

DESENVOLVIMENTO METODOLÓGICO PARA PREVISÃO DE GERAÇÃO DE FONTE EÓLICA

© 2018/ONS
Todos os direitos reservados.
Qualquer alteração é proibida sem autorização.

ONS NT 151/2018

DESENVOLVIMENTO METODOLÓGICO PARA PREVISÃO DE GERAÇÃO DE FONTE EÓLICA

Dezembro 2018

Sumário

1	INTRODUÇÃO	4
2	TRATAMENTO DE DADOS	6
2.1	Processo de tratamento dos dados históricos	6
2.1.1	Tipo de dados e triagem	6
2.1.2	Limpeza dos dados espúrios de geração verificada	7
2.1.3	Limpeza dos dados espúrios de vento verificado	10
2.1.4	Montagem do melhor histórico de geração verificada	12
2.1.5	Montagem do melhor histórico de vento verificado	14
2.1.6	Resultados dos processos de tratamento	16
3	PROCESSO DE AJUSTE DA PREVISÃO DE VENTO	26
3.1	Modelos meteorológicos utilizados	27
3.2	Metodologia utilizada	29
3.3	Resultados do ajuste da previsão de vento	33
4	MODELO DE PREVISÃO DE GERAÇÃO DE FONTE EÓLICA	48
4.1	Considerações iniciais	48
4.2	Modelo físico estimado	50
4.2.1	Considerações do modelo	50
4.2.2	Processos de modelagem	51
4.2.3	Processo de refinamento da dispersão Vento x Potência das usinas	57
4.2.4	Características dos algoritmos	64
4.2.5	Criação dinâmica das curvas Vento x Potência	68
5	MODELO DE COMBINAÇÃO	70
5.1	Considerações iniciais	70
5.2	Criação dos fatores de combinação	70
5.2.1	Seleção de insumos	70
5.2.2	Determinação dos desvios	71
5.2.3	Cálculo dos fatores de combinação	71
5.2.4	Suposições	73
5.2.5	Caso limite	74
5.2.6	Contramedida	76
5.2.7	Aplicação da combinação	77
6	METODOLOGIA DE SEPARAÇÃO DAS PREVISÕES POR USINAS	78
7	RESULTADOS	85
7.1	Desempenho do modelo	85
7.2	Métricas utilizadas para avaliação dos desvios da previsão	89
7.3	Relatório diário da previsão eólica	94
7.4	Resultados do período jan/2017 - nov/2018	106
8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	139
9	BIBLIOGRAFIA	140

1 INTRODUÇÃO

A crescente expansão da capacidade instalada de usinas eólicas, especificamente nas regiões Nordeste e Sul do Brasil, impuseram ao Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS duas necessidades: aperfeiçoar os estudos elétricos para fazer face à geração de alta variabilidade e prever com a necessária precisão a geração de fonte eólica para a programação diária e operação em tempo real, de forma a reduzir a necessidade de reserva de potência operativa e possibilitar o melhor uso dos recursos.

O desenvolvimento do modelo de previsão de geração eólica foi iniciado em março de 2016, com o objetivo inicial de prover, até o final deste mesmo ano, a previsão de geração de fonte eólica para a programação diária do subsistema Nordeste. Em 2017, o desenvolvimento ficou voltado para o tempo real e para as usinas da região Sul.

No levantamento de informações, verificou-se que os dados de usinas eólicas estavam distribuídos em diversas instituições: Empresa de Pesquisa Energética - EPE, Câmara de Comercialização de Energia Elétrica - CCEE, Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL e o próprio ONS. Sendo assim, foi constituída uma Base de Dados de Eólicas unificada com todos os dados necessários para o desenvolvimento do modelo de previsão de geração eólica.

Os dados históricos de velocidade do vento e geração verificada foram obtidos do sistema de supervisão do ONS (via PI/REGER). Para completar a cobertura dos dados históricos de geração verificada foram utilizados dados em base horária e de 5 minutos provenientes do Sistema de Medição para Faturamento da CCEE. Em relação aos dados históricos verificados de vento foram utilizados os dados do Sistema de Acompanhamento de Medições Anemométricas - AMA, gerenciado pela EPE.

As séries de vento previsto provêm dos seguintes modelos meteorológicos:

- Eta, do CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos), com resolução espacial de ~15 km e temporal de 1h, estendendo a previsão para o dia corrente e mais 5 dias à frente. Esse modelo foi descontinuado, recentemente, pelo CPTEC e substituído pelo modelo Eta~5 km mantendo-se a discretização temporal de 1h, estendendo a previsão para o dia corrente e mais 2 dias à frente;
- GFS (*Global Forecast System*), do NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*), com resolução espacial de ~25 km e temporal de 1h, estendendo a previsão para o dia corrente e mais 4 dias à frente;
- HRES (*High Resolution*) e Ensemble, do ECMWF (*European Centre for Medium - Range Weather Forecasts*), com resolução espacial de ~20 km e

temporal de 3h, estendendo a previsão para o dia corrente e mais 5 dias à frente; e

- BAM, do CPTEC com resolução espacial de ~20 km e temporal de 1h, estendendo a previsão para o dia corrente e mais 10 dias à frente.

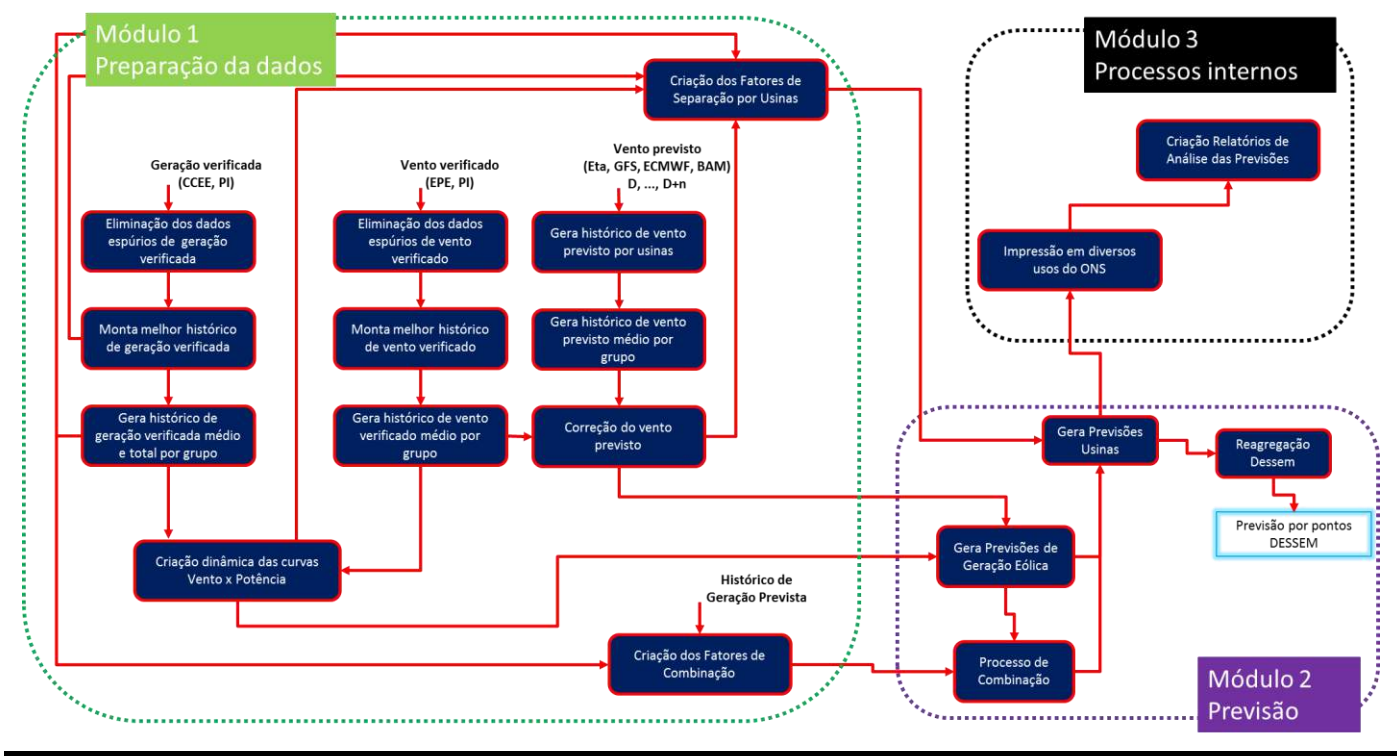
O desenvolvimento metodológico foi dividido em três módulos, conforme mostra a Figura 1. O Módulo 1 está relacionado aos processos de tratamento e preparação dos dados para a etapa de previsão (Módulo 2). O Módulo 3 trata de algoritmos de análises e de impressão de dados para processos internos do ONS.

Resumidamente, no Módulo 1 os dados obtidos, após passar pela triagem inicial (não representada na Figura 1), passam por processo de limpeza, em que valores espúrios são eliminados. Em seguida, as lacunas são preenchidas, resultando no melhor histórico possível dos dados verificados de geração e velocidade do vento. Adicionalmente, a velocidade do vento prevista passa por ajustes, para retirada de viés.

O histórico verificado de vento e geração alimenta um modelo de criação dinâmica das curvas Vento x Potência. Essas curvas e o vento previsto ajustado são então utilizados pelo modelo de previsão de geração de fonte eólica (Módulo 2). É gerada então uma previsão combinada das previsões resultantes de todos os modelos meteorológicos.

Ao final do processo, tem-se a previsão de geração de fonte eólica para o Nordeste e Sul, para o dia corrente e para n dias a frente. Cabe aqui um esclarecimento: considerando a aplicação da previsão tanto para o Tempo Real quanto para a Programação Diária, o dia corrente é alvo de previsão. Desta forma, tal como no Tempo Real, o dia corrente é designado pela letra D . Em função disso, os dias posteriores são representados por $D + 1$, $D + 2$, etc. Na Programação Diária, por sua vez, o alvo é o dia seguinte, que é designado pela letra D . Disto decorre que para o dia D da Programação Diária se utiliza a previsão de geração eólica para $D + 1$.

Figura 1 Etapas da metodologia de previsão de geração de fonte eólica da programação



Este trabalho apresenta em detalhes a modelagem desenvolvida para a previsão de geração de fonte eólica com os principais resultados.

2 TRATAMENTO DE DADOS

Para compor os dados históricos relativos às séries temporais de velocidade de vento e geração de fonte eólica, consideram-se dados relativos à informação de velocidade do vento verificada e prevista, bem como os dados de geração eólica verificada provenientes das diversas fontes de informação.

2.1 Processo de tratamento dos dados históricos

São três os tipos de dados necessários para os modelos de previsão: os dados de geração verificada, os dados de vento verificado e os dados de vento previsto, sendo que todos possuem diferentes características, necessitando de tratamentos diferenciados.

2.1.1 Tipo de dados e triagem

Os dados de geração verificada obtidos da base histórica de tempo real (PI) possuem indicadores de qualidade das medidas coletadas e adicionalmente valores estimados advindos de estimadores de estado. Assim sendo, esses dados

apresentam boa qualidade. Neste contexto, o processo de tratamento causa menor impacto nos dados de geração verificada. Entretanto, em alguns momentos os estimadores e a própria medida apresentam-se em falha.

Os dados de vento verificado obtidos do PI possuem indicadores de qualidade das medições. No entanto, por não ser uma medida elétrica, não existem estimadores capazes de reproduzir os valores nos momentos de erros na coleta dos dados. Consequentemente, nesta situação, a aplicação do tratamento é bem mais atuante, uma vez que existem muitos dados comprometidos.

2.1.2 Limpeza dos dados espúrios de geração verificada

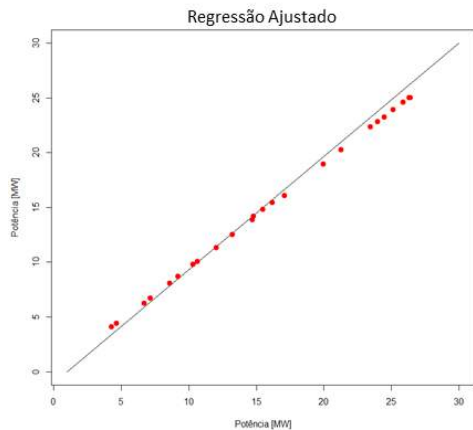
As falhas nos dados de geração são, de forma geral, identificadas pelo Flag de qualidade do PI e substituídas pelos valores estimados pelo estimador de estado, como mencionado no subitem anterior. Porém, como ainda persistem problemas que não são capturados por essa etapa de triagem, é necessária, a identificação e retirada de tais dados da série histórica de geração verificada.

O processo de identificação dos dados considerados espúrios pode ser resumido nas seguintes etapas:

I. Correlacionar dados do PI com dados da CCEE de 1h

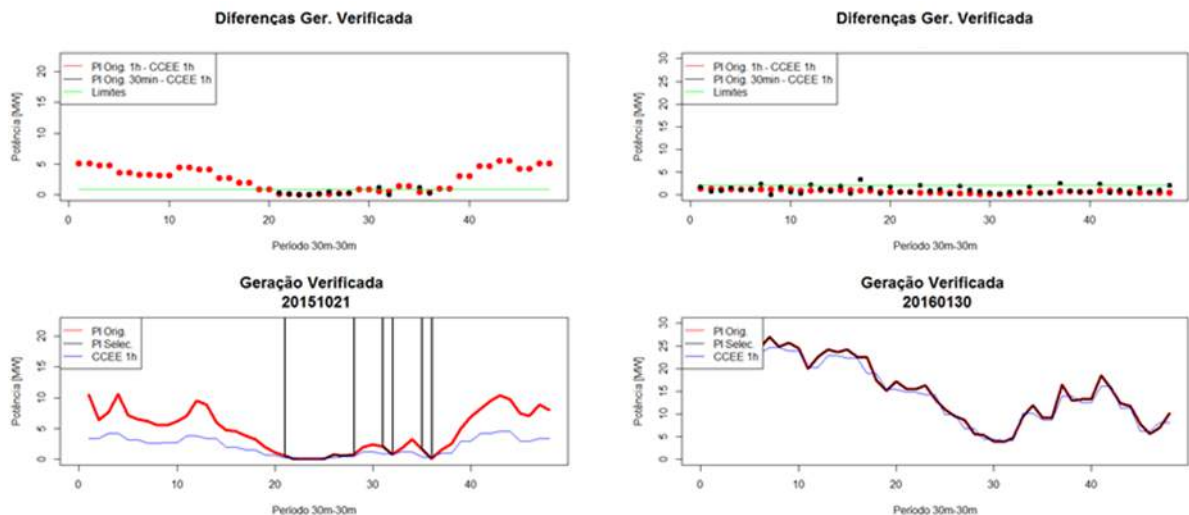
Esse processo visa buscar discordâncias entre os dados de geração do PI e os dados de geração da CCEE, no patamar de uma hora. Para isto, a geração do PI é integralizada em uma hora. De posse destes dados, ajusta-se uma regressão linear entre a geração do PI e da CCEE. Uma vez obtidos os parâmetros da reta ajustada, utiliza-se o ângulo calculado para limitar as diferenças aceitas para os dados do PI em relação aos dados horários da CCEE. A Figura 2 ilustra a dispersão entre os dados horários do PI e da CCEE, bem como a regressão ajustada.

Figura 2 Regressão ajustada entre os dados horários do PI e CCEE para um determinado dia



A Figura 3 ilustra dois exemplos de curvas de dois dias de geração para duas usinas. Para os gráficos superiores, a reta em verde destaca o limite máximo para as diferenças entre o dado horário de geração do PI e da CCEE. Os pontos em vermelho representam a diferença entre os dados de geração do PI e a geração da CCEE integralizados em uma hora, e os pontos em preto correspondem aos pontos do PI integralizados em 30 minutos que foram considerados válidos após a comparação entre os dados de 1h. Observa-se que há não conformidades para a usina da esquerda, o que não é observado na usina da direita, como pode ser comprovado na Figura 3.

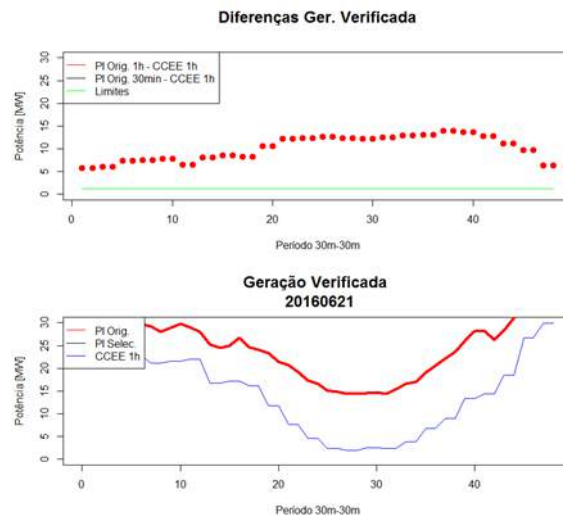
Figura 3 Identificação de não conformidade entre a geração horária do PI e CCEE



Uma opção mais simples para estimar o fator que limita o montante do desvio entre os dados seria utilizar a correlação diretamente como alternativa ao uso do ângulo

da reta ajustada. Entretanto, certas curvas apresentam ótima correlação, mas são curvas bem distintas, conforme observado na Figura 4. Nesta figura, o coeficiente de correlação é de 0,98, porém as curvas apresentam um viés muito grande entre uma e outra.

Figura 4 Identificação de não conformidade – geração horária do PI e CCEE com alta correlação



II. Eliminar resultados ruins do Estimador de Estados

Algumas vezes o estimador apresenta resultados incoerentes para a geração verificada. Isso ocorre geralmente quando o período de falha é muito extenso. Nestes casos, o estimador gera até valores negativos. Além disso, na vizinhança destes valores, a curva de geração fica distorcida. Portanto, além dos valores negativos, são eliminados dois valores antes e dois valores após a faixa em que o estimador é negativo.

III. Eliminar dados onde: $Ger < 0\text{MW}$ ou $Ger > 1.1 \cdot P_{inst}\text{MW}$

As séries históricas de geração verificada (Ger) muitas vezes apresentam valores aberrantes, com dados negativos e até acima da capacidade instalada da usina eólica. Dessa forma, são eliminados os valores negativos de geração, bem como os valores de geração superiores a capacidade instalada em mais de 10%.

IV. Eliminar dados congelados (ao longo dos dias e das horas)

Existem duas situações de dados congelados. A primeira é quando os dados verificados de geração apresentam-se congelados ao longo do tempo, podendo ficar congelados por horas. A segunda é quando existe a variação do dado ao longo das horas, mas com a repetição ao longo dos dias. Nesses casos, os dados são identificados e eliminados da série histórica.

V. Eliminar dados dos dias com menos de 2,5 horas válidas

Quando são eliminados muitos dados no dia, há grande chance dos dados serem de má qualidade e os processos anteriores não conseguiram capturá-los. Assim, criou-se um número mínimo de dados válidos para que o dia seja considerado válido. Para discretização de trinta em trinta minutos é necessário que, das 48 observações, pelo menos cinco valores sejam válidos. Isso significa que se o dia não tiver pelo menos o correspondente a duas horas e meia de dados válidos, todo o dia será descartado.

2.1.3 Limpeza dos dados espúrios de vento verificado

Existe uma grande quantidade de problemas nos dados da série histórica de vento (*Ven*) que não são capturados pela triagem descrita no item 2.1.1. Para carga dos dados na base, são necessários a identificação e o descarte destes dados.

O processo de seleção dos dados válidos de vento verificado pode ser resumido da seguinte forma:

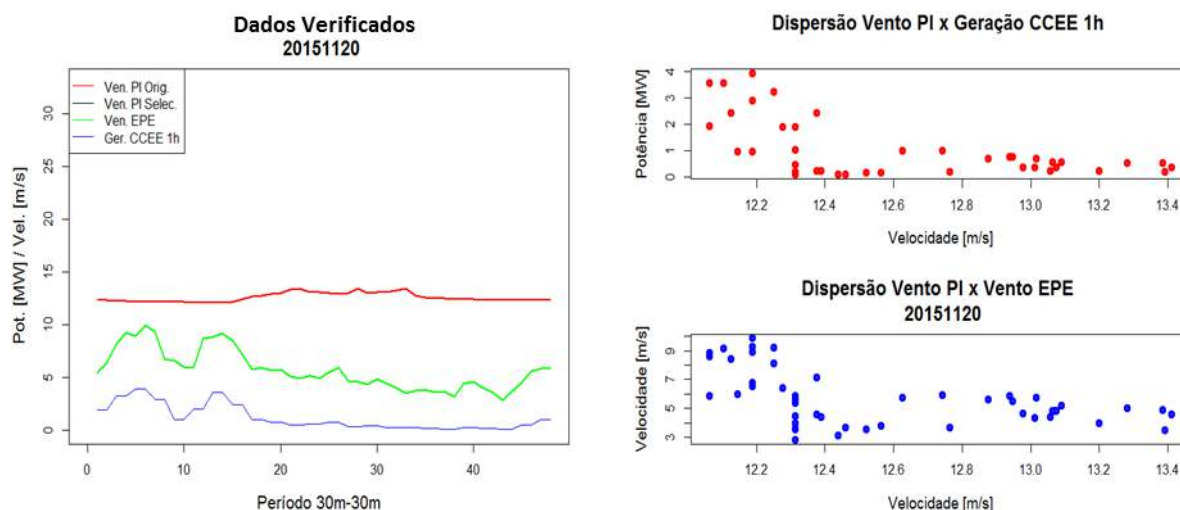
- I. Correlacionar os dados de vento verificado do PI com o vento verificado da EPE e com a geração da CCEE1h

Esse processo visa buscar discordâncias entre os dados de vento do PI com os dados de vento da EPE.

O processo consiste em correlacionar os dados de vento verificado da EPE com os dados de geração da CCEE1h e com os dados de vento do PI. Para isto, são calculados o coeficiente de correlação entre os dados de vento do PI e da EPE e o coeficiente de correlação entre os dados de vento do PI e geração da CCEE 1h. Se a correlação $Ven.PI \times Ven.EPE < 0,6$ e $Ven.PI \times Ger.CCEE1h < 0,3$, os dados de vento verificado do PI do respectivo dia são eliminados.

No gráfico à esquerda da Figura 5 são apresentadas as curvas de velocidade do vento do PI e da EPE, bem como a curva de geração da CCEE1h para um determinado dia de uma usina. Neste gráfico é possível observar as divergências dos dados de vento verificado do PI em relação aos dados da EPE e em relação à geração da CCEE1h. É importante salientar que as curvas de vento da EPE e a geração da CCEE1h se mostram com características semelhantes, como é esperado em situações normais de geração, sem restrição operativa. Os gráficos da direita ilustram a dispersão dos dados de vento verificado do PI e da EPE, bem como a dispersão entre o vento verificado e a geração da CCEE1h para este dia, comprovando as divergências existentes na Figura 5.

Figura 5 Identificação de não conformidade: vento do PI x vento da EPE e geração CCEE1h



II. Eliminar dados onde: $Ven < 0 \text{ m/s}$ ou $Ven > 30 \text{ m/s}$

Algumas vezes são observados valores aberrantes nas séries históricas de vento verificado, tais como valores negativos e valores muito altos. Assim sendo, esses dados são eliminados sempre que os valores de vento são negativos ou maiores que trinta metros por segundo. Embora ventos acima de trinta metros por segundo possam ocorrer, isso não é frequente para o Nordeste. A maioria dos casos com registros acima de 30 m/s é devida a erros.

III. Eliminar dados congelados (ao longo dos dias e das horas)

O dado de vento medido pode estar congelado ao longo das horas, ou pode variar ao longo dos dias, mas com repetição do dado diário. Portanto, esses dados são identificados e eliminados da série histórica, sendo identificados como falha. Esse problema ocorre com muita frequência nas séries históricas de vento verificado, sendo o seu tratamento um ponto de atenção.

