no local de interesse.

Aplicando o método MCP *Vertical Slice* – previamente elegido como o mais aderente aos dados eólicos do local de interesse – em séries temporais de curto prazo que simulavam campanhas de medição de 2, 3, 4, 5 e 6 anos de duração, várias séries de dados eólicos representativos de um período de longo prazo foram sintetizadas. A cada uma delas, foi calculado um valor de incerteza da caracterização histórica de recursos eólicos que, somado a outros componentes cujos valores foram pré-estabelecidos e fixados, diferentes valores de *incerteza padrão* foram encontrados. Bastou realizar o cálculo da estimativa de geração em função de cada série de longo prazo e sua *incerteza padrão* associada, considerando alguns grupos de aerogeradores.

Os resultados obtidos mostraram-se sensíveis à duração da campanha de medição anemométrica da seguinte maneira: a quantidade prevista de energia gerada decresce na proporção em que se aumenta a duração da campanha de medição anemométrica. Ademais, sendo a incerteza histórica também inversamente proporcional à duração da campanha, a taxa com a qual a estimativa de produção de energia decresce também se reduz, proporcionando uma espécie de frenagem a este decréscimo. A quantidade de energia relacionada exclusivamente à incerteza histórica revelou que, diante da possibilidade de aumento de 24 para 36 meses na duração mínima exigida pela EPE, seria possível reduzir o decréscimo de aproximadamente 33%. Ainda assim, a GF projetada para os casos analisados sofreu redução da ordem de 1% se comparar o período de 3 anos com o de 2 anos de medição.

Fica evidenciado que esta medida de se aumentar a duração da campanha de medição anemométrica pode ser benéfica à confiabilidade do sistema elétrico brasileiro. Os projetos eólicos devem, portanto, se embasar no máximo de dados de que se é possível dispor para alcançar um conhecimento cada vez mais preciso do comportamento eólico de um local de interesse. Em outras palavras, agir com precaução pode fazer da geração pela fonte eólica algo mais confiável do que sugere a própria estocasticidade do vento.

Vale inferir, todavia, que cada ano acrescido à duração da campanha de medição anemométrica acarreta em custos para desenvolvedores e projetistas de parques eólicos. Cabe, desta forma, apontar para a necessidade de identificação de um equilíbrio entre os benefícios do aumento do período de aferição de dados eólicos e os custos decorrentes deste aumento, deixando tal sugestão para possíveis estudos complementares.

Não obstante o teor destas conclusões desenvolvidas pelos resultados da pesquisa elaborada (que podem ou não auxiliar nos desenhos de futuros projetos eólicos), de certo modo não há aplicabilidade desta lucubração aos parques eólicos que já venceram nos leilões e que operam com desempenho aquém do previsto. Em se valendo da existência de mecanismos (previstos pela EPE conforme seções 6 e 8 do Anexo II) de punição em situações de geração deficitária e de revisão das Garantias Físicas dos empreendimentos em operação, cabe aqui o questionamento da execução e eficácia dos mesmos, visto que a situação de geração pela fonte eólica no Brasil ainda apresenta disparidade entre o que é de fato gerado e o que é confiado à rede elétrica brasileira.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ACHBERGER, C.; EKSTRÖM, M.; BÄRRING, L. Estimation of local near-surface wind conditions – a comparison of WASP and regression based techniques. **Meteorological Applications**, v. 9, p. 211-221, 2002.

ADDISON, J. F. et al. A neural network version of the measure–correlate–predict algorithm for estimating wind energy yield. In: INTERNATIONAL CONGRESS AND EXHIBITION ON CONDITION MONITORING AND DIAGNOSTIC ENGINEERING MANAGEMENT, 13, 2000, Houston, Texas. **Proceedings**. Houston, 2000, p. 917–922.

AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Contrato de Comercialização de Energia no Ambiente Regulado – CCEAR por disponibilidade. Anexo II ao edital de leilão nº 04/2015-ANEEL. Disponível em: http://www2.aneel.gov.br/aplicacoes/editais_geracao/documentos/NT_114_2015_Leil%C3%A3o%20A-3%20Fecham_ANEXO_2_CCEAR_A-3_EOL%20R1.pdf. Acesso em: 26 jun 2016.

ANDERSON, M.; BASS, J. A review of MCP Techniques. **Renewable Energy Systems Ltd**, Report No. 01327R00022, Issue No.3, 1 December 2004.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA. Boletim de Dados – Maio de 2016. Disponível em: <http://www.portalabeeolica.org.br/index.php/dados.html>. Acesso em: 26 jun 2016.