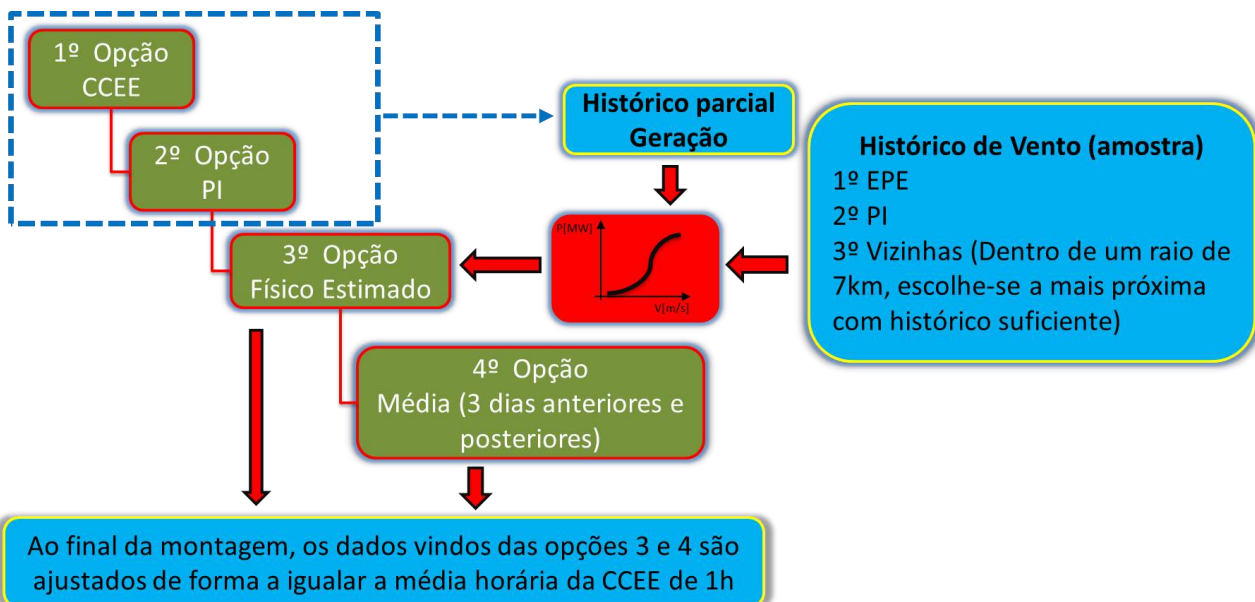
IV. Eliminar dados dos dias com menos de 2,5 horas válidos

Quando há muitos dados eliminados ao longo de um dia, há uma grande probabilidade do dado diário não ser de boa qualidade, o que foi verificado em muitos casos. Portanto, para a discretização de trinta em trinta minutos, é necessário que existam pelo menos cinco valores válidos dos quarenta e oito valores do dia. Ou seja, se o dia não possuir pelo menos o correspondente a duas horas e meia de dados válidos, todo o dia é descartado.

2.1.4 Montagem do melhor histórico de geração verificada

Uma vez que há redundância de informação de geração verificada, que tem origem no histórico de tempo real (PI - discretização de 4 em 4 segundos), e no Sistema de Medição para Faturamento da CCEE (discretização em intervalos 5 minutos e 1 hora), é possível montar uma série histórica de geração verificada em intervalos de 30 minutos com os melhores dados possíveis. Ainda assim, nem sempre é possível obter os dados medidos para todos intervalos de tempo a partir destas fontes. Para tanto, foram criados alguns processos de reconstrução das informações de geração verificada. A Figura 6 destaca os processos para composição do Melhor Histórico de Geração (MHG).

Figura 6 Processo de montagem do melhor histórico de geração verificada



O processo de montagem do MHG apresentado na Figura 6 considera 4 possibilidades para preenchimentos de falhas nos históricos de geração, sendo que os dados provenientes do PI já passaram pelo processo de identificação de dados espúrios, descrito anteriormente. Desta forma, em cada intervalo de discretização, o dado é preenchido sequencialmente da seguinte forma:

1º. Opção: Dado da CCEE

Uma vez que o dado da CCEE (origem 5 min), de forma geral, apresenta boa qualidade, os dados do histórico são preenchidos, como inicialização, em todas as posições em que este dado da CCEE seja válido.

2º. Opção: Dado do PI

Se depois da inicialização com os dados da CCEE o histórico apresentar falhas, estas são preenchidas com dado do PI, se o mesmo for válido.

3º. Opção: Físico Estimado

Se após os passos anteriores o histórico de geração ainda apresentar falhas, uma terceira opção é realizada. De posse do histórico parcial da 1ª e 2ª opção, calibra-se para esta usina um conjunto de 48 equações que relacionam vento e geração, uma para cada intervalo de meia-hora do dia. Para isso é necessário um conjunto mínimo de pontos (geração e vento). A condição necessária para obtenção destes pontos é o histórico possuir trinta dias com medidas válidas (vento e geração) para cada intervalo de meia-hora. No caso de geração nula, o par vento-geração é sempre considerado como inválido, uma vez que, de forma geral, representa alguma operação atípica, com restrições. A ordem de escolha do histórico de vento mínimo segue a seguinte ordem:

a) Vento verificado da EPE

A primeira das opções para encontrar um histórico suficiente para as construções das equações parciais da usina é a utilização dos dados de vento verificado da EPE. Ressalta-se que os dados da EPE somente estão disponíveis para usinas que passaram por leilão e, portanto, não cobrem todo o conjunto de usinas.

b) Vento verificado do PI

Caso os dados da EPE não sejam suficientes para constituição de um histórico mínimo de 30 dias, os dados de vento verificado do PI são utilizados como uma segunda opção, lembrando que apenas os dados considerados válidos participam deste histórico.

c) Vizinhança

Se após os passos (a) e (b) ainda não for possível a constituição de um histórico mínimo de acordo com a condição necessária, são utilizados dados de vento verificado de usinas próximas, considerando-se até 9 usinas mais próximas em um raio de 7 km, na mesma ordem dos itens (a) e (b). Aplica-se o processo para cada usina $i = 1$ a 9, pela ordem de proximidade, avançando sempre que a condição necessária não é atendida.

Para o ajuste matemático das curvas do parque optou-se pelo uso de regressões logísticas, uma vez que estas se adequam muito bem à curva Vento x Potência. A equação da regressão logística é escrita como:

$$Ger = B + \frac{T - B}{(1 + 10^{b(V_{mid} - V_{en}))^s}} \quad (2.1)$$

Onde: B e T são parte inferior e superior das assíntotas, respectivamente, b e V_{mid} são a inclinação e a coordenada x do ponto de inflexão, respectivamente, e s é um coeficiente.

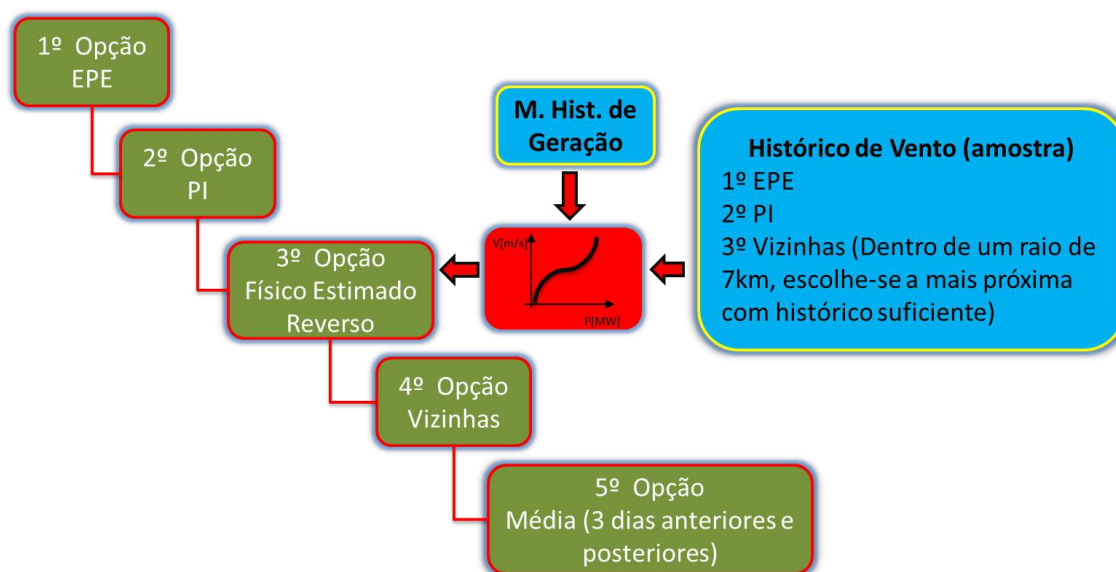
4º. Opção: Média

Se as opções 1, 2 e 3 não forem suficientes para completar todos os dados faltantes do histórico, estes são calculados tomando a média aritmética dos valores de 3 dias anteriores e 3 dias posteriores para aquele determinado intervalo em falta do dia. Esta opção é um último recurso para tornar a série temporal completa. Espera-se, portanto, que seja muito menos utilizada que as demais, de forma a não comprometer a qualidade do histórico.

2.1.5 Montagem do melhor histórico de vento verificado

A montagem do melhor histórico de vento apresenta características similares à montagem do melhor histórico de geração. Para tanto são utilizadas as informações advindas do PI e da EPE. Como ocorre na geração, há necessidade de alguns processos de reconstrução das informações de vento verificado, uma vez que nem sempre é possível obter os dados medidos para todos intervalos de tempo com estas fontes. A Figura 7 destaca os processos para composição do Melhor Histórico de Vento (MHV).

Figura 7 Processo de montagem do melhor histórico de vento verificado



O processo de montagem do MHV ilustrado na Figura 7 consiste em 5 possibilidades para preenchimentos de falhas nos históricos de vento. Destaca-se que os dados provenientes do PI já passaram pelo processo de identificação de dados espúrios. Sendo assim, cada intervalo de tempo tem seu dado faltante preenchido sequencialmente da seguinte forma:

1º. Opção: Dado da EPE

Uma vez que o dado da EPE, de forma geral, apresenta boa qualidade, os dados do melhor histórico são preenchidos com o dado da EPE em todas as posições em que este seja considerado válido.

2º. Opção: Dado do PI

Após a seleção dos dados da EPE, preenche-se cada falha do histórico com dado de vento do PI, se o mesmo for válido.

3º. Opção: Físico Estimado Reverso

Caso o histórico de vento, após os passos 1 e 2, ainda apresentar falhas, uma terceira opção é realizada. De posse do histórico parcial da 1ª e 2ª opção calibra-se uma equação para cada intervalo de meia-hora do dia. Para calibração destas curvas é necessário um conjunto mínimo de pontos (geração e vento). A condição necessária para obtenção destes pontos é o histórico possuir trinta dias de medidas válidas (vento e geração) para cada intervalo de meia-hora. No caso de geração nula, o par vento-geração é sempre considerado como inválido, uma vez que de forma geral representa alguma operação anormal, com restrições. A ordem de escolha do histórico de vento mínimo segue a mesma ordenação apresentada para a montagem do MHG.

Para o ajuste matemático das curvas da usina optou-se pelo mesmo processo que o MHG, utilizando regressões logísticas, entretanto a regressão logística (2.1) obtida após a calibração é invertida, uma vez que, conhecida a geração para um determinado instante de tempo, é possível estimar o vento correspondente. A equação da regressão logística inversa é dada por:

$$Ven = V_{mid} - \frac{\ln \left[\left(\frac{Ger - B}{T - B} \right)^{-1/s} - 1 \right]}{b \cdot \ln[10]} \quad (2.2)$$

Onde: B e T são parte inferior e superior das assíntotas, respectivamente; b e V_{mid} são a inclinação e a coordenada x do ponto de inflexão, respectivamente; e s é um coeficiente.

4º. Opção: Vizinhança

Se o vento verificado do ponto em questão não for preenchido pelas opções anteriores, são utilizados dados de vento verificado de usinas próximas, considerando-se até 9 usinas mais próximas em um raio de 7 km, na mesma ordem dos itens (a) e (b) do item 2.1.4.

5º. Opção: Média

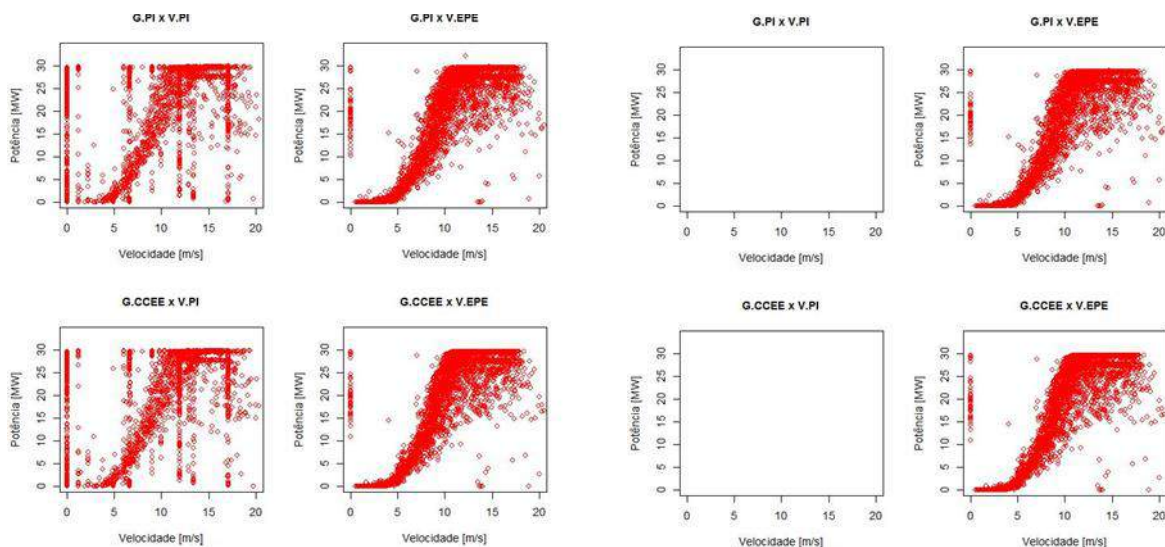
Se as opções 1, 2, 3 e 4 não forem suficientes para completar todos os dados faltantes do histórico, estes são calculados tomando-se a média aritmética dos valores de 3 dias anteriores e 3 dias posteriores para aquele determinado intervalo em falta do dia. Esta opção constitui um último recurso para tornar a série temporal completa. Espera-se, portanto, que seja muito menos utilizada que as demais, de forma a não comprometer a qualidade do histórico.

2.1.6 Resultados dos processos de tratamento

Da Figura 8 à Figura 25 são mostrados alguns exemplos de históricos de geração e vento verificados com problemas, apresentando uma visão geral dos dados aproveitados e descartados dos históricos das respectivas usinas. Adicionalmente, é apresentado como são constituídos o MHG e MHV.

Para a Figura 8, os quatro gráficos da esquerda representam a dispersão de Vento x Potência da usina combinando as duas fontes de geração (CCEE e PI) e as duas fontes de vento (EPE e PI). Os dados passaram apenas pela primeira triagem, ou seja, os dados de geração inconsistentes foram substituídos pelos dados do estimador de estado (de acordo com o flag de qualidade do próprio PI). Os quatro gráficos à direita ilustram as mesmas dispersões, porém com os dados do PI, após retirada dos dados espúrios. Nestes gráficos estão apenas os valores que foram considerados válidos.

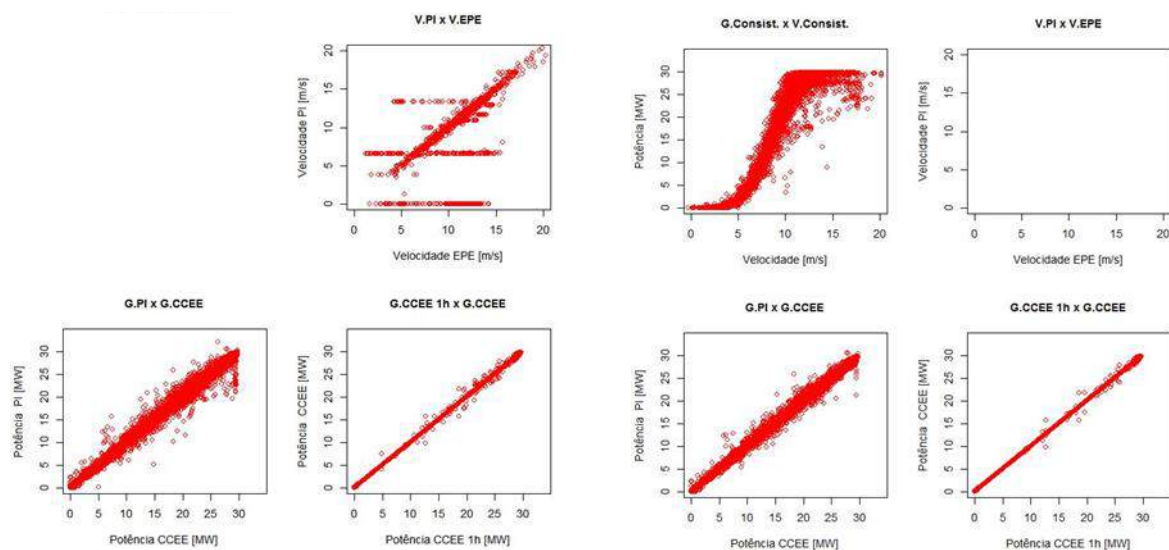
Figura 8 (usina-exemplo 1) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios



Como pode ser observado na Figura 8, os gráficos à direita que plotam a dispersão Vento x Potência utilizando o vento do PI estão em branco. Isso significa que o histórico de vento do PI desta usina foi completamente eliminado. Embora os gráficos à esquerda mostrem que o histórico possui valores válidos, como o histórico de vento do PI desta usina apresenta mais de 80% de dados inválidos, todo este histórico foi descartado.

A Figura 9 ilustra os gráficos de dispersão com a correlação de todas as fontes de informação, sendo que nos gráficos a esquerda estão os dados passados apenas pela triagem inicial e à direita os dados passados pelo processo de limpeza, como explicado para a Figura 8. Na figura à direita constam também os dados do MHG e MHV (no quadrante superior esquerdo).

Figura 9 (usina-exemplo 1) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios

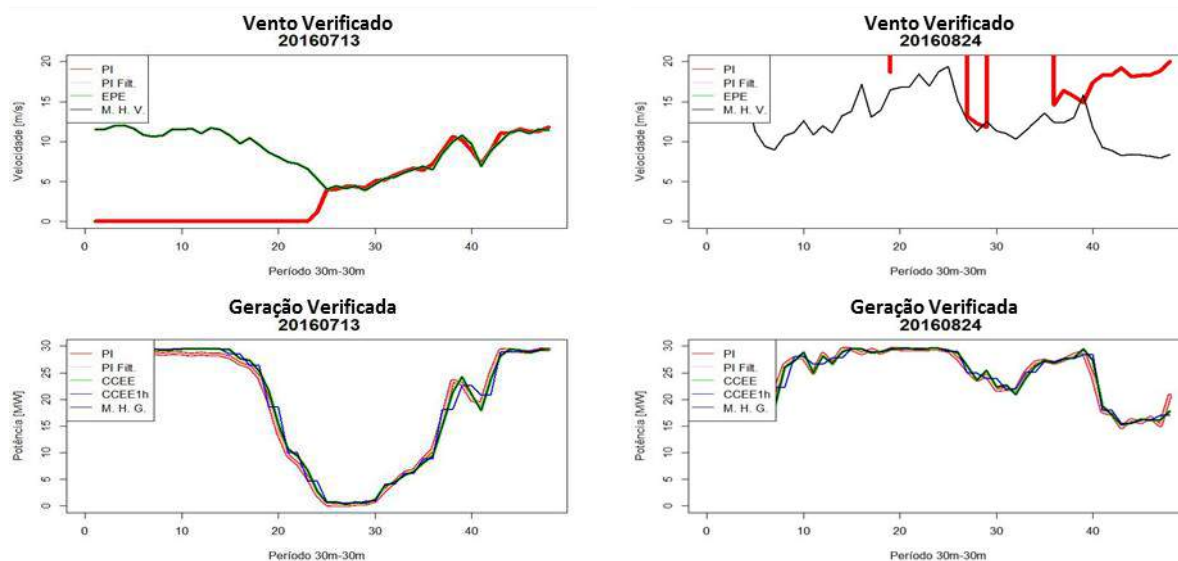


Já a Figura 10 apresenta as curvas de geração e vento para dois dias visando ilustrar o comportamento de alguns dos problemas ilustrados na Figura 8 e na Figura 9.

Para os gráficos superiores da Figura 10, as curvas representam: em vermelho, o vento do PI; em rosa, o vento do PI após processo de eliminação de dados espúrios (para os dois dias essa curva é inexistente, uma vez que todo o histórico de vento do PI foi eliminado); em verde, o vento da EPE; e, em preto, o melhor histórico de vento.

Os gráficos inferiores da Figura 10 apresentam as curvas de geração, sendo: em vermelho, a geração do PI; em rosa, a geração do PI após processo de eliminação de dados espúrios (para os dois dias essa curva está exatamente alinhada com a curva em vermelho, dado que os dados estavam coerentes); em verde, a geração da CCEE de cinco minutos; em azul, a geração da CCEE no patamar de uma hora; e, em preto, o melhor histórico de geração.

Figura 10 (usina-exemplo 1) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico



A Figura 11, a Figura 12 e a Figura 13 ilustram os mesmos comportamentos explicados para a Figura 8, Figura 9 e Figura 10, respectivamente. Como pode ser observado na Figura 11, os dados de vento verificado do PI são totalmente incoerentes e todo o histórico é eliminado. A Figura 13 exemplifica dois casos desta incoerência do vento verificado.

Figura 11 (usina-exemplo 2) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios

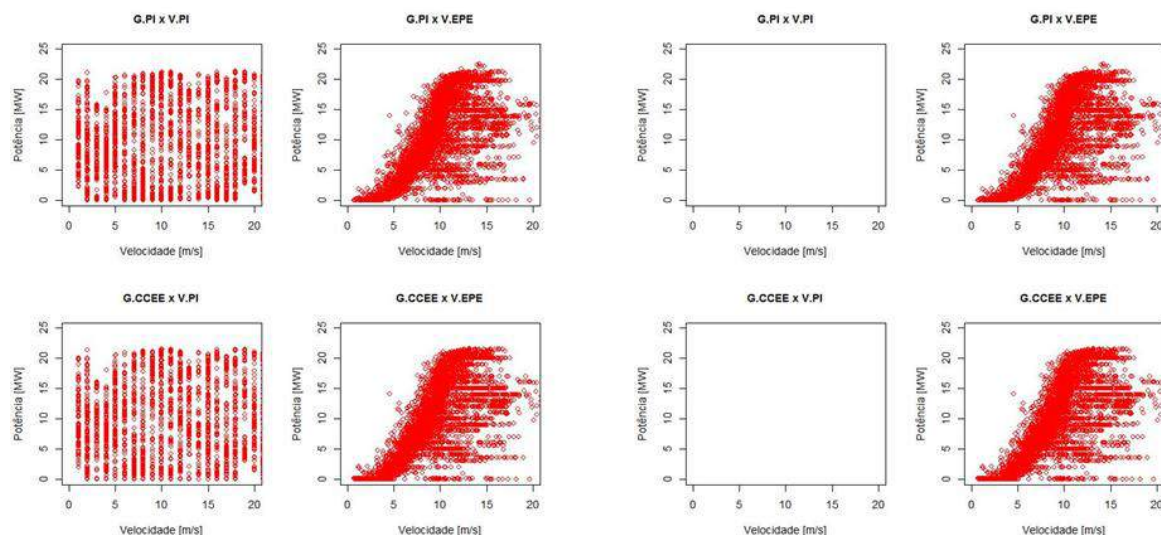


Figura 12 (usina-exemplo 2) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios

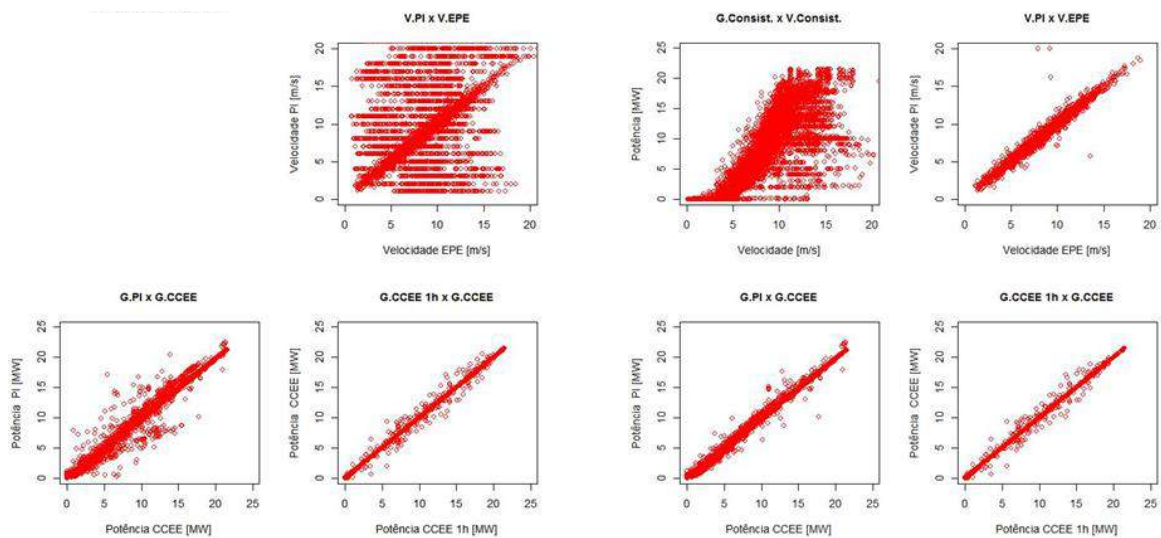
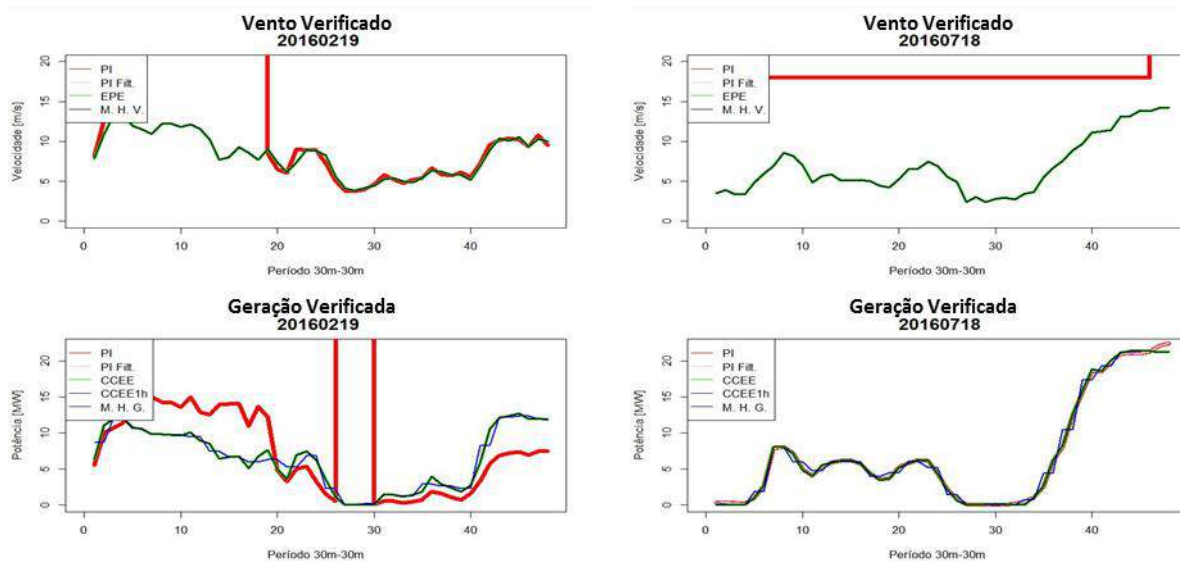


Figura 13 (usina-exemplo 2) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico



A Figura 14, a Figura 15 e a Figura 16 também apresentam os mesmos comportamentos explicados para a Figura 8, Figura 9 e Figura 10, respectivamente. Como pode ser observado na Figura 14, os dados de vento verificado do PI são totalmente incoerentes, sendo que todo o histórico é eliminado. A Figura 16 exemplifica dois casos desta incoerência do vento verificado: o histórico de vento para essa usina apresenta em quase toda sua totalidade curvas de vento praticamente iguais ao longo dos dias.