AYOTTE, K. W.; DAVY, R. J.; COPPIN, P. A. A simple temporal and spatial analysis of flow in complex terrain in the context of wind energy modeling. **Boundary-Layer Meteorology**, v.98, p. 275–295, 2001.

BAILEY, B. The Implications of Resource Assessment Uncertainty on Project Finance. Disponível em: <https://www.awstruepower.com/blogs/smarter-power/implications-resource-assessment-uncertainty-project-finance/>. Acesso em: 07 jul 2016.

BANCO DE INFORMAÇÕES DE GERAÇÃO DA AGÊNCIA NACIONAL DE ENERGIA ELÉTRICA. Disponível em: <<http://www.aneel.gov.br/aplicacoes/capacidadebrasil/capacidadebrasil.cfm>>. Acesso em: 06 jun 2016.

BARAKATI, S. M. Wind Turbine Systems: History, Structure and Dynamic Model. In: ZOBAA, A. F.; BANSAL, R. C. **Handbook of renewable energy technology**. 1 ed. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2011. p. 21-47.

BASS, J. H. et al. An improved measure-correlate-predict algorithm for the prediction of the long term wind climate in regions of complex environment. In: **Joule Project JOR3-CT98-0295**. Final Report. 1 May 1998 – 31 July 2000. Disponível em: <<http://www.res-group.com/media/918746/an-improved-measure-correlate-predict-algorithm.pdf>>. Acesso em: 16 mar 2016.

BBB ENERGIAS RENOVÁVEIS. **Training on the job em energia eólica**. Curso 1: Realização de Projetos em Energia Eólica. 25 – 29 mai 2015.

BELTRÁN, J. et al. Comparison of measure-correlate-predict methods in wind resource assessments. In: EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE, Warsaw, Poland; 2010. **Proceedings**. Warsaw, 2010.

BRASIL. MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA. Programa de incentivo às fontes alternativas de energia elétrica: caminho limpo para o desenvolvimento. Disponível em: <http://www.mme.gov.br/programas/proinfa/menu/programa/Energias_Renovaveis.html>. Acesso em: 10 abr 2014.

BROWER, M. C. et al. **Wind resource assessment**: a practical guide to developing a wind project. 1ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2012.

BROWER, M. C. The use of NCEP/NCAR reanalysis data in MCP. In: EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE & EXHIBITION, Athens, Greece, 2006. **Proceedings**. 2006.

CARTA, J. A.; VELÁZQUEZ, S. A new probabilistic method to estimate the long-term wind speed characteristics at a potential wind energy conversion site. **Energy**, v. 36, p. 2671–2685, 2011.

CARTA, J. A.; VELÁZQUEZ, S.; CABRERA, P. A review of measure-correlate-predict (MCP) methods used to estimate long-term wind characteristics at a target site. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 27, p. 362-400, 2013.

CARTA, J. A.; VELÁZQUEZ, S.; MATÍAS, J. M. Use of Bayesian networks classifiers for long- term mean wind turbine energy output estimation at a potential wind energy conversion site. **Energy Conversion and Management**, v. 52, p. 1137–1149, 2011.

CLIVE, P. J. M. Non-linearity in MCP with Weibull distributed wind speeds. **Wind Engineering**, v. 32, p. 319–324, 2008.

CUSTÓDIO, R. S. **Energia eólica para produção de energia elétrica**. 2 ed. Rio de Janeiro: Editoras Acta e Synergia, 2013. 320 p.

DEANE, J. P.; MOEHRLEN, C. S.; MCKEOGH, E. J. Wind data analysis. In: EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE. WIND ENERGY FOR THE NEW MILLENNIUM, 2001, Munich. **Proceedings** : Munich: WIP-Renewable Energies, 2001.p. 846–9, 2001.

DENISON, D. G. T.; DELLAPORTAS, P.; MALLICK, B. K. Wind speed prediction in a complex terrain. **Environmetrics**, v. 12, p. 499–515, 2001.

DERRICK, A. Development of the measure-correlate-predict strategy for site assessment. In: Clayton BR, editor. **Fourteenth British wind energy conference**. Nottingham: Mechanical Engineering Publications Ltd, p. 259–265, 1992.

DINLER, A. A new low-correlation MCP (measure-correlate-predict) method for wind energy forecasting. **Energy**, v. 63, p. 152–160, 2013.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Expansão da geração: empreendimentos eólicos – instruções para solicitação de cadastramento e habilitação técnica com vistas à participação nos leilões de energia elétrica. Disponível em: http://www.epe.gov.br/leiloes/Documents/EPE-DEE-RE-017_2009_r13_EOL.pdf> Acesso em: 07 jul. 2016.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. Plano decenal de expansão de energia 2023. Disponível em: <www.epe.gov.br/Estudos/Documents/PDE2023_ConsultaPublica.pdf>. Acesso em: 12 dez 2014.

GARCÍA-ROJO, R. Algorithm for the estimation of the long-term wind climate at a meteorological mast using a joint probabilistic approach. **Wind Engineering**, v. 28, p. 213-224, 2004.

HANSLIAN, D.; HOŠEK, J. Comparison of measure-correlate-predict approaches. In: EMS ANNUAL MEETING EUROPEAN CONFERENCE ON APPLIED CLIMATOLOGY, 2014, Prague, Czech Republic. **Proceedings**. Prague, 2014.

HUME-WRIGHT, L.; LEE, M.; SKEA, A. Accounting for uncertainty unquantified in MCP. In: EWEA ANNUAL CONFERENCE AND EXHIBITION, 2013, Vienna, Austria. **Proceedings**. Vienna: Messe Wien, 2013.

JAIN, P. **Wind Energy Engineering**. 1 ed. New York: The McGraw-Hill Companies, Inc., 2011. 352 p.

JIMENEZ, B.; MOENNICH, K.; DURANTE, F. Comparison between NCEP/NCAR and MERRA reanalysis data for long-term correction in wind energy assessment. **DEWI GmbH**. Zweigstelle Oldenburg. Kasinoplatz, 3. 26122 Oldenburg. Germany, 2011.

KING, C.; HURLEY, B. The SpeedSort, DynaSort and Scatter wind correlation methods. **Wind Engineering**, v. 29, p. 217-241, 2005.

KLINK, K. Atmospheric circulation effects on wind speed variability at turbine height. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 46, n. 4, p. 445-456, 2007.

LACKNER, M. A.; ROGERS, A. L.; MANWELL, J. F. Uncertainty Analysis in MCP-Based Wind Resource Assessment and Energy Production Estimation. **Journal of Solar Engineering**, v. 130, 2008.

LAMBERT, T.; GRUE, A. The matrix time series method for MCP. In: **AWEA 2012 WINDPOWER CONFERENCE AND EXHIBITION**, 2012, Atlanta. **Proceedings**. Atlanta, 2012.

LEBLANC, M. et al. Is a Non-linear MCP method a useful tool for North American wind regimes? In: **AWEA 2009 WIND POWER CONFERENCE AND EXHIBITION**, 2009, Chicago. **Proceedings**. Chicago, 2009.

LILÉO, S.; PETRIK, O. Investigation on the use of NCEP/NCAR, MERRA and NCEP/CFSR reanalysis data in wind resource analysis. In: **EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE & EXHIBITION**, 2011, Brussels. **Proceedings**. Belgium, 2011, p. 14-17.

MORTIMER, A. A. A new correlation/prediction method for potential wind farm sites. In: **BRITISH WIND ENERGY CONFERENCE**, 16., 1994. **Proceedings**. London: Mechanical Engineering Publications Ltd, 1994, p. 349-352.

NIELSEN, M. et al. Application of the measure-correlate-predict approach for wind resources assessment. In: **EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE. WIND ENERGY FOR THE NEW MILLENNIUM**, 2001, Munich. **Proceedings**. Munich: WIP-Renewable Energies, 2001. p. 773-776.

NIGMONOV, A. Uncertainties in Wind Power Production Estimates. In: **ASIA-PACIFIC BUSINESS RESEARCH CONFERENCE**, 7, 2014, Singapore. **Proceedings**. Singapore, 2014.

OLIVER, A.; ZARLING, K. Time of Day Correlations for Improved Wind Speed Predictions. In: **AWEA 2009 WINDPOWER CONFERENCE AND EXHIBITION**, 2009, Chicago. **Proceedings**. Chicago, 2009.

OPERADOR NACIONAL DO SISTEMA. Boletim Mensal de Geração Eólica dos meses de Dezembro de 2009, Dezembro de 2010, Dezembro de 2011, Dezembro de 2012, Dezembro de 2013, Dezembro de 2014, Dezembro de 2015. Disponível em: http://www.ons.org.br/resultados_operacao/boletim_mensal_geracao_eolica/. Acesso em 26 mai 2016.