Figura 14 (usina-exemplo 3) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios

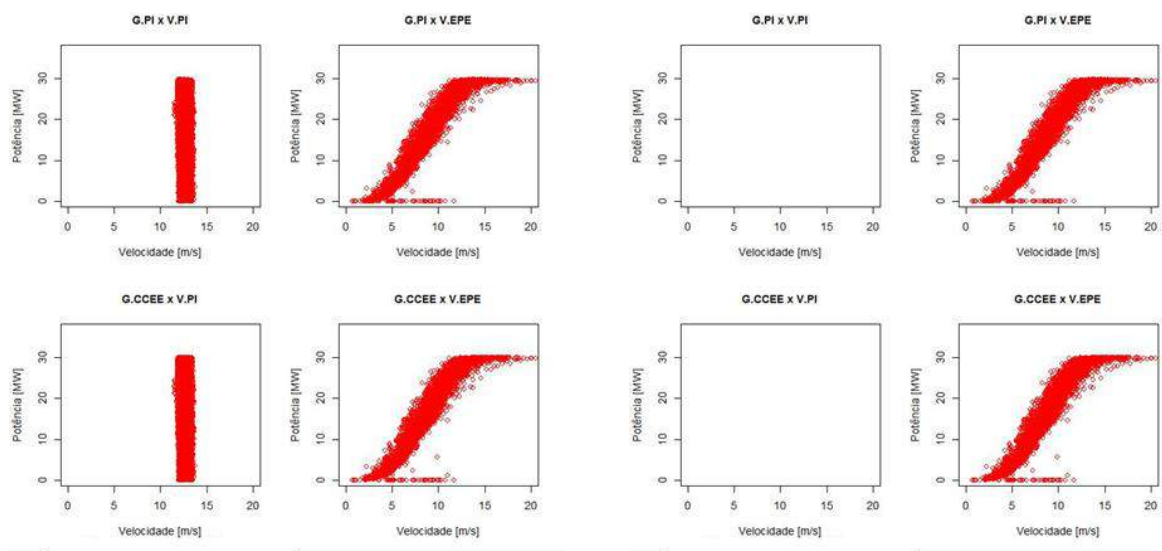


Figura 15 (usina-exemplo 3) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios

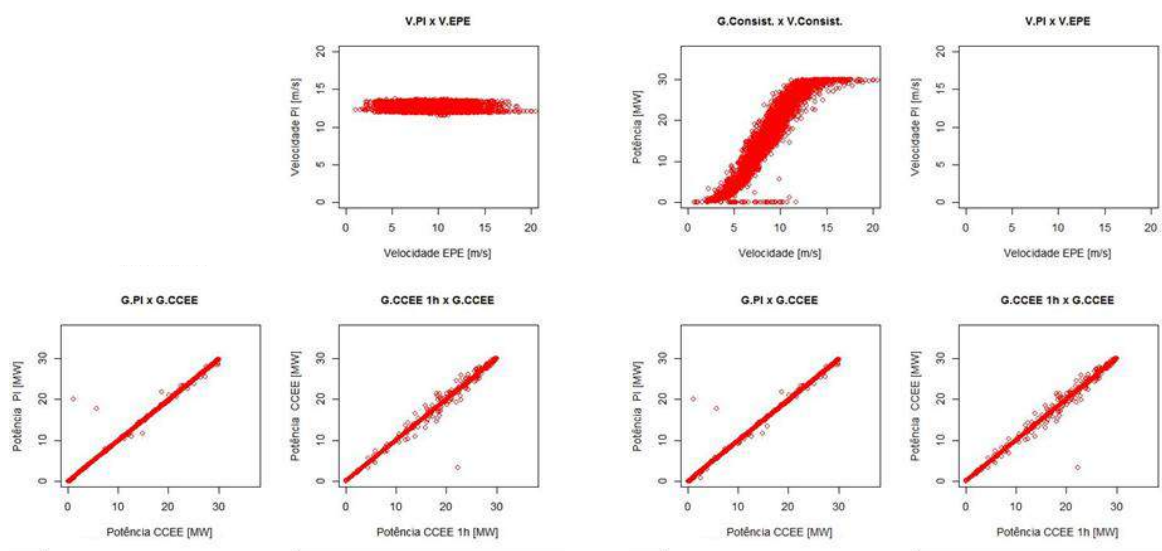
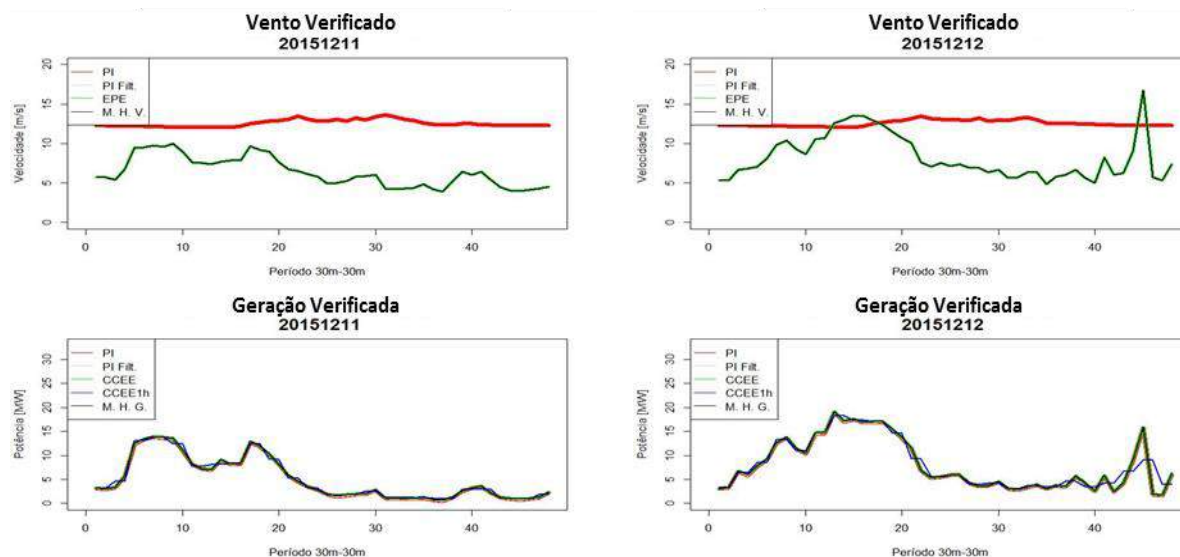


Figura 16 (usina-exemplo 3) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico



A Figura 17, a Figura 18 e a Figura 19 também apresentam os mesmos comportamentos explicados para a Figura 8, Figura 9 e Figura 10, respectivamente. Como pode ser observado na Figura 17, os dados de vento verificado do PI são totalmente incoerentes e todo o histórico é eliminado. Os dados de geração do PI também apresentam comportamentos ruins, como pode ser concluído pela Figura 17 e pela Figura 18. A Figura 19 exemplifica dois casos desta incoerência dos dados verificados de vento e geração.

Figura 17 (usina-exemplo 4) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios

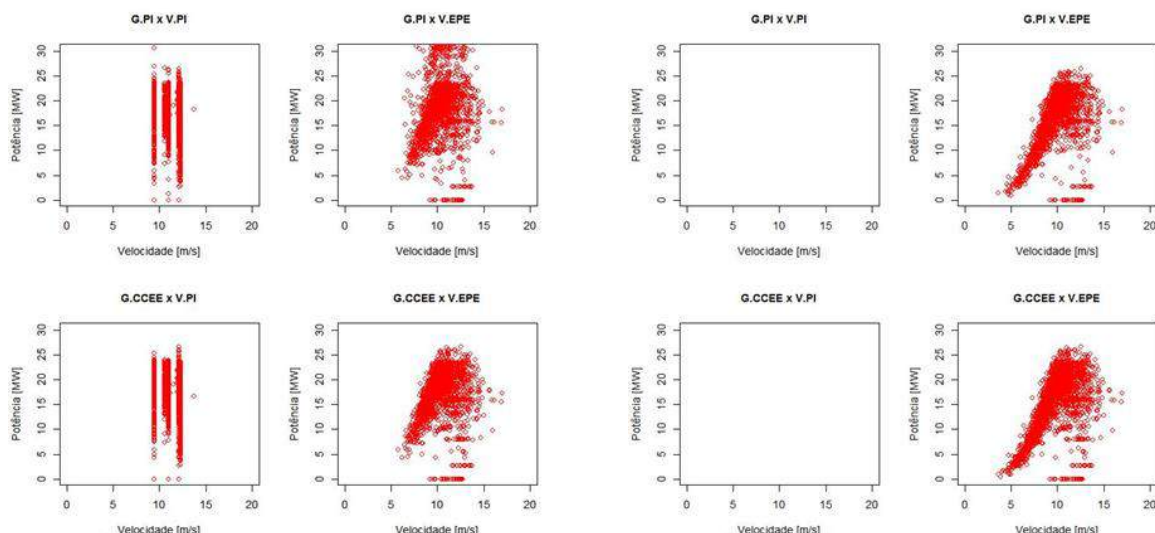


Figura 18 (usina-exemplo 4) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios

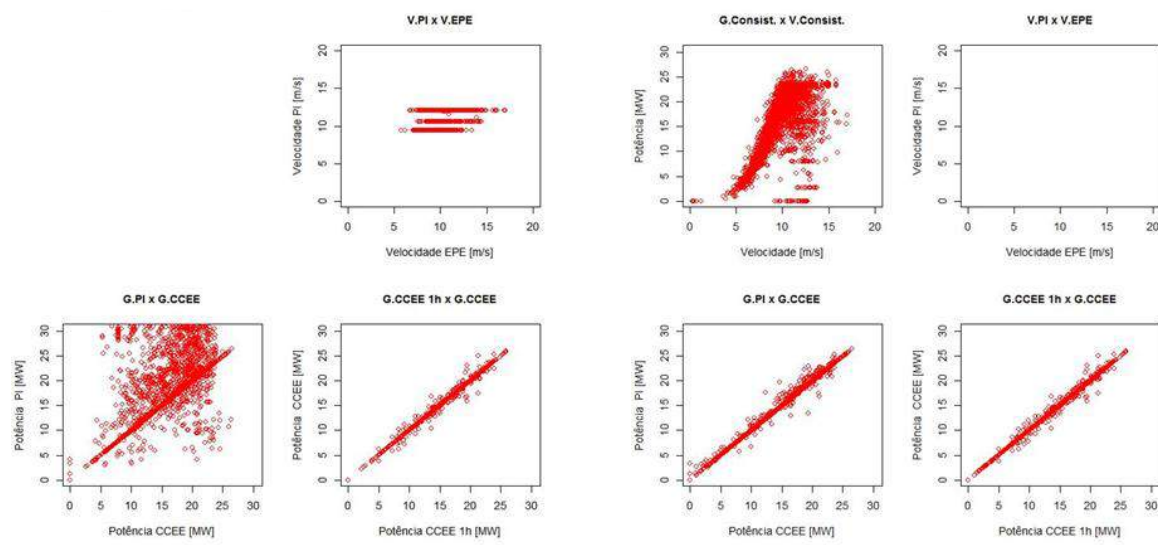
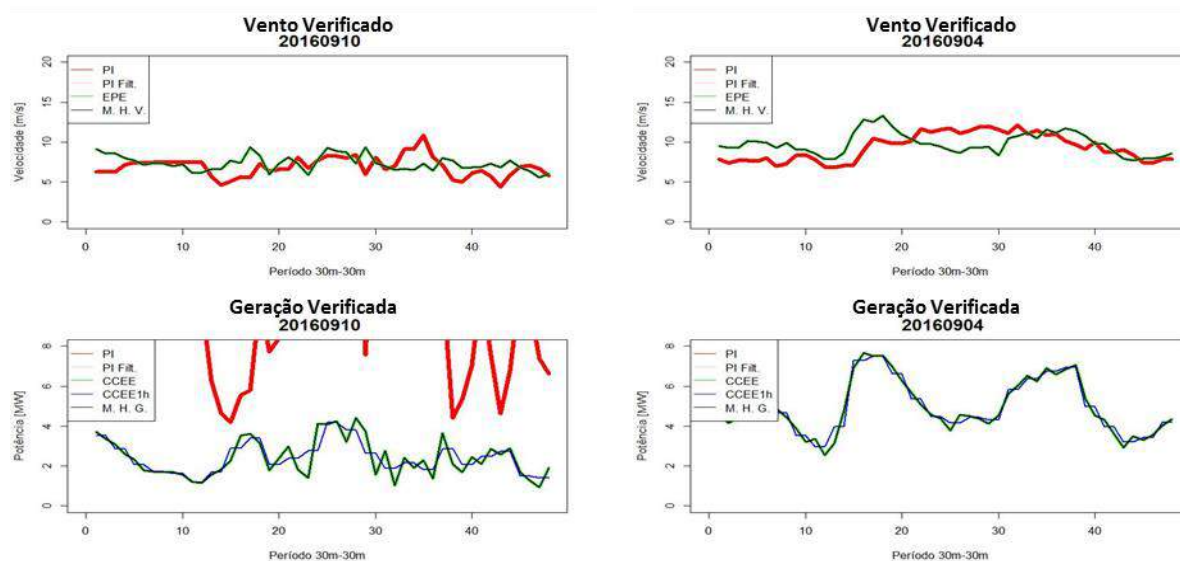


Figura 19 (usina-exemplo 4) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico



A Figura 20, Figura 21 e Figura 22 exemplificam uma análise similar para a usina do exemplo 5. Essa usina em especial teve problemas operativos que justificam os problemas nos dados. Percebe-se, no entanto, que estão disponíveis a geração do PI e vento da EPE, o que permite fazer, mesmo com certa dificuldade, a calibração Vento x Potência pelo MHV e MHG.

Figura 20 (usina-exemplo 5) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios

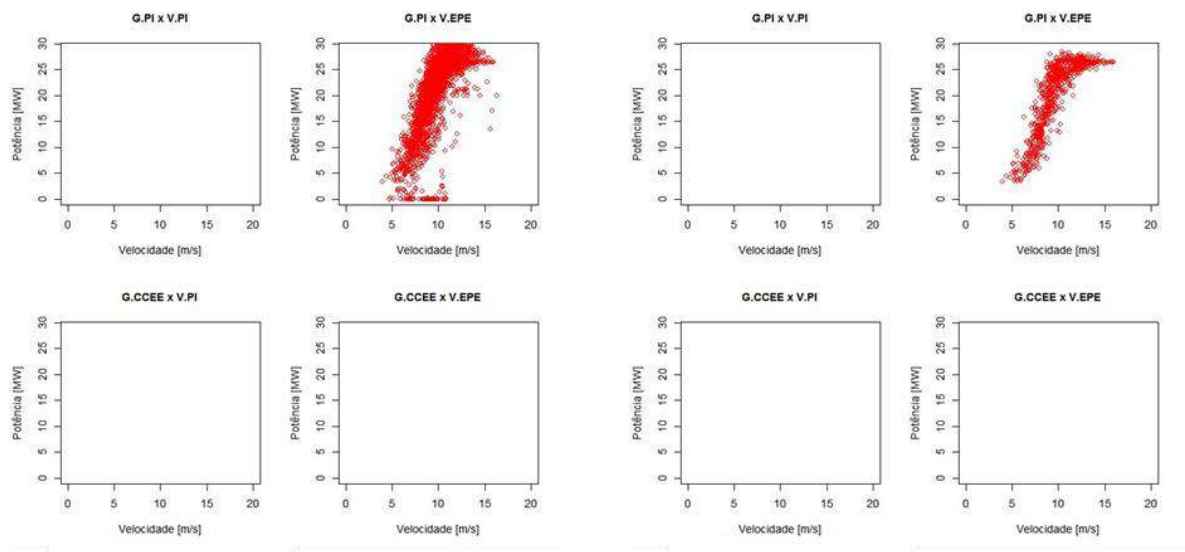


Figura 21 (usina-exemplo 5) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios

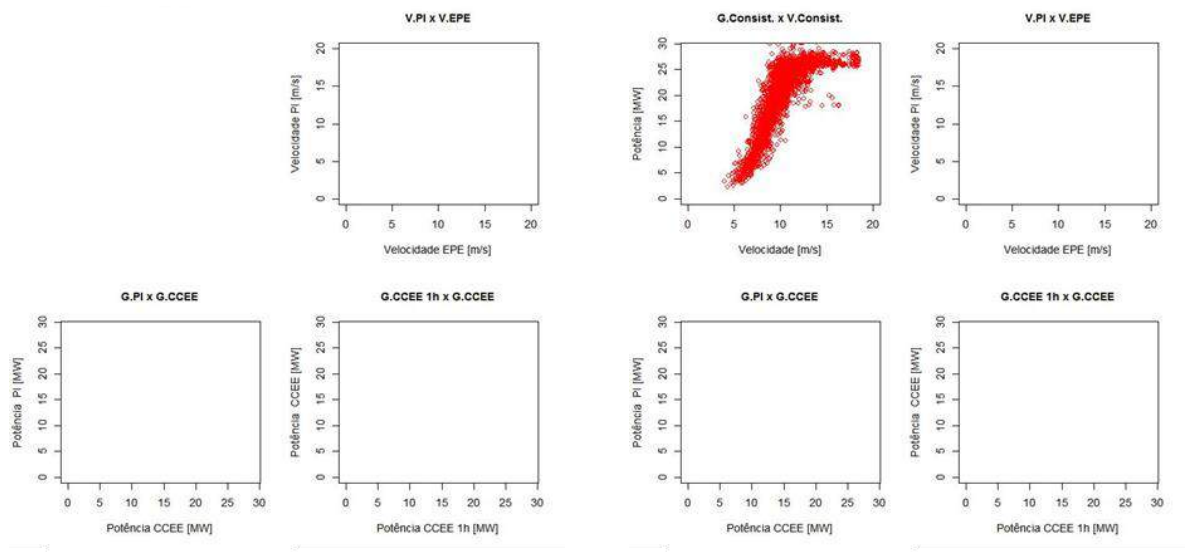
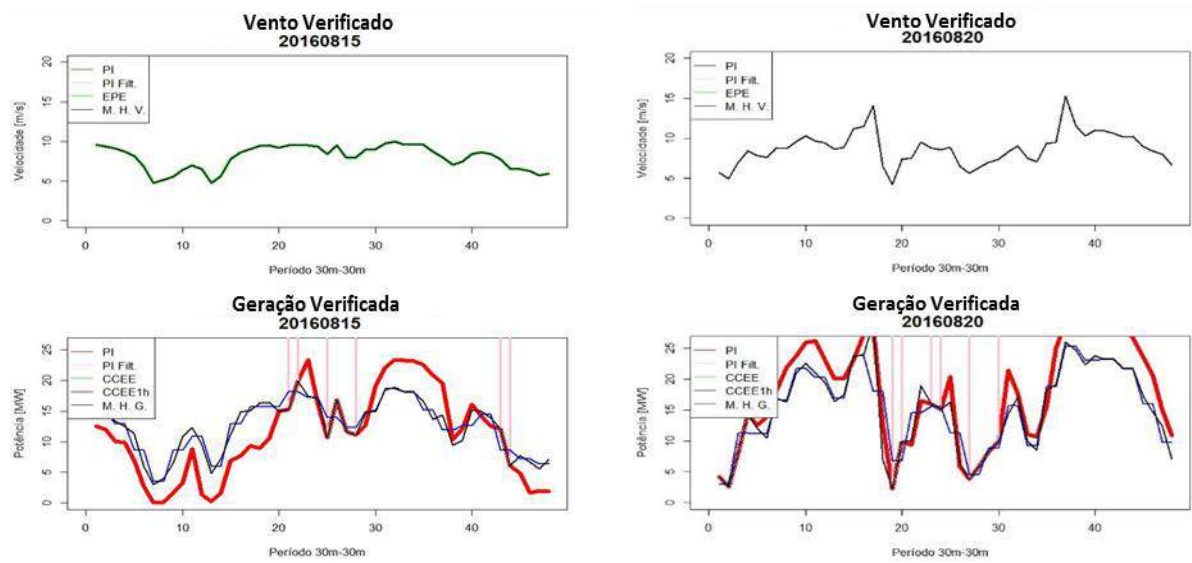


Figura 22 (usina-exemplo 5) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico



A Figura 23, a Figura 24 e a Figura 25 apresentam a mesma análise para outra usina. Para a usina em questão o problema não é muito preocupante do ponto de vista da calibração dos modelos, mas alguns dados da geração verificada do PI apresentam incoerências.