PATANÉ, D. et al. Long term wind resource assessment by means of multivariate cross-correlation analysis. In: EWEA 2014 EUROPE'S PREMIER WIND ENERGY EVENT, Barcelona, Espanha, 2014.

PEREA, A. R.; AMEZCUA, J.; PROBST, O. Validation of three new measure-correlate-predict models for the long-term prospection of the wind resource. **Journal of Renewable and Sustainable Energy**, v. 3, 2011.

PRASAD, R. D.; BANSAL, R. C. Technologies and Methods Used in Wind Resource Assessment. In: ZOBAA, A. F.; BANSAL, R. C. **Handbook of renewable energy technology**. 1 ed. Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2011, p. 69-95.

PROBST, O.; CÁRDENAS, D. State of the art and trends in wind resource assessment. **Energies** 2010, v. 3, p. 1087-1141.

RIEDEL, V.; STRACK, M.; WALDL, H. Robust approximation of functional relationships between meteorological data: alternative measure-correlate-predict algorithms. In: European WIND ENERGY CONFERENCE. WIND ENERGY FOR THE NEW MILLENNIUM, 2001, Munich. **Proceedings**. Munich: WIP-Renewable Energies, 2001, p. 806-809, 2001.

ROGERS, A. L., ROGERS, J. W., MANWELL, J. F. Uncertainties in Results of Measure-Correlate-Predict Analyses. In: **American Wind Energy Association**, Denver, 2005a.

ROGERS, A. L.; ROGERS, J. W.; MANWELL, J. F. Comparison of the performance of four measure-correlate-predict algorithms. **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**, v. 93, p. 243–264, 2005b.

SALMON, J. R.; WALMSLEY, J. L. A two-site correlation model for wind speed, direction and energy estimates. **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**, v. 79, p. 233–268, 1999.

TAYLOR, M. et al. An analysis of wind resource uncertainty in energy production estimates. In: EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE & EXHIBITION, 2004, London. **Proceedings**. London, 2004.

THØGERSEN, M. L. et al. Measure-correlate-predict methods: case studies and software implementation. In: EUROPEAN WIND ENERGY CONFERENCE, 2007, Milan, **Proceedings**. Italy, 2007.

THØGERSEN, M. L. et al. An introduction to the MCP facilities in WindPRO. **EMD International A/S**, DK-9220 Aalborg, Denmark, 2013.

TOPODATA. Banco de Dados Geomorfométricos do Brasil. Disponível em: <<http://www.webmapit.com.br/inpe/topodata/>>. Acesso em: 20 nov 2015.

TRENBERTH, K. E. Atmospheric reanalyses: A major resource for climate services. **GEO News**, 2010.

VAN LIESHOUT, P. Improvements in AEP calculations using IEC 61400. **Wind Tech International**, May: 1-6, 2010.

VELÁZQUEZ, S.; CARTA, J. A.; MATÍAS, J. M. Comparison between ANNs and linear MCP algorithms in the long-term estimation of the cost per kWh produced by a wind turbine at a candidate site: A case study in the Canary Islands. **Applied Energy**, v. 88, p. 3869–3881, 2011.

WALLS, L.; KLINE, J.; KLINE, Z. Long-term wind speed estimates from short-term data: so many ways to get it wrong! In: **AWEA WIND RESOURCE ASSESSMENT WORKSHOP**, 2010, Oklahoma. **Proceedings**. Oklahoma, 2010.

WATSON, D. E. Wind Turbine Power Coefficient (Cp). Disponível em: <<http://www.ftexploring.com/wind-energy/wind-power-coefficient.htm/>>. Acesso em 26 dez 2016.

WEEKES, S. M.; TOMLIN, A. S. Comparison between the bivariate Weibull probability approach and linear regression for assessment of the long-term wind energy resource using MCP. **Renewable Energy**, v. 68, p. 529–539, 2014.

WINDOGRAPHER. Copyright © 2016 AWS Truepower, LLC. Version 4.0.13 (14 mar 2016).

WOODS, J.C.; WATSON, S. J. A new matrix method of predicting long-term wind roses with MCP. **Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics**, v. 66, p. 85–94, 1997.

ZHANG, J. et al. A hybrid measure-correlate-predict method for long-term wind condition assessment. **Energy Conversion and Management**, v. 87, p. 697-710, 2014.