Figura 23 (usina-exemplo 6) dispersão Vento x Potência com identificação de dados espúrios

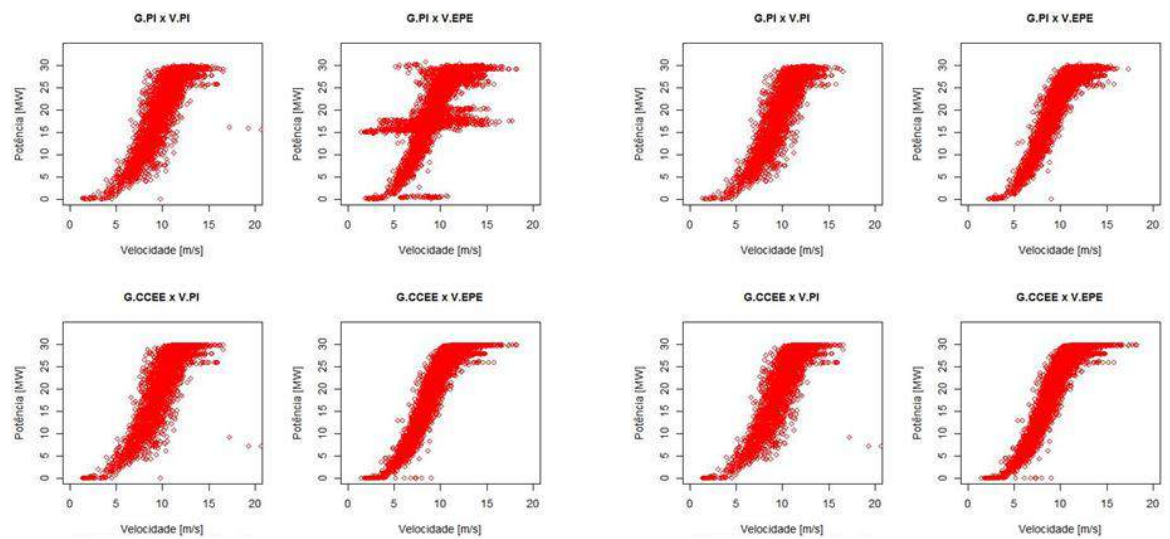


Figura 24 (usina-exemplo 6) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios

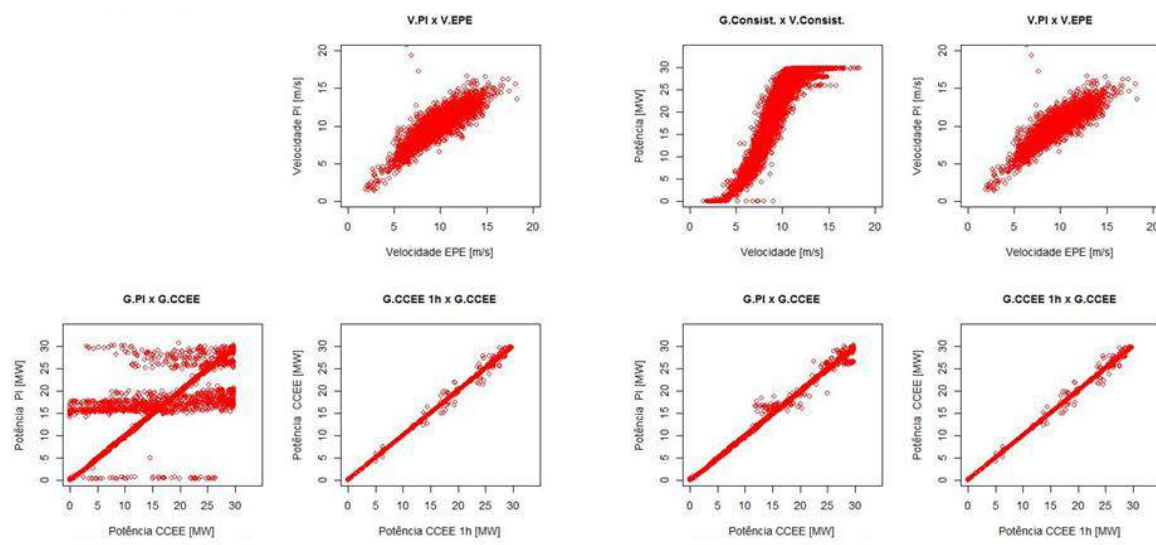
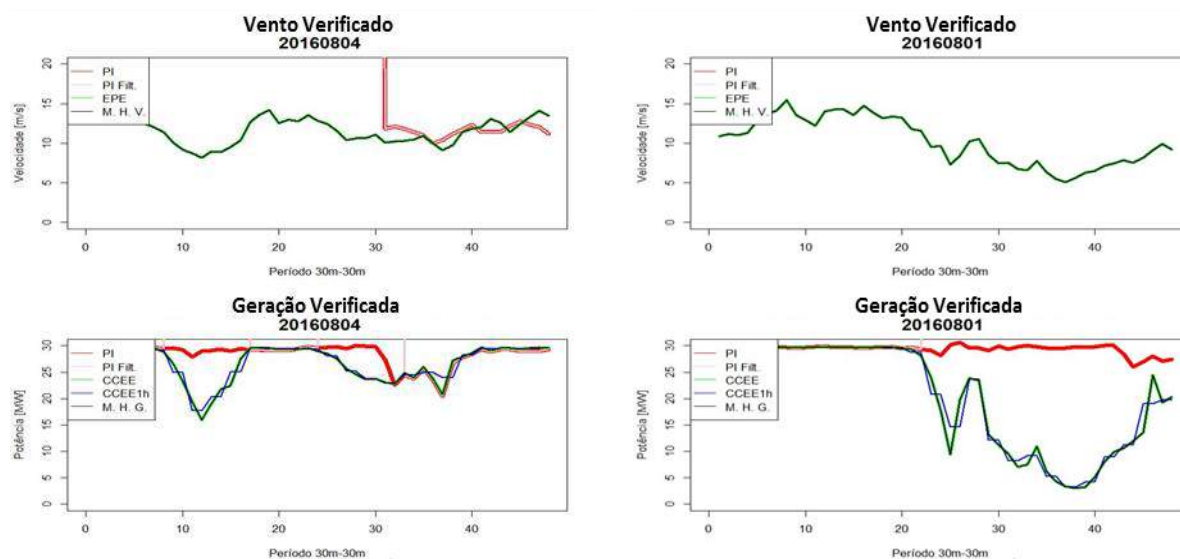


Figura 25 (usina-exemplo 6) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico



3

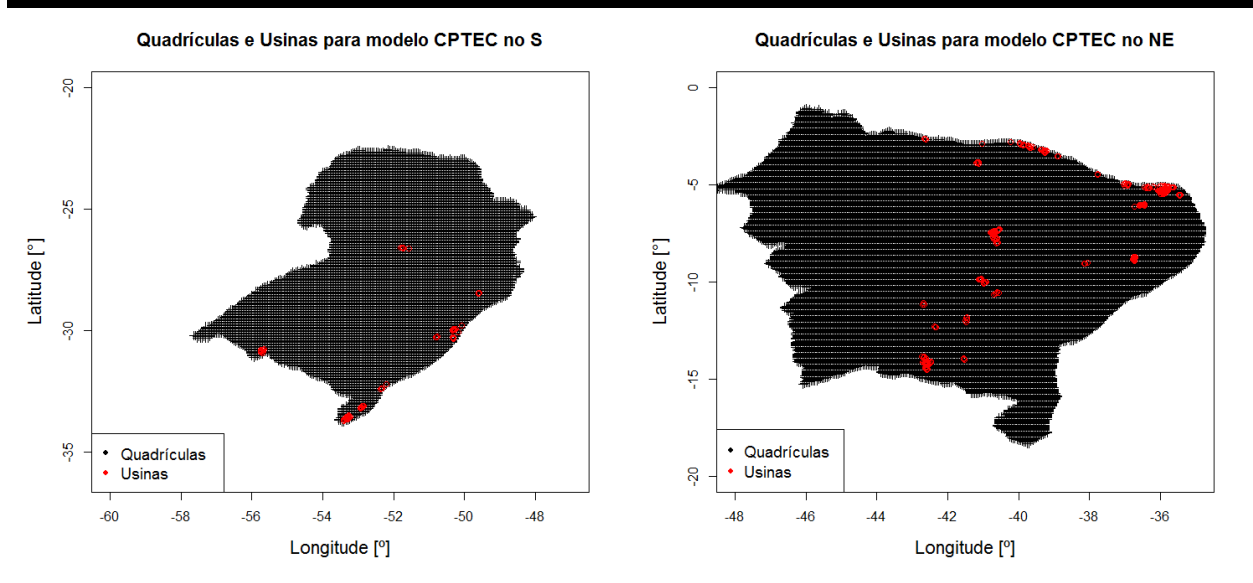
PROCESSO DE AJUSTE DA PREVISÃO DE VENTO

As previsões de vento recebidas pelo ONS apresentam desvios em relação ao vento que de fato ocorre. Observa-se, no entanto, comportamento de desvio típico, ou seja, a previsão de vento apresenta em quase todas as usinas eólicas um viés em relação ao vento verificado, o que felizmente propicia um tratamento vantajoso para a previsão de geração de fonte eólica.

3.1 Modelos meteorológicos utilizados

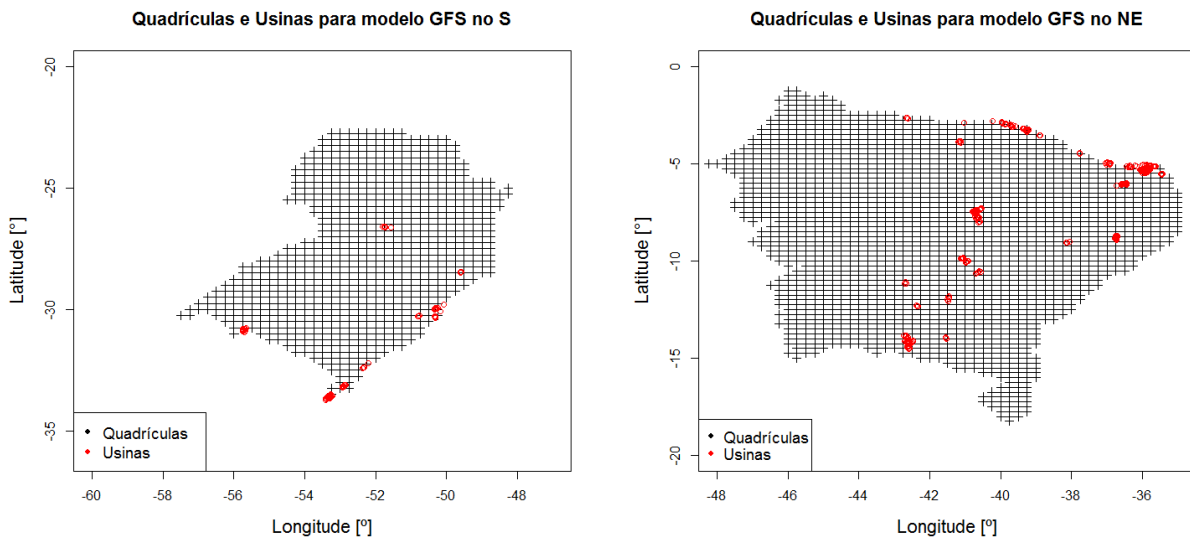
Os arquivos de vento previsto são recebidos por quadrícula, sendo assim é necessário associar cada usina à sua respectiva quadrícula. Há um algoritmo que gera arquivos associando cada usina à sua correspondente quadrícula em relação aos arquivos de vento previsto. A Figura 26 ilustra as quadrículas para o Sul e Nordeste, respectivamente, advindas do modelo Eta 5 km. Nestas figuras são marcados pontos em vermelho representando exemplos de usinas eólicas consideradas pelo ONS.

Figura 26 Quadrículas do modelo Eta para o Sul e Nordeste



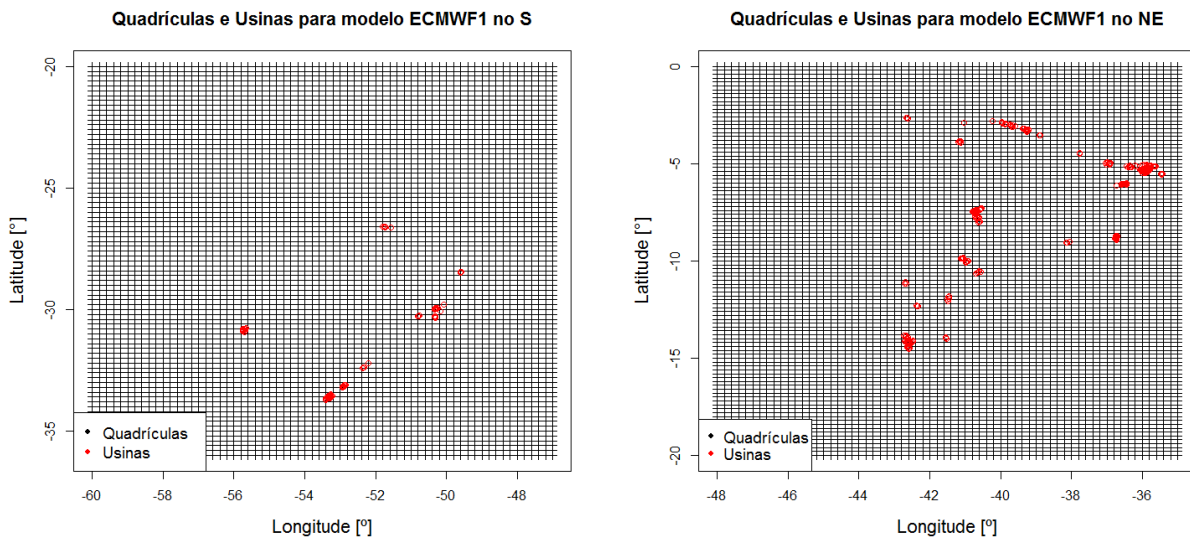
A Figura 27 apresenta as mesmas características da Figura 26 para o Sul e Nordeste, considerando o modelo GFS.

Figura 27 Quadrículas do modelo GFS para o Sul e Nordeste



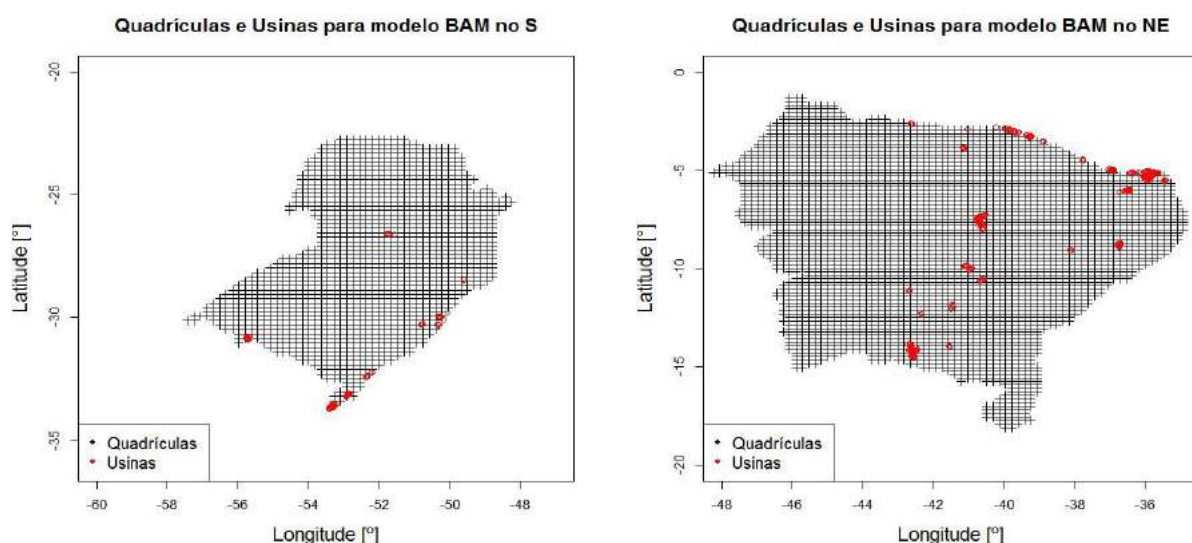
Na Figura 28 são ilustradas as quadrículas válidas para o ECMWF1 (de alta resolução) e para o ECMWF2 (*ensemble*).

Figura 28 Quadrículas do modelo ECMWF para o Sul e Nordeste



A Figura 29 ilustra as quadrículas para o Sul e Nordeste, respectivamente, provenientes do modelo BAM.

Figura 29 Quadrículas do modelo BAM para o Sul e Nordeste



Existem usinas litorâneas cujos centroides dos modelos de vento previsto encontram-se no mar. Neste caso, são utilizados centroides vizinhos, em terra, para essas usinas. Primeiramente é calculada a distância euclidiana dessa usina com os centroides das quadrículas vizinhas, sendo utilizado o centroide de menor distância, conforme:

$$dist = \sqrt{(lat_{quad} - lat_{usi})^2 + (long_{quad} - long_{usi})^2} \quad (3.1)$$

3.2 Metodologia utilizada

A metodologia empregada na correção da previsão do vento consiste em um ajuste de regressões lineares, para cada um dos 48 períodos considerados ao longo do dia. Metodologia semelhante foi utilizada em [1], para refinamento estatístico das previsões horárias de temperatura a 2 m do modelo Eta em estações do Nordeste do Brasil. A metodologia, denominada MOC (*Model Output Calibration*), proposta em [2], baseia-se em uma correção através do ajuste de regressões lineares multivariadas.

A correção utilizada em [1] baseou-se na correlação de cada variável do modelo com o desvio da previsão de temperatura, sendo que a correlação linear que apresentou em média maior redução dos desvios da previsão foi geralmente 0,6. A correção realizada pelo ONS é teoricamente mais simples, pois as regressões lineares são ajustadas utilizando o vento verificado e o vento previsto apenas, uma vez que não se tem disponibilidade de todas as variáveis envolvidas nos modelos Eta, GFS, ECMWF e BAM. Outra particularidade utilizada em [1] é que, após o

cálculo dos coeficientes de correlação e dos coeficientes da equação da regressão multivariada, são construídas vinte e quatro equações para cada hora do dia. Todavia, objetivando a previsão de geração de fonte eólica, que requisita de uma discretização distinta, de meia-hora, são construídas quarenta e oito equações de correção a serem aplicadas no vento previsto.

A grande vantagem desta metodologia é a de produzir bons resultados, necessitando de um histórico de dados para estimação do modelo relativamente pequeno, diferentemente de outras metodologias, tais como redes neurais, que necessitam de longas séries. O período de calibração adotado em [1] foi de vinte e oito dias, enquanto a correção foi aplicada no período de trinta dias. No caso da correção de vento do ONS, as regressões foram ajustadas com histórico de trinta dias e a correção foi realizada para a previsão do dia atual e dos nove dias à frente. Foram testados tamanhos diferentes de históricos, tendo se constatado que uma quantidade muito pequena de dias do histórico torna a regressão muito volátil. Por outro lado, históricos muito longos podem não refletir o viés que acomete a previsão de vento mais recente.

Caso o vento previsto fosse exatamente igual ao vento verificado, traçando um gráfico de dispersão entre eles teria-se uma reta de coeficiente angular igual a um e linear igual a zero, ou seja, $y = a \cdot x + b$, sendo $a = 1$ e $b = 0$. Portanto, quanto melhor a previsão do vento, mais próximo de uma reta é a dispersão destes dados. Isso a princípio justificaria a escolha pela regressão linear.

Na prática, a relação entre o vento previsto e o verificado não é tão boa, se aproximando desta equação quanto melhor a qualidade do vento previsto. Ainda assim, poderia ser a relação entre o vento previsto e verificado regida por alguma função não linear. Isto posto, foram testadas algumas regressões não lineares, como polinômios de vários graus, exponenciais, logísticas. Porém, os melhores resultados confirmaram a opção pelas regressões lineares simples. A Figura 30 e a Figura 31 ilustram as regressões lineares ajustadas para quatro períodos escolhidos da correção de um determinado dia. Como se pode observar, estas diferem um pouco da equação $y = a \cdot x + b$, mas seguem um comportamento razoável dos dados.

Figura 30 Regressão ajustada para o 1º e 20º intervalo do dia.

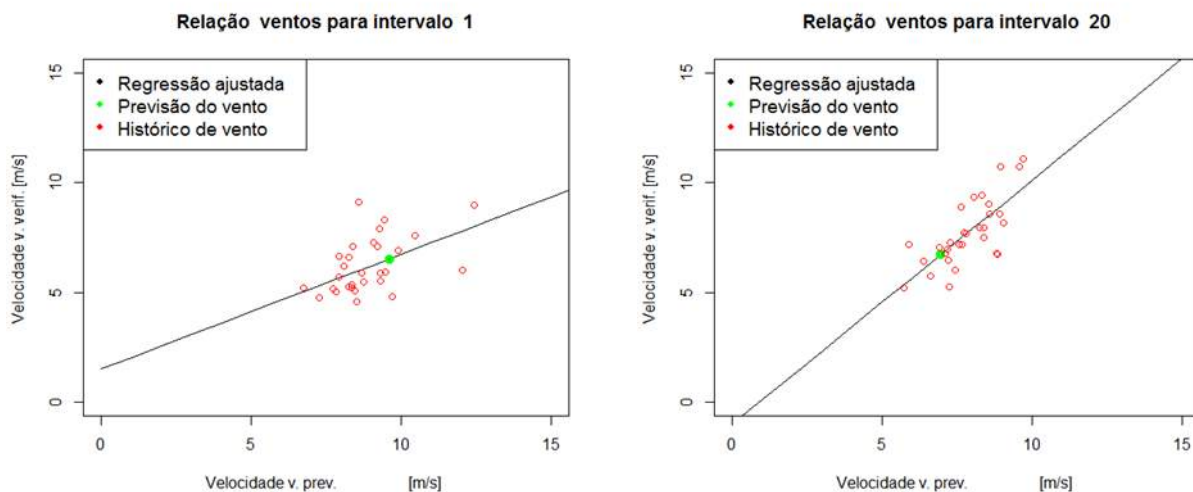
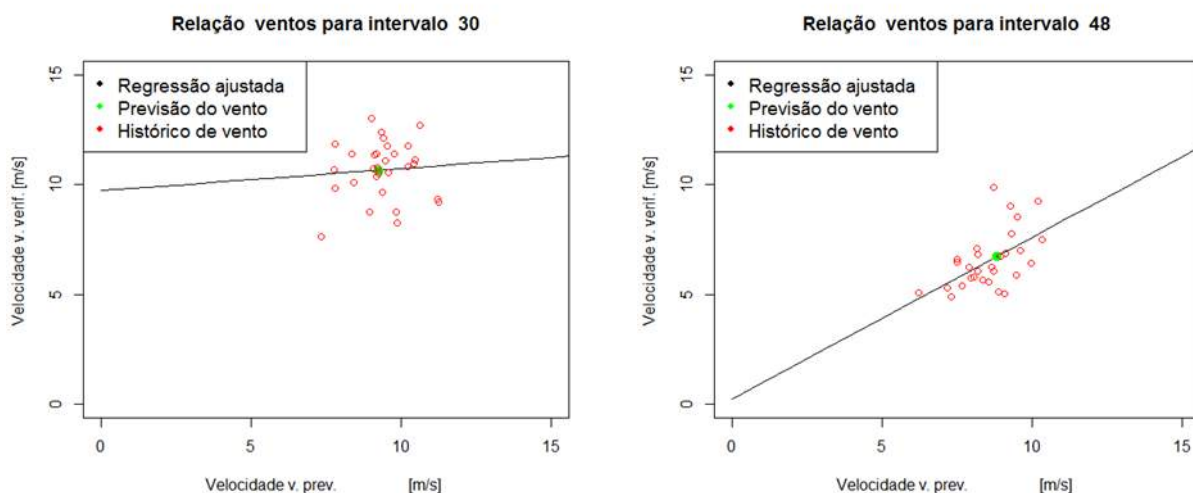


Figura 31 Regressão ajustada para o 30º e 48º intervalo do dia.

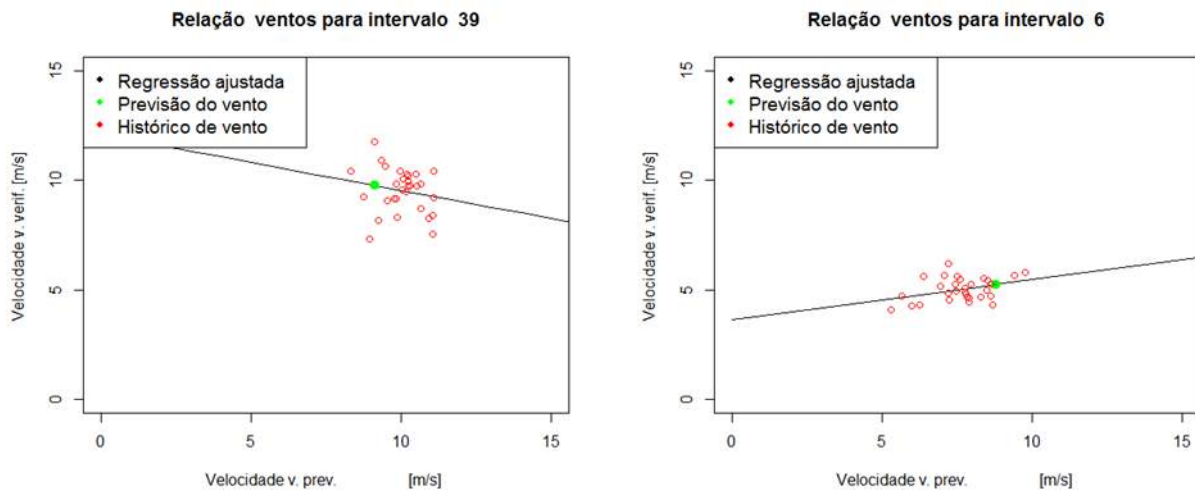


Essas duas figuras apresentam a dispersão do vento verificado e previsto para trinta dias (pontos em vermelho), a regressão ajustada para esses dias (reta em preto), e o vento corrido para o dia imediatamente após os dados de 30 dias (ponto em verde).

A Figura 32 ilustra situações onde há uma deficiência no ajuste da regressão. Isso ocorre em virtude da relação dos dois ventos ser bem ruim, não sendo possível identificar um viés. Na parte esquerda da figura nota-se até uma relação onde o coeficiente angular é negativo, $a < 0$. Na parte direita da mesma figura esse

coeficiente se aproxima muito de zero $a \approx 0$, indicando que diferentes valores de vento previsto levam a um mesmo valor de geração para os últimos trinta dias.

Figura 32 Regressão ajustada para o 39º e 6º intervalo do dia com ajuste pobre.



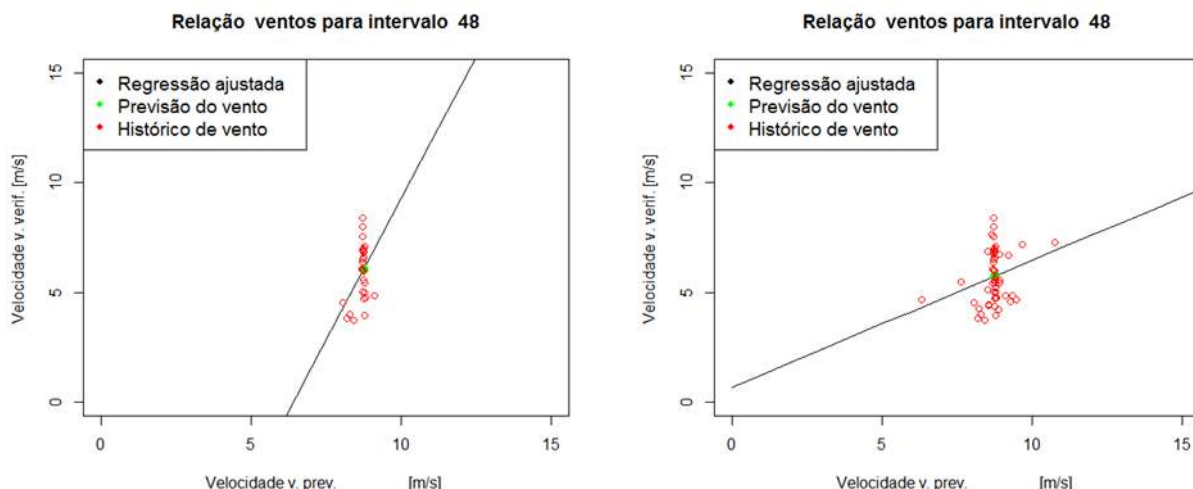
Outra dificuldade para um bom ajuste ocorre quando o coeficiente angular é muito alto, ou seja, o ângulo formado pela reta se aproxima de 90° , como ilustrado na Figura 33. Essa circunstância é muito ruim do ponto de vista da correção, pois, depois de ajustada a regressão, qualquer desproporção brusca no vento previsto em relação aos dados de vento previsto que foram usados para o treinamento pode acarretar valores absurdos. Dessa forma, há necessidade de tratamento quando da ocorrência desta situação. Isso ocorre quando no período dos trinta dias a previsão do vento para aquele determinado horário não sofre muita variação. Quando essa situação acontece, é identificada e, através de uma heurística, o tamanho da amostra é aumentado. A heurística analisa se o valor em módulo do coeficiente angular da regressão é maior do que um equivalente para uma reta de 75° , e ainda se o desvio padrão dos dados desses últimos dias é muito pequeno, de acordo com a equação:

$$|a| > \left| \tan^{-1} \frac{75\pi}{180} \right| \quad \text{ou} \quad \sigma(\text{dados}_i) < 0.2 \quad (3.2)$$

Onde: dados_i corresponde ao conjunto de dados dos últimos dias de um período i e $\sigma(\text{dados}_i)$ ao desvio-padrão desses dados.

O processo de aumento do histórico se repete até que as restrições sejam atendidas ou se chega a um limite pré-estabelecido. Estes valores foram escolhidos empiricamente, com base em alguns testes.

Figura 33 Regressão ajustada para o 48º intervalo do dia com aumento do tamanho histórico.



Geralmente, o arquivo do dado de vento previsto é recebido na parte da manhã do dia, sendo fornecido para o dia atual, denominado D , e para os dias $D + 1$, $D + 2$ a $D + n$, em horário GMT, devendo os horários ser convertidos para o horário de Brasília, que são a referência para a previsão a ser feita.

Para que seja feita a correção do vento previsto, os modelos de previsão de geração necessitam do histórico de previsão de vento e de vento verificado. As regressões são ajustadas para cada intervalo tomando como base o histórico terminando no dia $D - 1$ e iniciando em $D - 30$.

A correção do vento previsto é feita de forma correspondente ao dia da previsão. A correção do vento previsto para $D + 2$, por exemplo, é feita de acordo com a regressão ajustada com base no histórico de vento previsto para $D + 2$.

3.3 Resultados do ajuste da previsão de vento

A Figura 34 e Figura 35 apresentam um dia da atuação do algoritmo de correção para os quatro modelos meteorológicos considerados em 2017. Vale salientar que esse dia não pode ser utilizado para comparação desses modelos, dado que cada modelo apresenta vantagens em diferentes regiões e períodos. Esse dia foi escolhido justamente por apresentar divergências entre os modelos de vento previsto. Para as duas figuras foi escolhido o ponto de conexão João Câmara II 230kv, do subsistema Nordeste.

Figura 34 Característica do vento de um ponto no NE, previsões dos modelos Eta e GFS, respectivamente

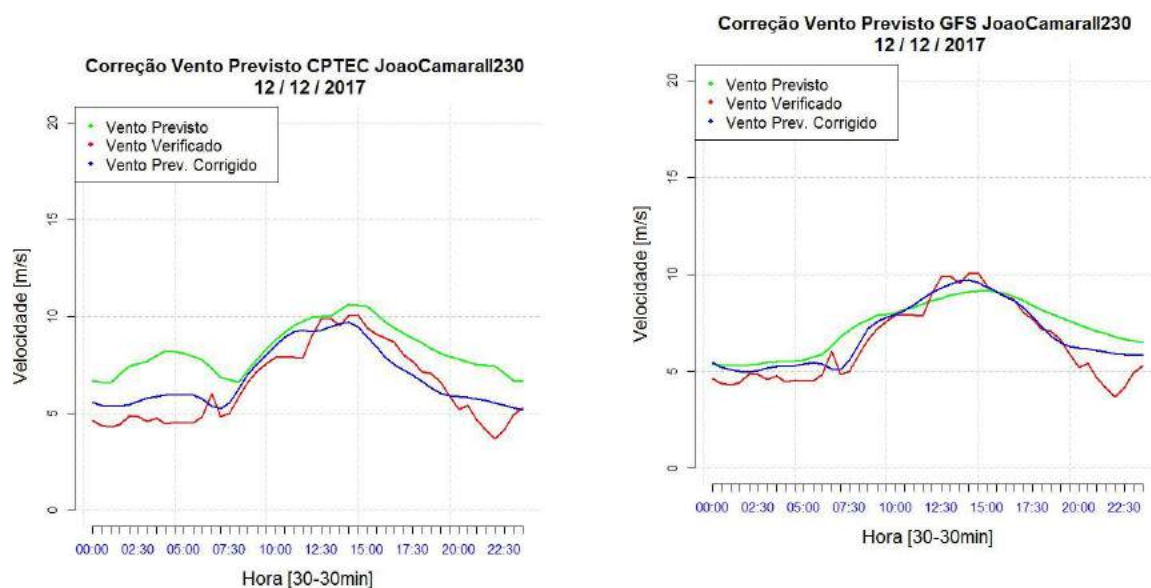
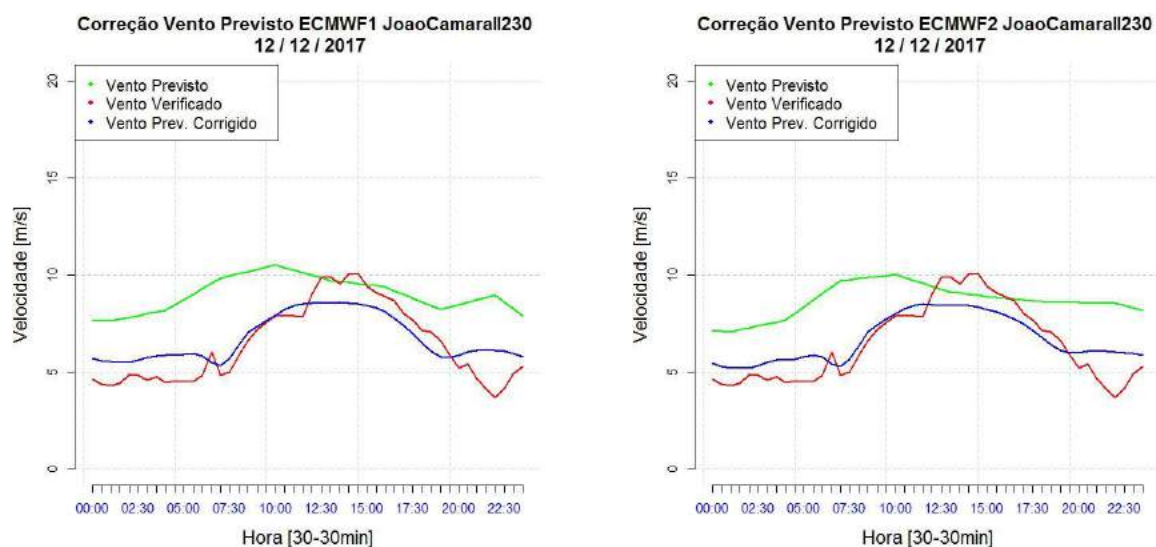


Figura 35 Característica do vento de um ponto no NE, previsões dos modelos ECMWF de alta resolução e *ensemble*, respectivamente



A Figura 36 e a Figura 37 ilustram a atuação do algoritmo de correção para o mesmo dia apresentado na Figura 34 e na Figura 35, porém para o conjunto de Água Doce da região Sul.

Figura 36 Característica do vento de um ponto no Sul, previsões dos modelos Eta e GFS, respectivamente

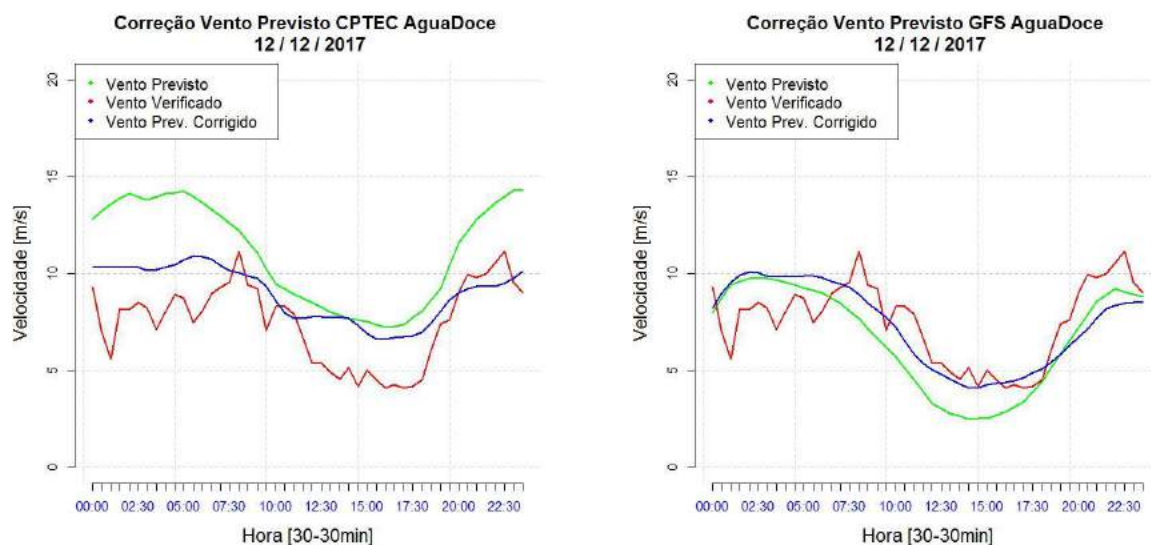
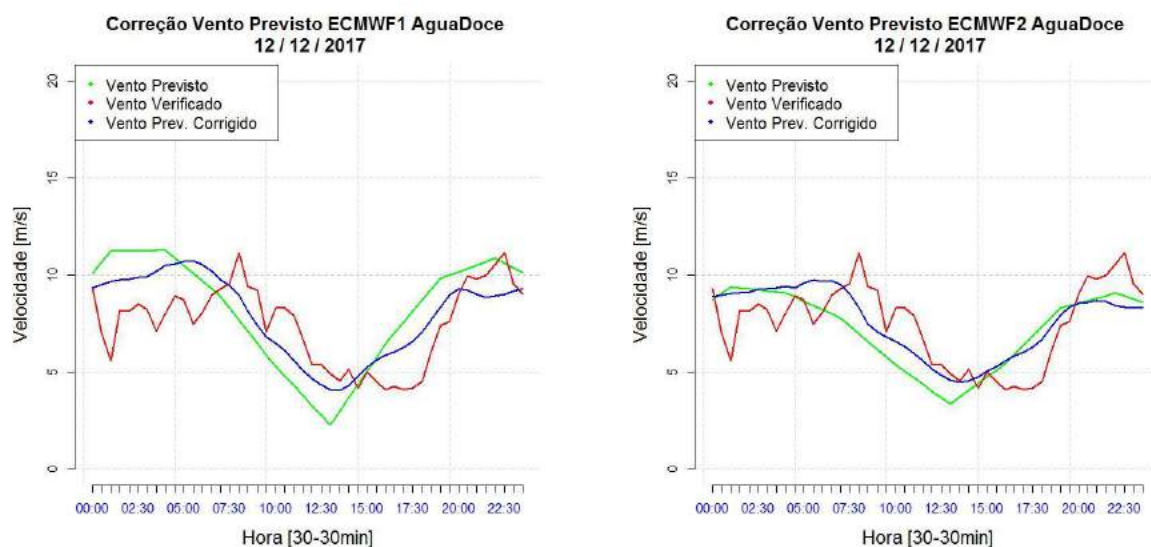


Figura 37 Característica do vento de um ponto no Sul, previsões dos modelos ECMWF de alta resolução e *ensemble*, respectivamente



Observando os gráficos para o modelo do CPTEC na Figura 34 e na Figura 36, nota-se uma grande diferença de viés nestes dois agrupamentos de usinas. O mesmo pode ser notado para o GFS, embora com menos intensidade. Na Figura 35 e na Figura 37, relativas ao ECMWF, as divergências são ainda mais acentuadas. Vale ressaltar que em todos os casos o modelo de correção melhorou a informação prevista, mesmo quando a previsão bruta teve um bom acerto.

Para avaliação da melhora destas correções foram construídos os boxplot dos desvios brutos cometidos, Equação (3.3), e os desvios em percentual, Equação (3.4), para cada um dos intervalos, considerando um determinado número de dias.

$$Erro_i = Ven_{verif}^i - Ven_{prev}^i \quad (3.3)$$

$$Erro_i = \frac{Ven_{verif}^i - Ven_{prev}^i}{Ven_{verif}^i} \quad (3.4)$$

Onde: $Erro_i$, Ven_{verif}^i , Ven_{prev}^i , são o erro, o vento verificado e vento previsto respectivamente, para o período i , sendo que $i = 1$ a 48.

A Figura 38 e a Figura 40 ilustram as características dos desvios brutos, modelo Eta, do vento previsto e do vento corrigido para as usinas, para os valores previstos para o dia corrente D e para o dia seguinte $D + 1$. Os desvios destas figuras são calculados para cada um dos quarenta e oito intervalos de trinta minutos do dia, tomando a Equação (3.3).

Com base nestas figuras, é possível concluir que a correção reduz substancialmente os desvios do vento previsto. Pelos gráficos correspondentes ao vento previsto corrigido, nota-se que o viés existente no vento previsto para alguns horários é praticamente eliminado. As duas usinas, localizadas no Rio Grande do Norte e na Bahia, foram escolhidas justamente porque essas regiões possuem particularidades distintas, mas cujo viés encontrado é bem similar. Ainda que a magnitude deste viés seja diferente, nota-se que, nos horários iniciais do dia (na madrugada) e nos horários finais (à noite), o vento previsto é superestimado.

Já na Figura 39 e na Figura 41 são apresentados os desvios em percentuais para cada intervalo de tempo, calculados com base na Equação (3.4). Essas duas figuras reforçam que, embora a correção melhore consideravelmente o vento previsto, os desvios ainda são muito altos, dado o impacto na geração prevista. O que se nota é que a dispersão da previsão do vento ainda é muito alta, sendo extremamente necessário possuir informações de vento previsto com maior grau de acerto.

Figura 38 Desvios brutos do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 usina do RN

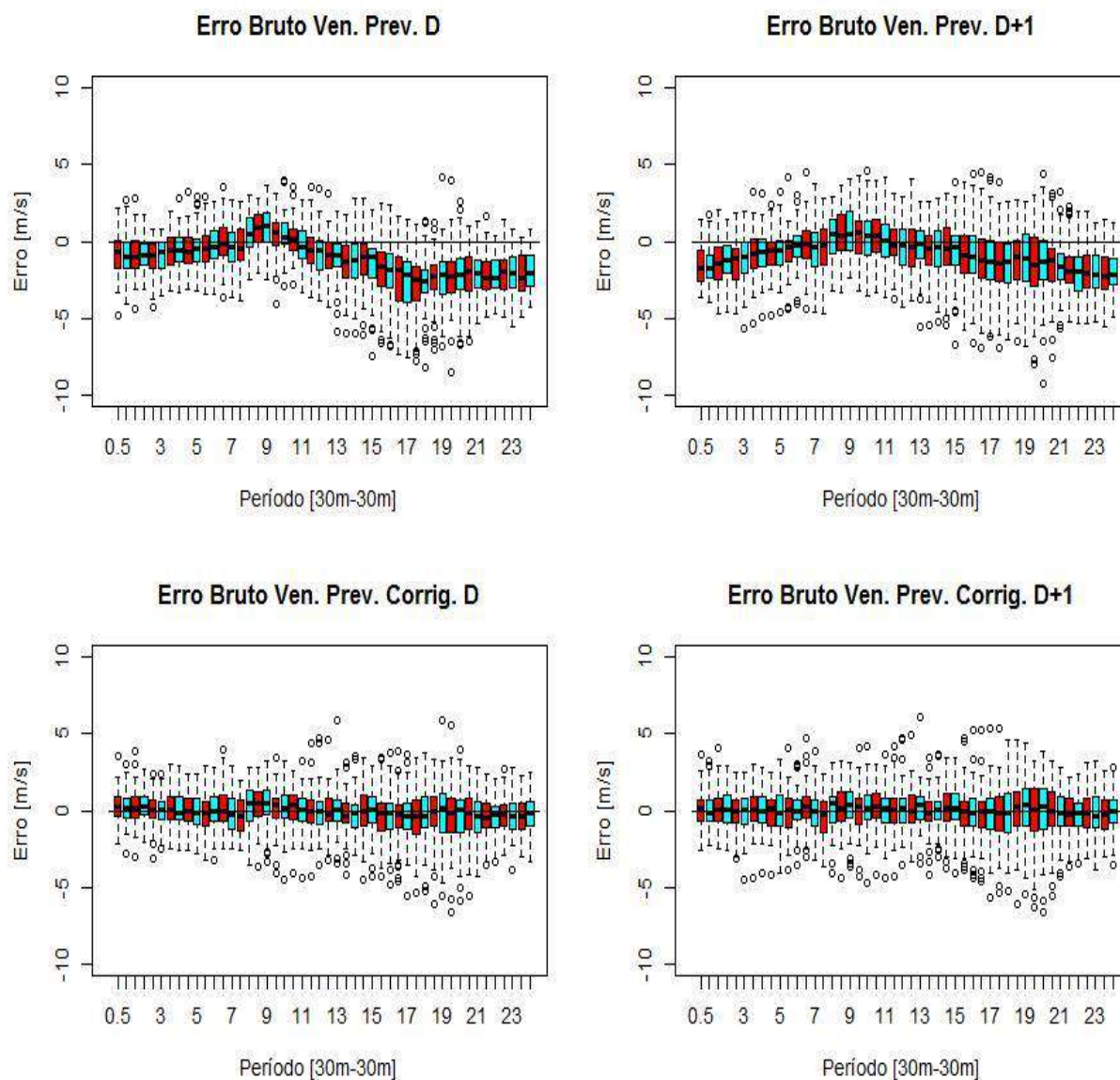


Figura 39 Desvios percentuais do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 do RN

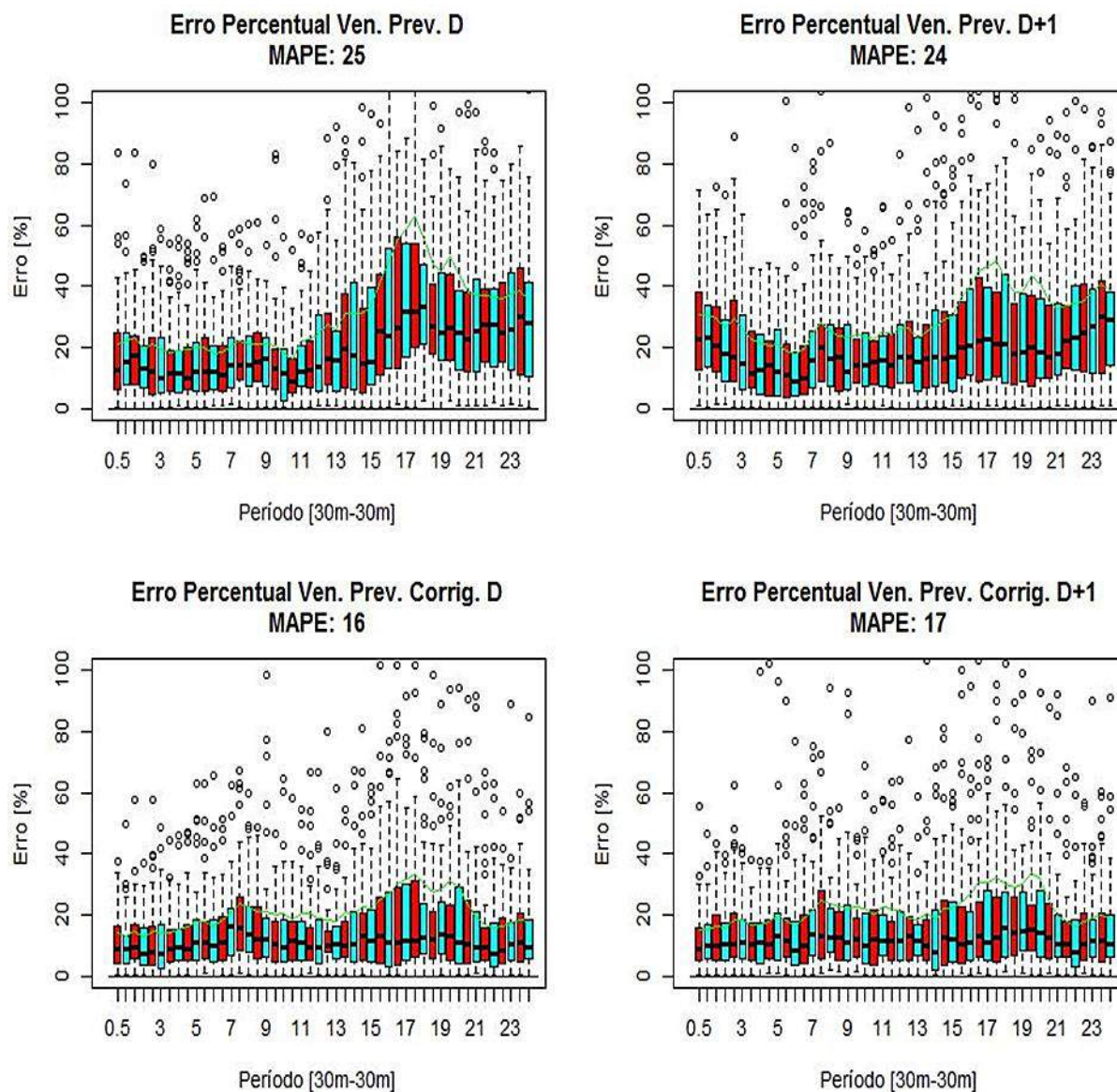


Figura 40 Desvios brutos do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 da BA

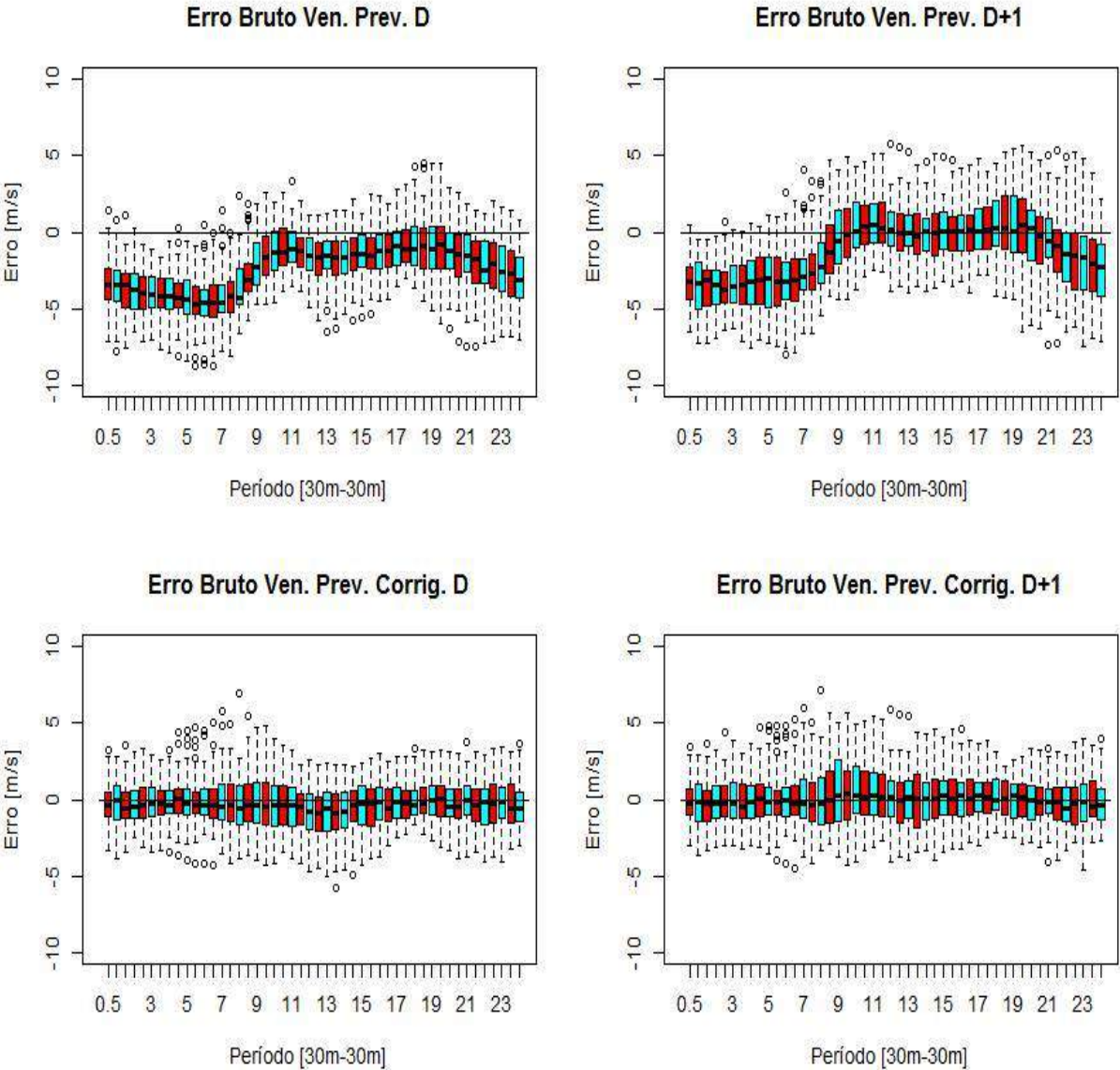
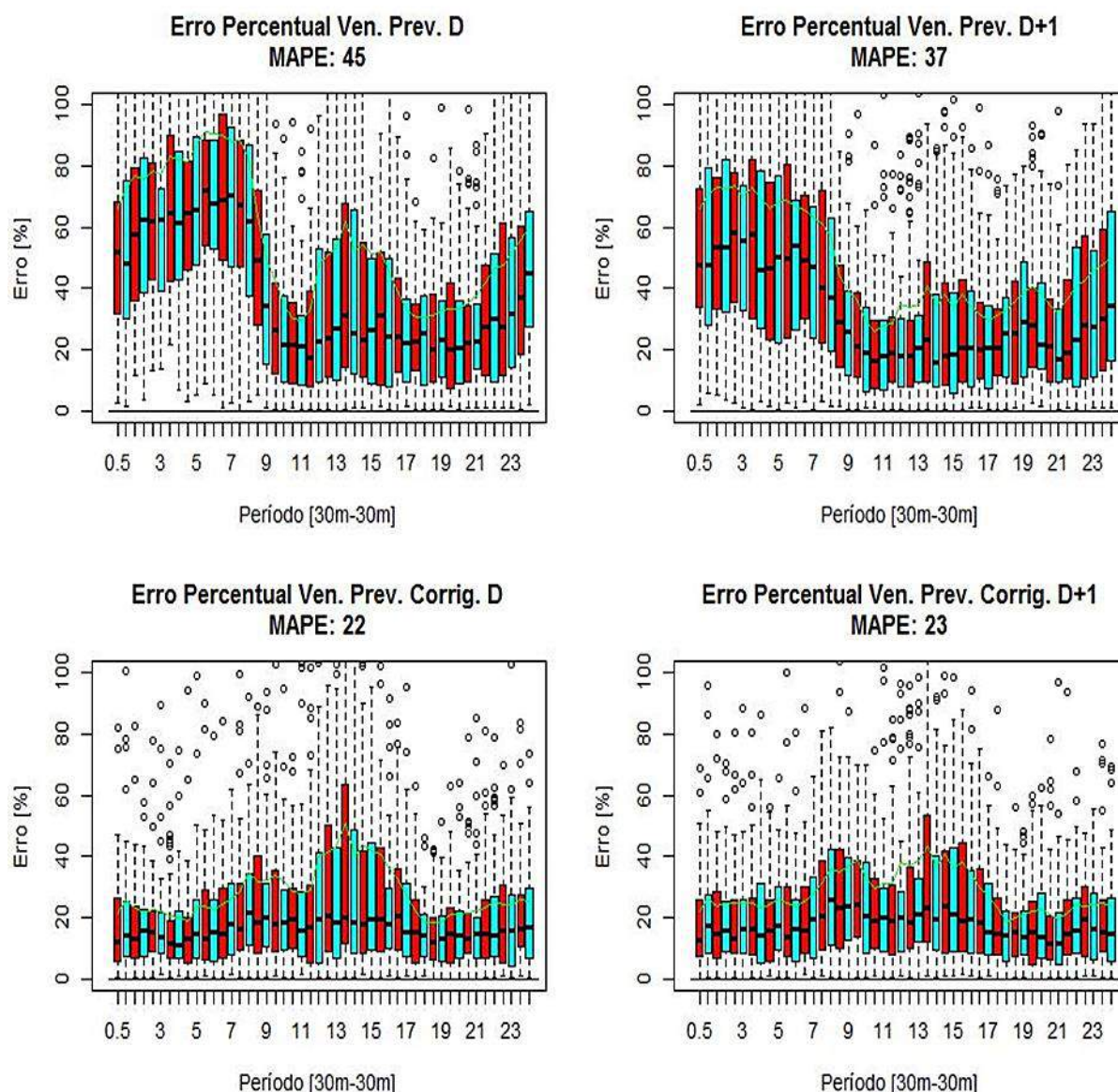


Figura 41 Desvios percentuais do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 da BA



A Figura 42, a Figura 43, a Figura 44 e a Figura 45 ilustram as características dos desvios brutos do vento previsto e do vento corrigido, para a previsão dos modelos Eta, GFS, ECMWF1 e ECMWF2, respectivamente. Os dados estão agrupados para o ponto de conexão de João Câmara II 230 kV. Os desvios são calculados para cada um dos quarenta e oito intervalos de trinta minutos do dia, tomando a Equação (3.3).

Figura 42 Característica do viés de vento previsto para o modelo do CPTEC

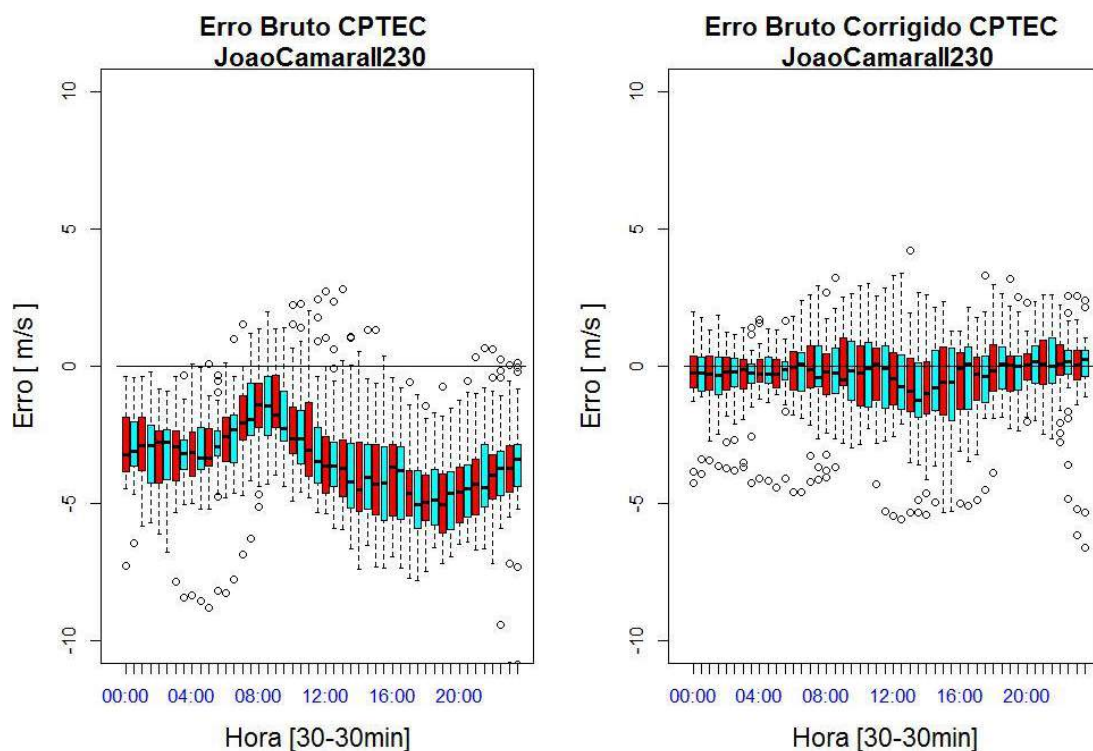


Figura 43 Característica do viés de vento previsto para o modelo do GFS

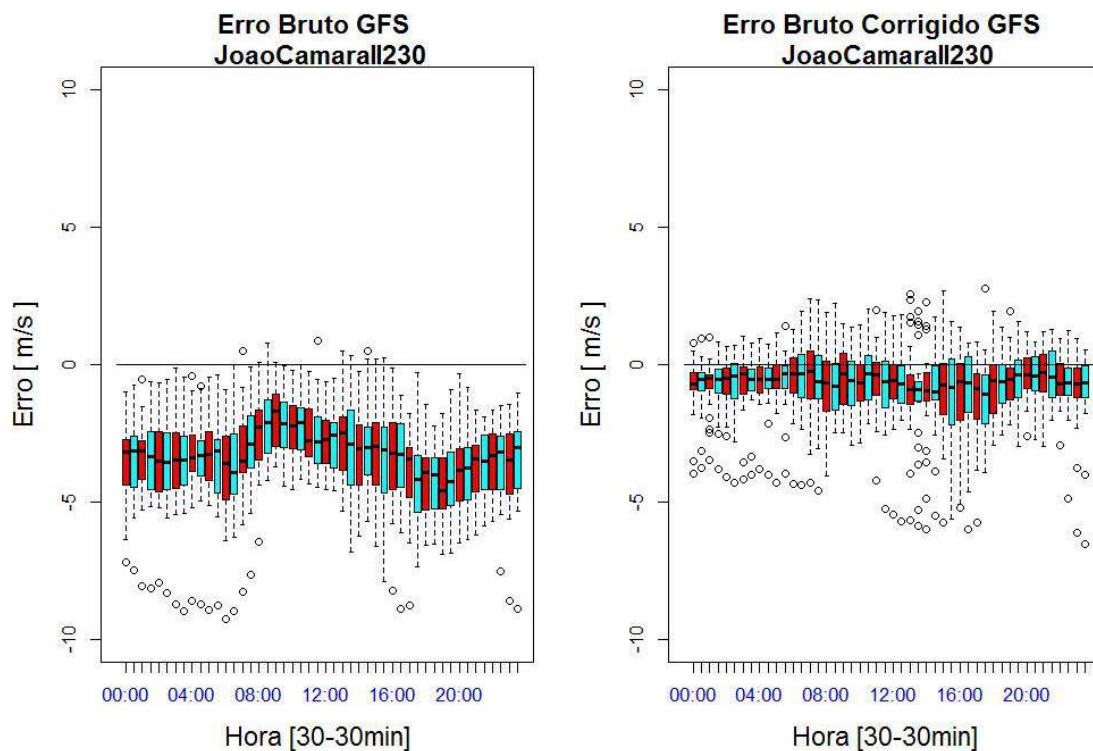


Figura 44 Característica do viés de vento previsto para do ECMWF de alta resolução

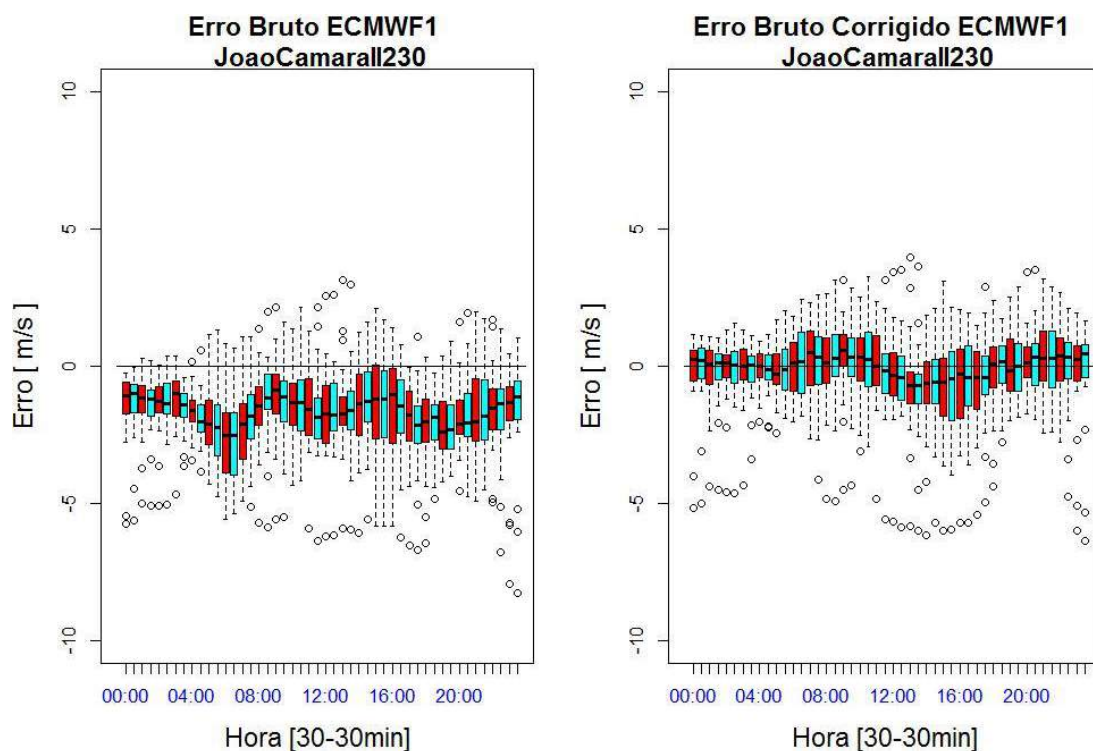
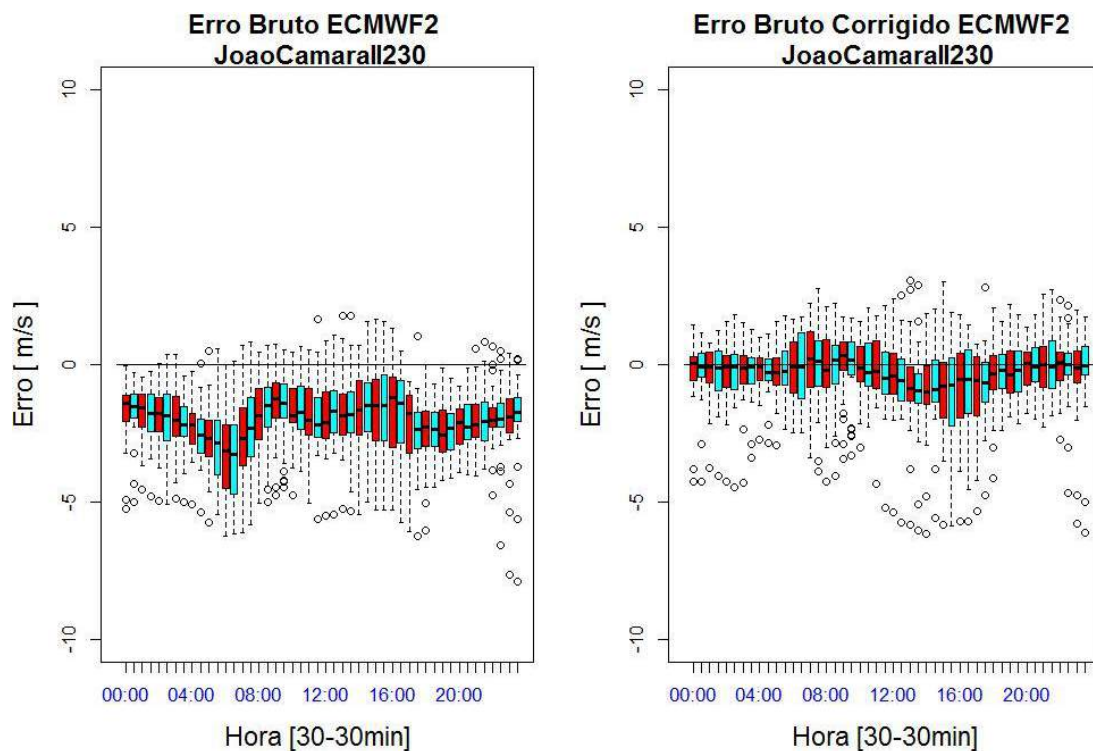


Figura 45 Característica do viés de vento previsto para o *ensemble* do ECMWF



Cada região apresenta um viés característico. A Figura 46, a Figura 50, a Figura 50, a Figura 52 e a Figura 54, para o modelo Eta, ilustram, para os estados do RN, BA, CE, PE e PI, respectivamente, as curvas médias para o vento verificado, previsto Eta e previsto Eta corrigido, reforçando as características dos vieses da previsão do vento. Embora, com base nestas curvas, a correção pareça resolver o problema com extrema qualidade, ainda existe um desvio significativo, o que não é muito percebido nas curvas médias. A Figura 47, a Figura 49, a Figura 51, a Figura 53 e a Figura 55 ilustram a dispersão no vento previsto para os estados do RN, BA, CE, PE e PI, respectivamente, considerando o mesmo horizonte de tempo utilizado para o cálculo das séries médias.

Figura 46 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o RN

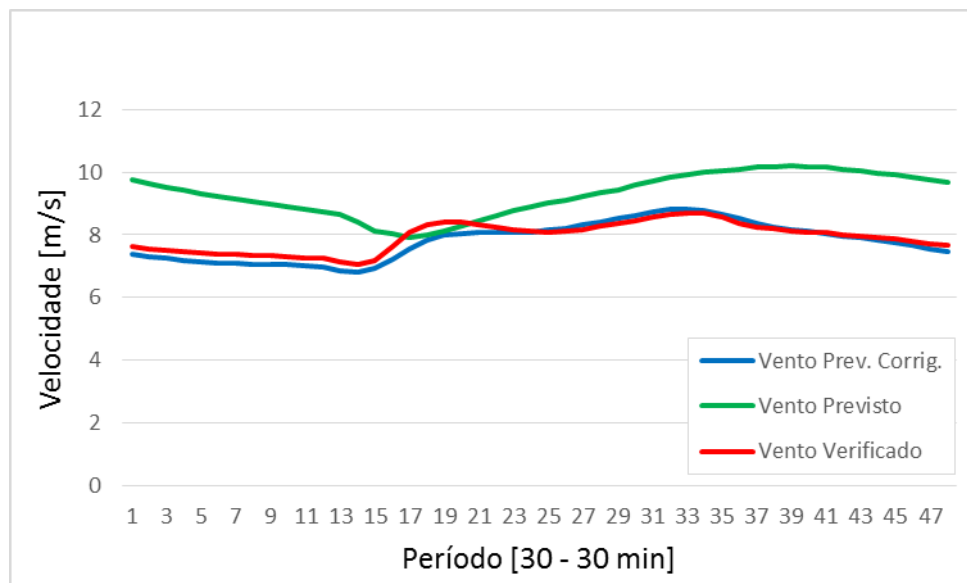


Figura 47 Dispersão do vento previsto médio para o RN

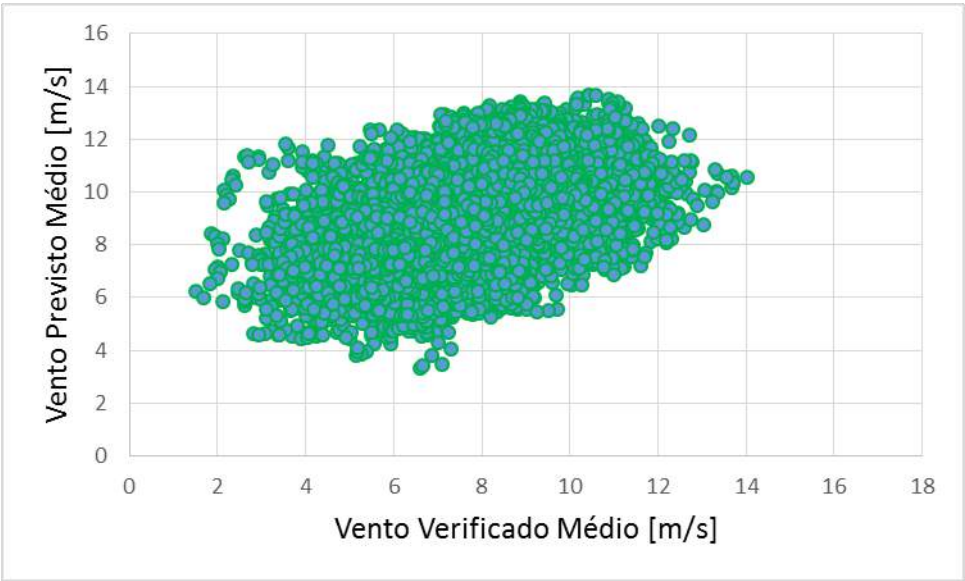


Figura 48 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o BA

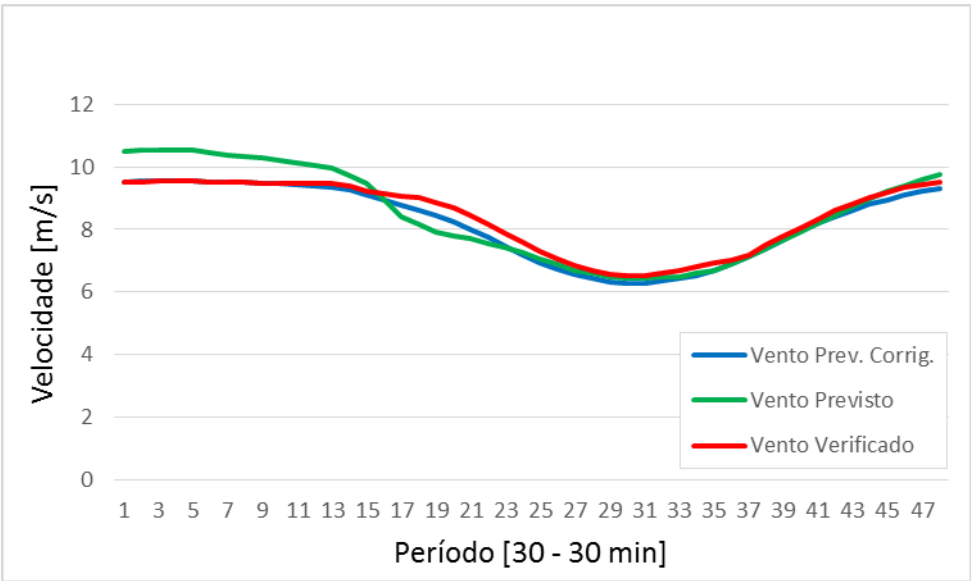


Figura 49 Dispersão do vento previsto médio para a BA

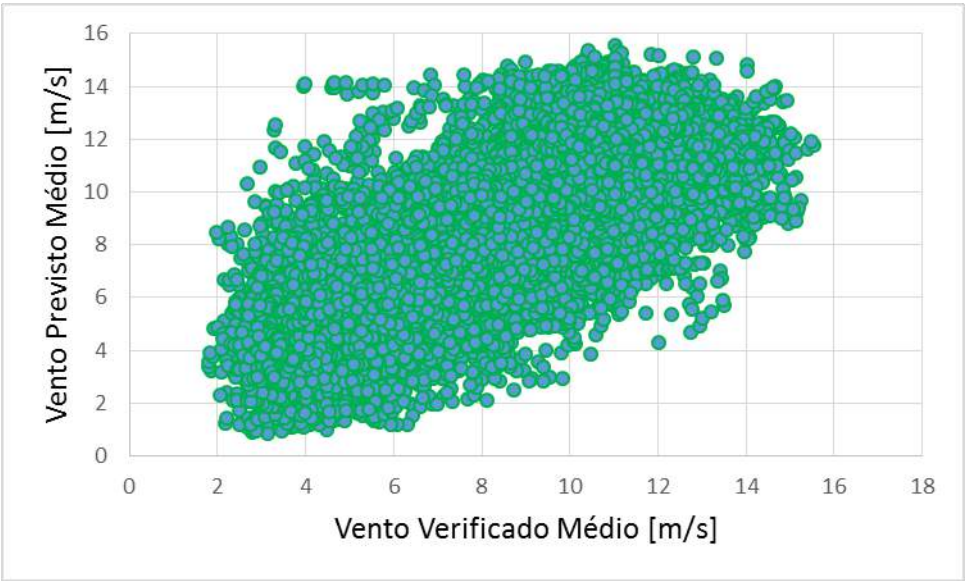


Figura 50 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o CE

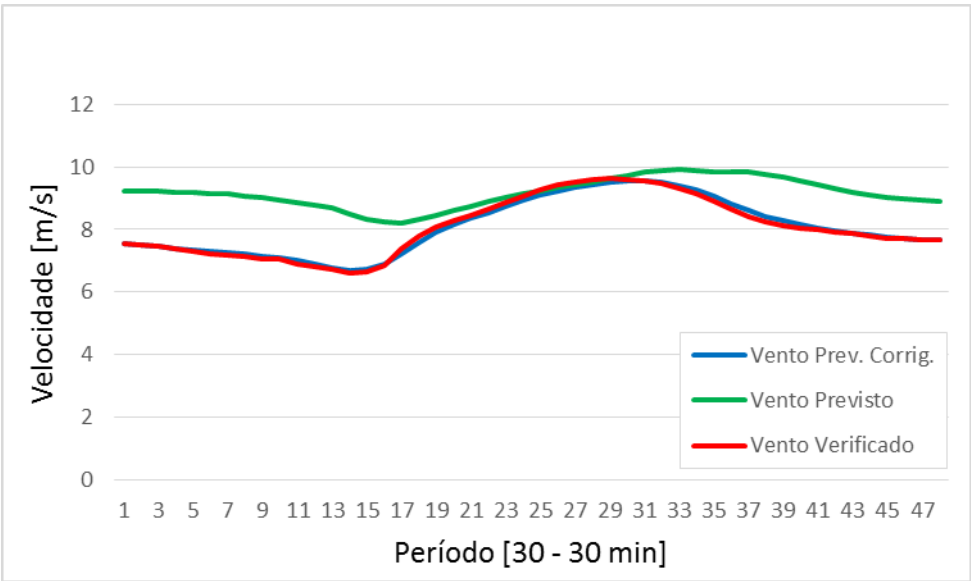


Figura 51 Dispersão do vento previsto médio para o CE

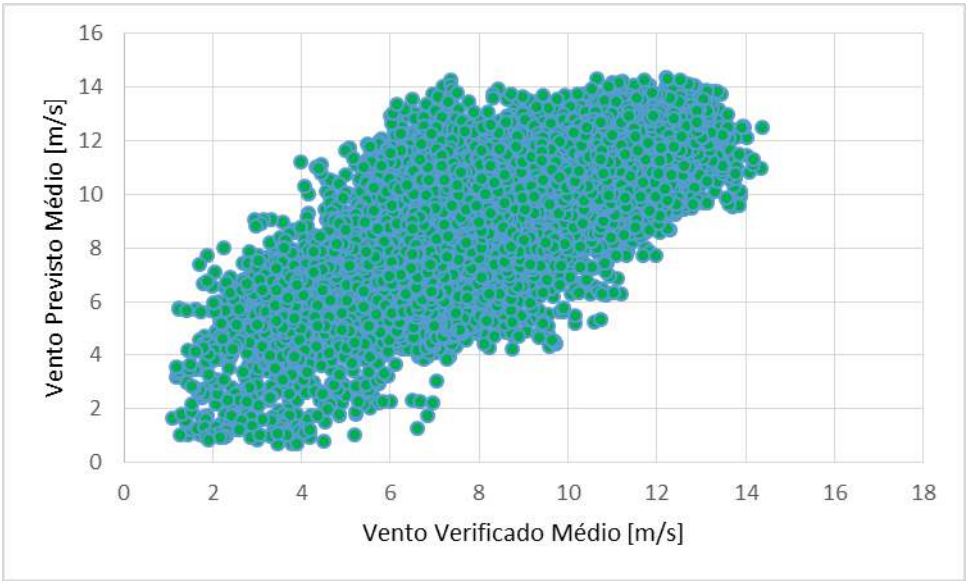


Figura 52 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o PE

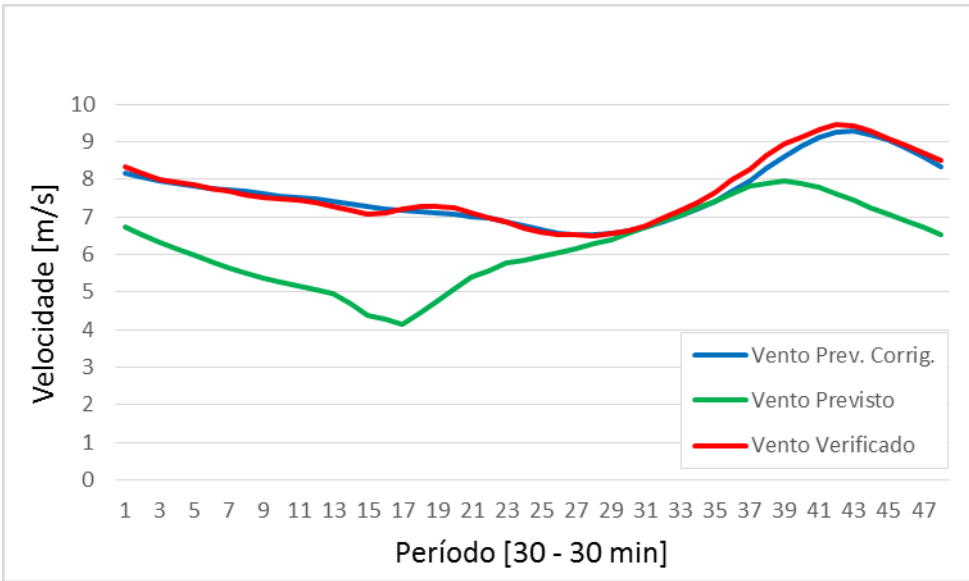


Figura 53 Dispersão do vento previsto médio para o PE

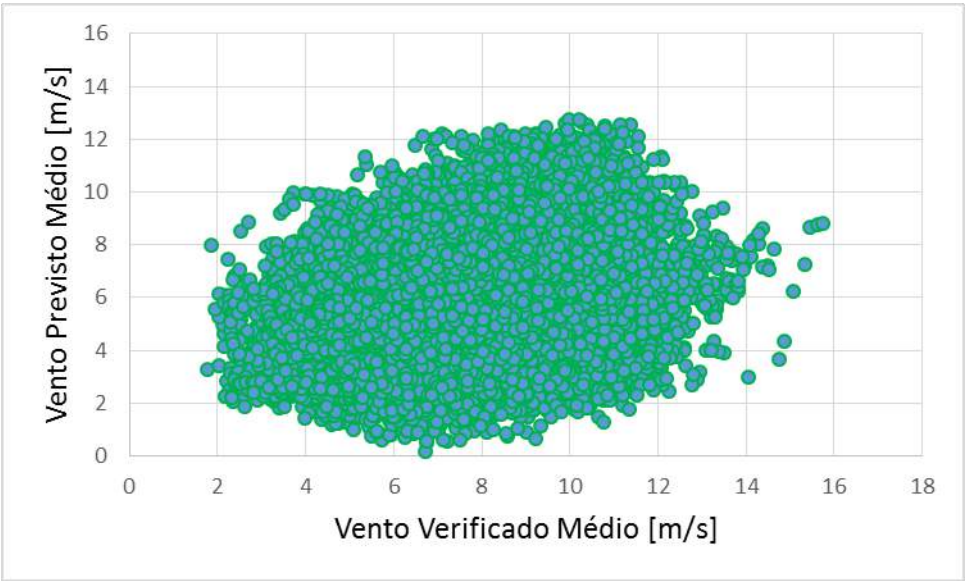


Figura 54 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o PI

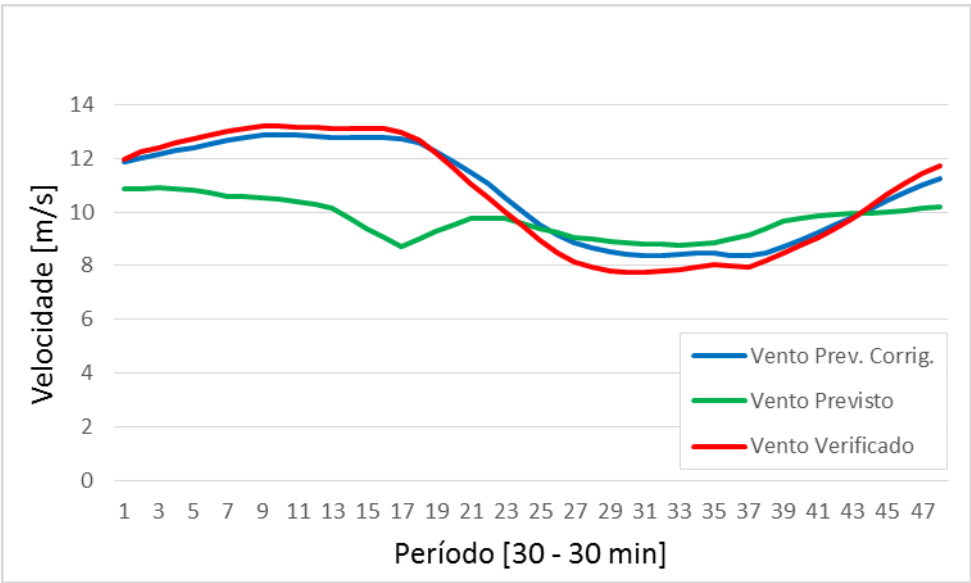
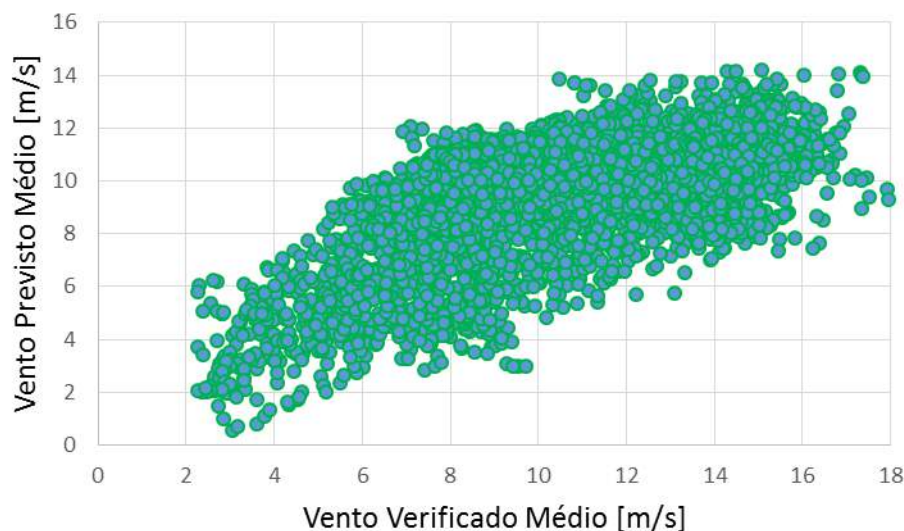


Figura 55 Dispersão do vento previsto médio para o PI



Tomando a Figura 47, a Figura 49 a Figura 51, a Figura 53 e a Figura 55, observa-se que os dois estados que apresentam maior dificuldade para a previsão do vento são a Bahia e Pernambuco. Isso ocorre devido a vários fatores físicos.

4 MODELO DE PREVISÃO DE GERAÇÃO DE FONTE EÓLICA

Neste item será tratado o desenvolvimento metodológico para modelar a previsão da geração de fonte eólica. São também tratados aspectos de sua implementação computacional.

4.1 Considerações iniciais

Para o desenvolvimento do modelo, foram consideradas duas metodologias:

- Séries temporais – modelo autorregressivo com variável exógena (ARIMAX): o modelo fornece o valor esperado da geração em função do vento previsto e da geração realizada.
- Estimação da curva de potência da usina – o modelo fornece o valor esperado da geração em função do vento previsto.

Ambos as metodologias apresentam vantagens e desvantagens em relação à aplicação requerida:

I. Séries Temporais

Vantagens: leva em consideração também variáveis exógenas, além da geração realizada. Apresenta bons resultados no curto prazo (1 dia à frente) e, sendo o modelo ajustado para cada intervalo de tempo, considera características próprias de cada intervalo.

Desvantagens: baixa qualidade de previsão em horizontes maiores que 1 dia à frente. Não distingue variações de geração devidas ao número de máquinas em operação.

II. Estimação da Curva de Potência da Usina

Vantagens: leva em consideração as séries de geração e vento realizadas, sendo estes históricos determinantes para uma boa previsão. Reproduz a curva de potência das turbinas eólicas com boa qualidade. O modelo pode ser ajustado para cada intervalo de tempo, considerando suas características próprias. Pode ser aplicado em horizontes maiores do que 1 dia à frente, desde que disponível o vento previsto.

Desvantagens: não distingue variações de geração devido ao número de máquinas em operação, porém esse efeito é mitigado com as considerações que serão apresentadas posteriormente. Depende fortemente de uma boa previsão de vento.

De acordo com os resultados obtidos nos testes realizados, observou-se que o modelo físico estimado apresentou desempenho superior ao modelo ARIMAX. Optou-se então por trabalhar apenas com o modelo Físico Estimado. Posteriormente, quando os históricos se tornarem maiores, o modelo ARIMAX poderá ser testado novamente, assim como outros modelos que não são mencionados neste relatório. Dessa forma, não será apresentada a metodologia do modelo ARIMAX.

Quanto à estratégia de previsão, os testes levaram à conclusão que as previsões para agrupamentos de usinas apresentam resultados melhores que a previsão para usinas individualizadas. Sendo assim, a previsão é feita por conjuntos de usinas. Para atender à Programação Diária, as usinas foram agrupadas inicialmente em 73 conjuntos. Para a previsão no Tempo Real, as usinas foram agrupadas inicialmente em 25 pontos de conexão à Rede Básica. A análise dos resultados mostrou que a previsão para os 73 conjuntos e para os 25 pontos de conexão apresentaram desvios muito similares para o total do Nordeste, indicando que o impacto destas considerações não é relevante.

A seguir é detalhada a metodologia empregada.

4.2 Modelo físico estimado

4.2.1 Considerações do modelo

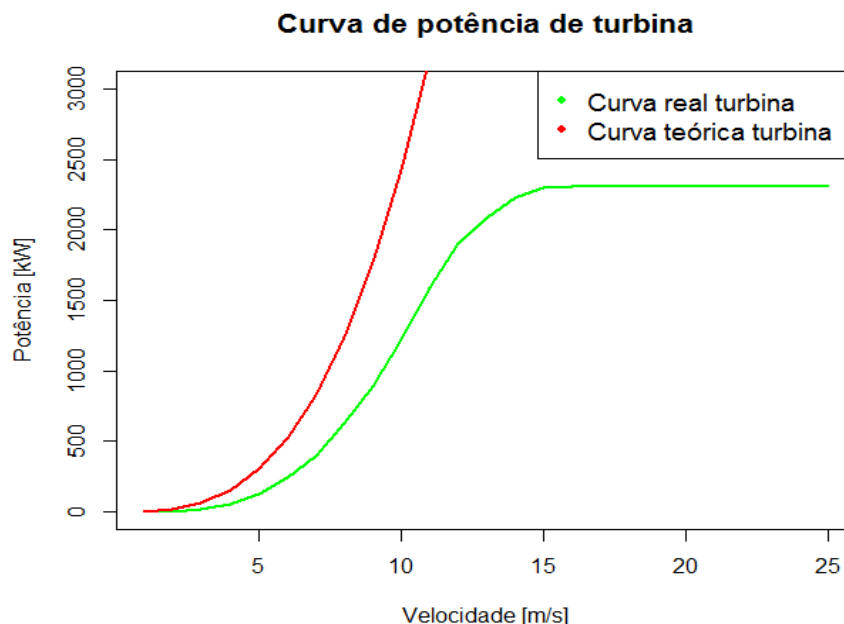
Esta modelagem consiste em estimar a curva que relaciona vento a geração. Esta curva é sempre disponibilizada pelo fabricante para cada aerogerador. A potência extraída do vento possui natureza cúbica. Isso significa que um desvio na velocidade poderia ser potencializado no caso do uso da curva diretamente. A Equação (4.1) relaciona a potência teórica extraível do vento:

$$P(v) = \frac{1}{2} \rho A v^3 \quad (4.1)$$

Onde: A é a área de interseção (m^2); ρ é a densidade do ar (kg/m^3); e v é velocidade do vento (m/s).

Por esta função, a geração aumentaria infinitamente com o vento. Levando em conta, porém, as limitações do gerador em transformar vento em potência, considera-se a curva Vento x Potência fornecida pelo fabricante. A Figura 56 mostra, para o aerogerador ERNECON E-70 E4, a comparação da curva utilizando a Equação (4.1) com os parâmetros deste aerogerador (curva em vermelho) e a curva Vento x Potência fornecida pelo fabricante (em verde).

Figura 56 Curva de potência de uma turbina real.



Embora o uso da curva fornecida pelo fabricante possa parecer retratar bem a relação entre vento e potência, pode haver discrepâncias entre a curva dada pelo

fabricante e os dados verificados, devido a diversos fatores, sendo preferível estimar essa curva a partir de dados verificados. O vento previsto que será utilizado para compor a previsão de geração é o mesmo para a usina como um todo. Sendo assim, não há necessidade de levantar uma curva para cada aerogerador, bastando estimar uma curva para o parque como todo.

4.2.2 Processos de modelagem

Há vários métodos para estimação da curva Vento x Potência. Poderia se utilizar, por exemplo, ajustes polinomiais, com os mais variados graus, sendo mais intuitivo o uso até o de terceiro grau, pela relação ao cubo do vento com a geração. Poderia ajustar a curva utilizando redes neurais, uma rede simples que levasse a bons resultados. Todavia, optou-se pelo uso de uma regressão logística bem conformada à relação Vento x Potência. A equação dessa regressão é dada por:

$$y = B + \frac{T - B}{(1 + 10^{b(x_{mid} - x)})^s} \quad (4.2)$$

Onde: B e T são parte inferior e superior das assíntotas, respectivamente; os parâmetros b e x_{mid} são a inclinação e a coordenada x do ponto de inflexão, respectivamente; e s é um coeficiente a ser ajustado.

Existe, no entanto, uma série de características que tornariam o uso de apenas uma curva muito pobre do ponto de vista da previsão. Assim sendo, é estimada uma curva para cada intervalo de discretização. Isso significa que se uma discretização de meia-hora for utilizada, para cada dia tem-se quarenta e oito valores, sendo ajustadas então quarenta e oito curvas.

A Figura 57 apresenta as curvas para o 1º e 10º período e a Figura 58 para o 30º e 40º período. A logística ajustada é a linha azul e os pontos em vermelho são os pares geração – vento verificado, ambos para o período determinado. O período histórico considerado nestes exemplos se estende de 01/01/2014 a 11/05/2014. Destas figuras, é possível intuir que há nítidas diferenças entre cada um destes períodos. Como pode ser observado, para o 1º período tem-se um dado perfil de vento, para o 10º período a velocidade do vento é bem inferior, crescendo no 30º período e retraindo um pouco no 48º.

Figura 57 Estimação da curva de potência para o 1º e 10º período.

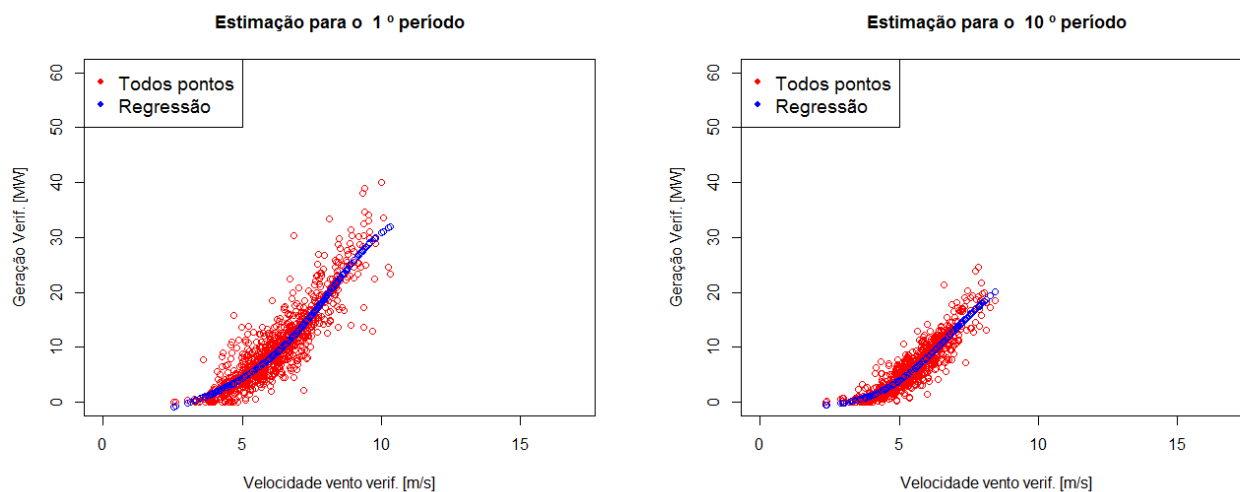
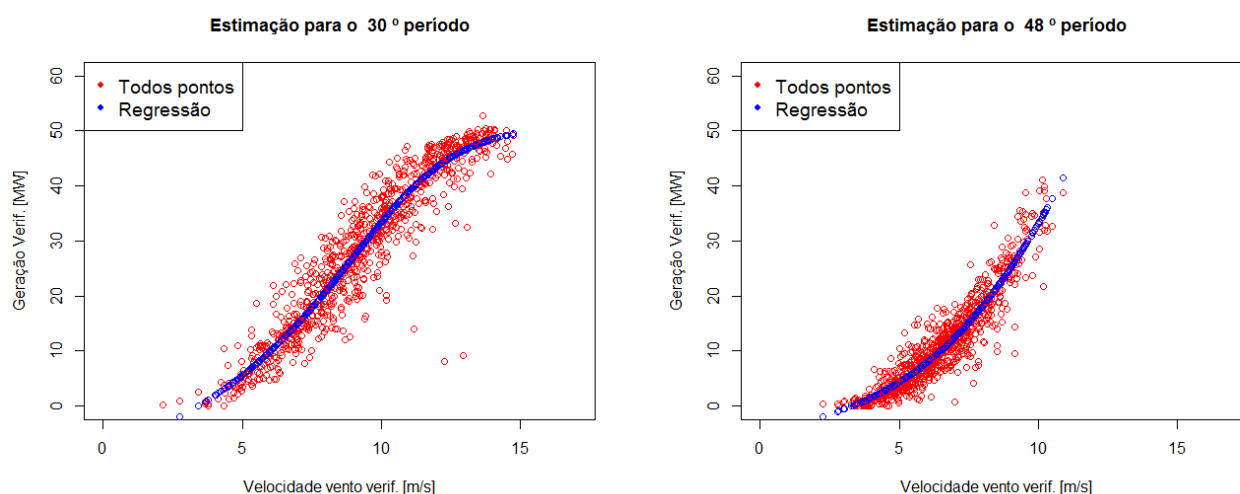
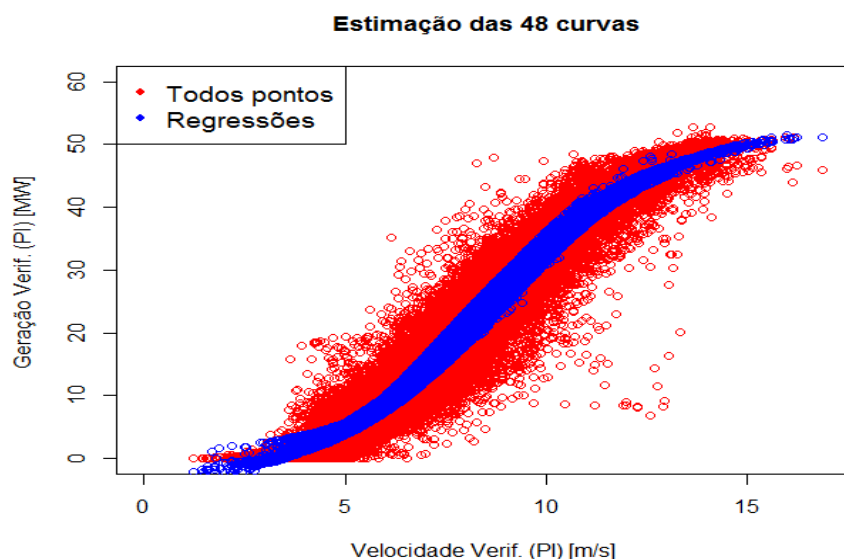


Figura 58 Estimação da curva de potência para o 30º e 48º período.



As características distintas do vento reforçam a escolha por trabalhar com curvas distintas para cada intervalo. A Figura 59 ilustra os pares geração – vento para todo o horizonte e períodos (pontos em vermelho) e as quarenta e oito regressões logísticas estimadas (região azul).

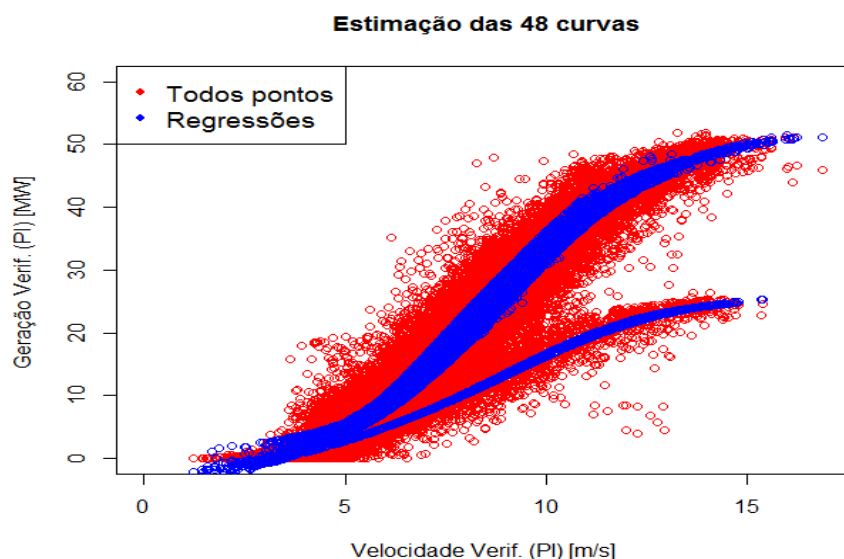
Figura 59 Estimação das quarenta e oito curvas.



Observando a Figura 59, nota-se que a dispersão dos pontos é bem alta, e o uso das quarenta e oito curvas, quatro destas ilustradas na Figura 57 e na Figura 58, permitem um ajuste com uma dispersão menor. Uma significativa vantagem desta discretização é observada em parques onde a direção do vento muda em determinados horários e os parques eólicos não conseguem aproveitar o vento com a mesma eficiência.

Para ilustrar esta condição, como a usina que está sendo usada não sofre tanto deste impacto, foram artificialmente alterados os dados de geração. Supondo que em quinze horas o vento sofra uma mudança brusca de direção e a geração caia pela metade, teremos curvas muito diferentes em relação a situações onde a direção do vento permaneça com pequenas variações. A Figura 60 ilustra as quarenta e oito curvas simultaneamente, como apresentado na Figura 59. Esta figura permite observar que caso apenas uma curva fosse levantada, a previsão de geração apresentaria enormes desvios no horário de quinze horas e quinze horas e trinta minutos, onde a direção do vento mudou.

Figura 60 Estimação das quarenta e oito curvas com variação em direção do vento.



Ressalta-se que a Figura 60 não retrata um caso real. A escolha das quinze horas e o fator de redução pela metade foram usados apenas para retratar uma característica importante a ser considerada. Entretanto existem condições reais que podem proporcionar influências similares. Sabe-se, por exemplo, que durante o dia os ventos possuem direção da terra para o mar, pois o vento desloca-se do ponto onde a pressão é mais alta para onde esta é mais baixa. Devido ao calor específico alto da água, o continente sofre variações de temperatura muito maiores que o mar. Assim sendo, durante o dia o continente está em uma temperatura mais alta do que o oceano, tendo maior pressão. À noite, a situação se inverte, e a água demora muito mais tempo para perder calor que a terra, sendo a pressão sobre o oceano mais elevada, fazendo com que o vento se direcione do mar para o continente.

A forma mais natural, portanto, para se utilizar a curva de potência seria ajustá-la com todo o histórico de vento e geração verificada, e assim realizar a previsão de posse do vento previsto. Todavia, a utilização do histórico completo para estimação dos parâmetros da regressão logística, além de não ser necessária para um bom ajuste, pode capturar algumas características indesejadas. Todo equipamento possui uma vida útil e geralmente vai perdendo rendimento com o passar dos anos. Isso pode alterar as características da curva Vento x Potência. Além disso, outros fatores contribuem para mudanças na curva de potência, como equipamentos em falhas, substituição destes por outros com características levemente diferentes, e ainda fatores de curto prazo, como quedas de linhas e torres dos aerogeradores, que podem fazer com que as gerações tomem valores diferentes do esperado. Alguns desses efeitos, se conhecidos pelo usuário do

previsor eólico, podem ser mitigados. Entretanto, se não conhecidos, podem causar enormes desvios na previsão.

De forma a mitigar estes efeitos negativos, optou-se por estimar os parâmetros da regressão logística com apenas noventa dias. Isso reduz desvios cometidos pela ocorrência de fenômenos que ocorreram fora destes intervalos e não estão presentes no momento em que se faz a previsão. Foram feitos testes visando observar se essa consideração pioraria a qualidade da curva ajustada. Concluiu-se que não houve aumento de desvios para o ajuste, e que foram observados ganhos, como era o esperado.

A Figura 61 ilustra as curvas estimadas utilizando apenas noventa dias para o primeiro e décimo período e a Figura 62 apresenta a estimação para o trigésimo e o quadragésimo oitavo período. Para todas, os pontos em vermelho representam os pares geração – vento de todos os intervalos de tempo para o mesmo horizonte de ajuste dos exemplos anteriores. Os pontos em azul claro descrevem apenas os pontos dos últimos noventa dias, e a curva em azul escuro representa os valores da regressão logística ajustada, dados os noventa dias de vento para o ajuste.

Figura 61 Estimação da curva de potência para o 1º e 10º período com horizonte menor.

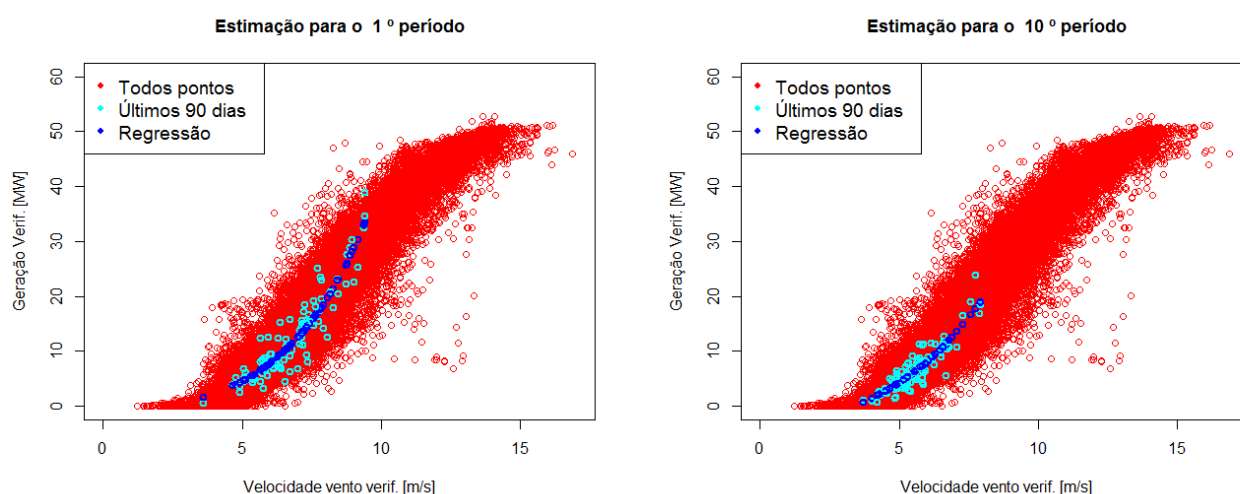
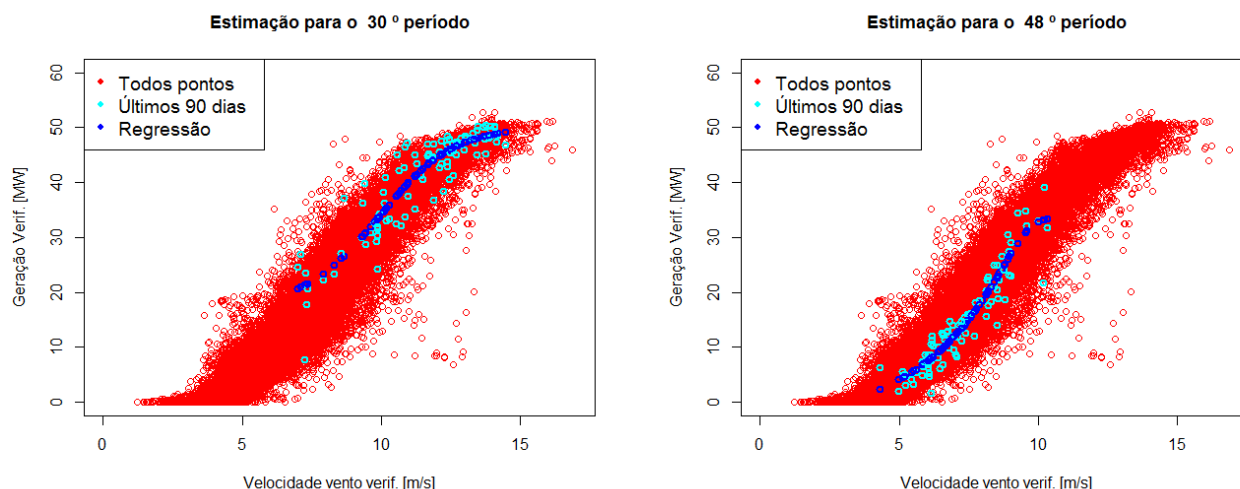


Figura 62 Estimação da curva de potência para o 30º e 48º período com horizonte menor.



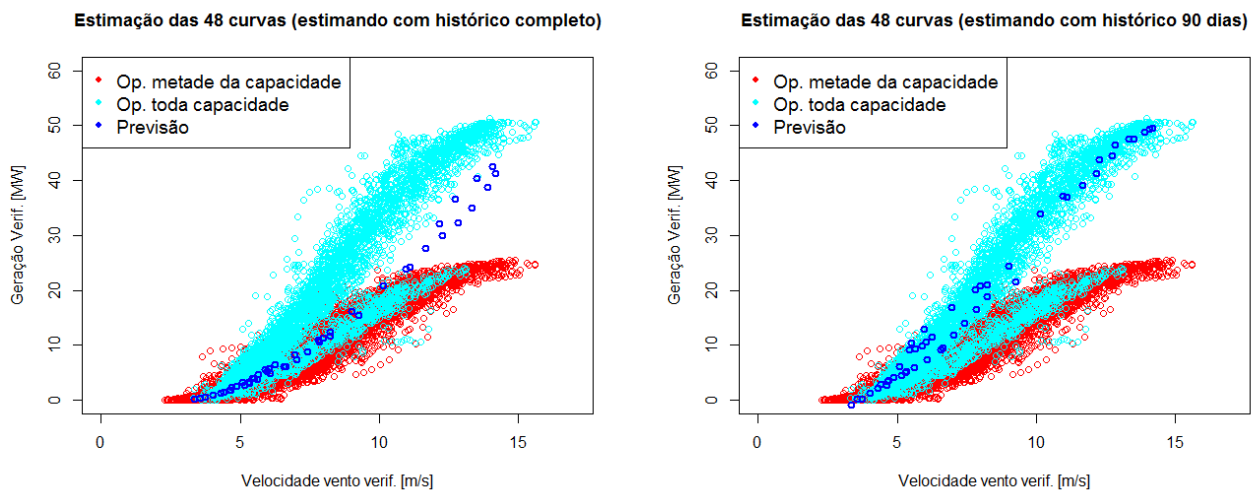
Embora possa parecer que o número de pontos usados para representar o equacionamento seja insuficiente, estes refletem melhor o comportamento para o dia seguinte, uma vez que são as ocorrências mais recentes. Desta forma, caso tivesse ocorrido um fenômeno que distorcesse a curva num tempo distante, esta não comprometeria a previsão atual.

Para ilustrar um possível efeito indesejado caso o histórico de dados apresentasse algum comportamento de geração diferente num passado mais distante para os dias mais recentes, construiu-se a Figura 63. Para simular este efeito considerou-se um ano de dados, sendo que para os primeiros duzentos e noventa dias a potência produzida foi reduzida pela metade, e a partir do dia duzentos e noventa e um até os trezentos e sessenta e cinco dias a geração pôde atingir o total da capacidade da usina. Mesmo não tendo se baseado em condições reais, o exemplo mostra possíveis situações em que uma usina opera com um certo número menor de aerogeradores em determinados períodos, ou períodos em que há restrições elétricas devido, por exemplo, a quedas de torres.

A Figura 63 apresenta então os pontos plotados até o dia duzentos e setenta e cinco (pontos em vermelho), e para os dias de duzentos e setenta e cinco a trezentos e sessenta e cinco (pontos em azul claro), dado um horizonte de noventa dias. Existem quinze dias dos noventa que estão com a metade da geração para compor os dados para a estimação da regressão logística. A previsão foi realizada para o próximo dia (pontos em azul), sendo, portanto, quarenta e oito pontos. O gráfico esquerdo da figura representa a previsão realizada levando em conta a estimação da regressão logística utilizando todo o histórico, ou seja, com os trezentos e sessenta e cinco dias. O gráfico à direita representa a estimação da regressão apenas com os últimos noventa dias. É possível afirmar com base nesta

figura que o gráfico à esquerda apresenta uma previsão pobre do ponto de vista do que está ocorrendo na usina, uma vez que os pontos estimados estão entre uma curva que seria da usina com a metade da capacidade e outra que seria operando a plena capacidade. O gráfico à direita, no entanto, já apresenta uma coerência muito maior na previsão, como pode ser notado, pois apesar da geração de quinze dias do histórico utilizado para estimação da curva de potência estar reduzida pela metade, os outros setenta e cinco dias estão em condições que refletem o comportamento atual.

Figura 63 Estimação da curva de potência com considerações de histórico diferentes.

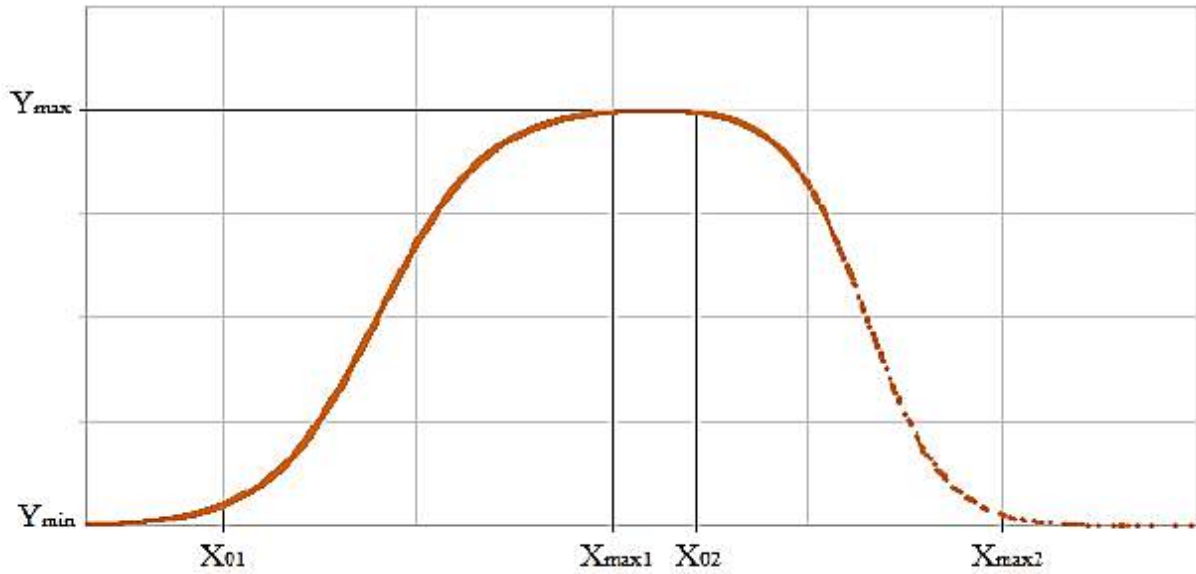


4.2.3 Processo de refinamento da dispersão Vento x Potência das usinas

A dispersão Vento x Potência apresenta uma série de características que exigem um tratamento necessário para uma boa estimação da equação de cada usina. A técnica descrita em [3] visa eliminar os pontos da curva que não representam valores plausíveis, tentando manter o maior número de pontos corretos.

Sendo assim, cria-se uma função superior e uma inferior, de forma a considerar apenas os dados que se encontram dentro destes limites. A criação destes limites é feita com funções sigmóides - Equação (4.3), sendo os parâmetros Y_{min} , Y_{max} , X_{01} , X_{max1} , X_{02} e X_{max2} , características próprias de cada parque eólico, conforme ilustrado na Figura 64.

Figura 64 Curva genérica para criação de limites.



Fonte: Obtido de [3].

$$f(x) = Y_{min} + \frac{Y_{max} - Y_{min}}{1 + e^{-\frac{8}{t_{s1}}(v_{vento} - t_{c1})}} - \frac{Y_{max}}{1 + e^{-\frac{8}{t_{s2}}(v_{vento} - t_{c2})}} \quad (4.3)$$

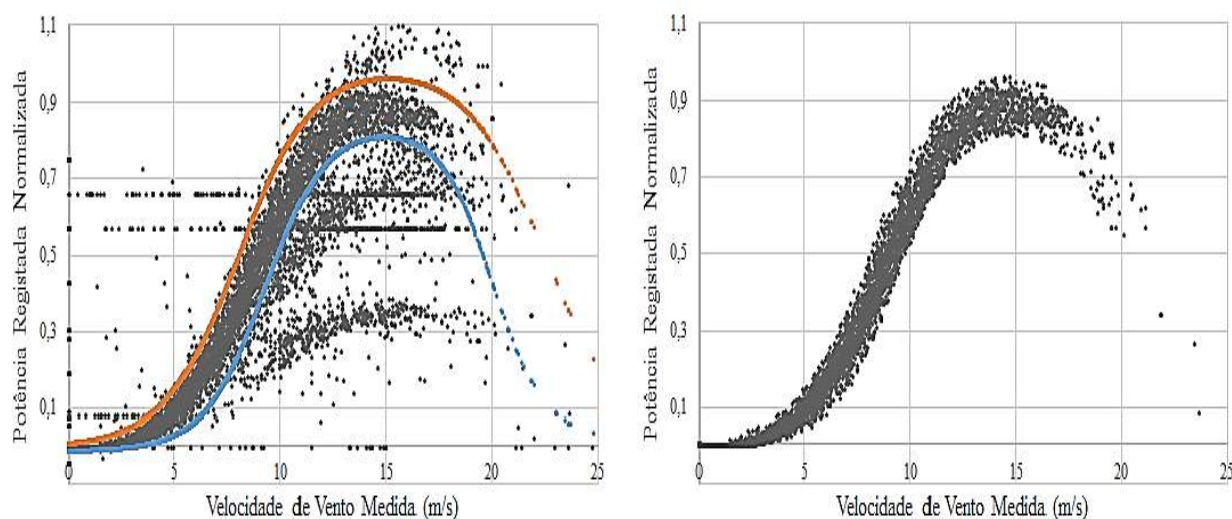
Onde,

$$t_{s1} = X_{max1} - X_{01} \quad t_{s2} = X_{max2} - X_{02} \quad (4.4)$$

$$t_{c1} = \frac{X_{max1} + X_{01}}{2} \quad t_{c2} = \frac{X_{max2} + X_{02}}{2} \quad (4.5)$$

De posse dos parâmetros Y_{min} , Y_{max} , X_{01} , X_{max1} , X_{02} e X_{max2} é possível, portanto, a criação dos limites inferiores e superiores para filtragem dos dados. Entretanto, esses parâmetros devem ser estimados tomando as próprias curvas de dispersão dos dados verificados, uma vez que os parâmetros teóricos nem sempre são compatíveis com os estimados pela curva de dispersão real. A Figura 65 apresenta um exemplo da criação destes limites e de como se torna a dispersão após a eliminação de dados incompatíveis.

Figura 65 Curvas limites e aplicação

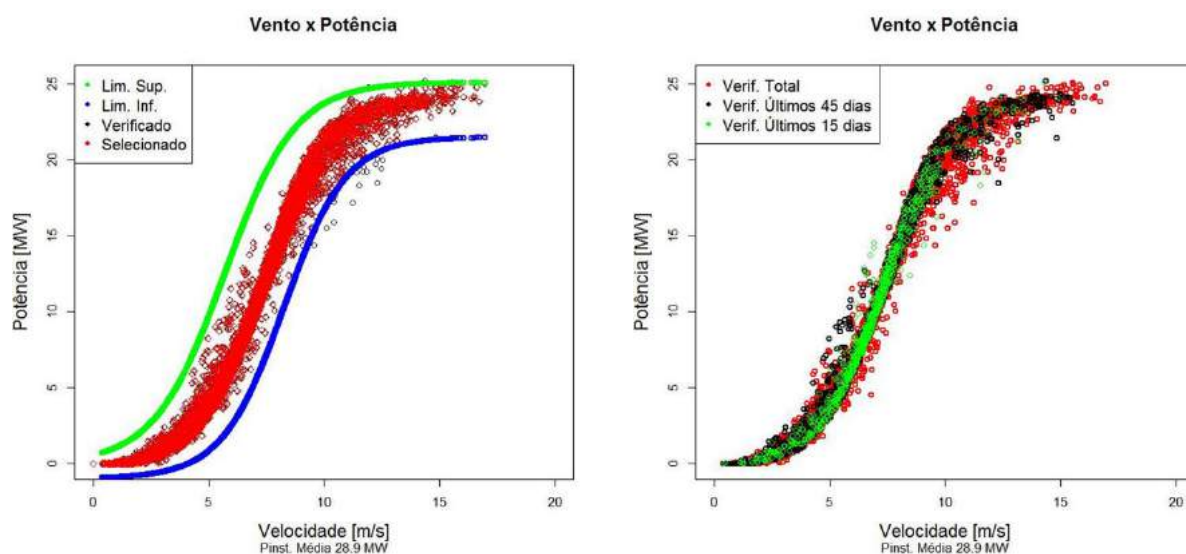


Fonte: Obtido de [3].

Os dados eliminados nem sempre representam problemas de medição. Muitos dados podem ser medições precisas e serem cortados por não estarem dentro dos limites calculados. Esses dados podem ser originais de restrições operativas diversas, tais como máquinas em manutenção, equipamentos em falha ou restrições de transmissão. Estes fatores fazem com que mesmo com a disponibilidade de recurso (vento) a usina não gere a respectiva energia. Isto posto, embora os dados que estão sendo eliminados possam ser reais, não é interessante mantê-los na calibração dos modelos, dado que o que importa são os pontos em que o parque opera em condições usuais.

Em situações normais, a dispersão da curva de potência verificada não é muito grave, e neste caso as limitações impostas apenas melhoram a qualidade do ajuste, conforme pode ser observado na Figura 66. O gráfico do lado esquerdo desta figura ilustra a curva Vento x Potência dos dados verificados, bem como o limite superior (curva em verde) e o limite inferior (curva em azul). O gráfico à direita apresenta os dados verificados do total da amostra, dos últimos quarenta e cinco dias e dos últimos quinze dias. Em verde é mostrada a superposição das quarenta e oito regressões logísticas ajustadas para o determinado parque eólico.

Figura 66 Dispersão Vento x Potência com os limites inferiores e superiores



A Figura 67 e a Figura 68 apresentam outros exemplos da dispersão Vento x Potência. O gráfico do lado esquerdo destas figuras ilustra a curva Vento x Potência dos dados verificados, bem como o limite superior (curva em verde) e o limite inferior (curva em azul). O gráfico à direita apresenta os dados verificados que foram mantidos, ou seja, que estavam dentro dos limites, e em verde a superposição das quarenta e oito regressões logísticas ajustadas para o determinado parque eólico.

Figura 67 Exemplo 1: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística

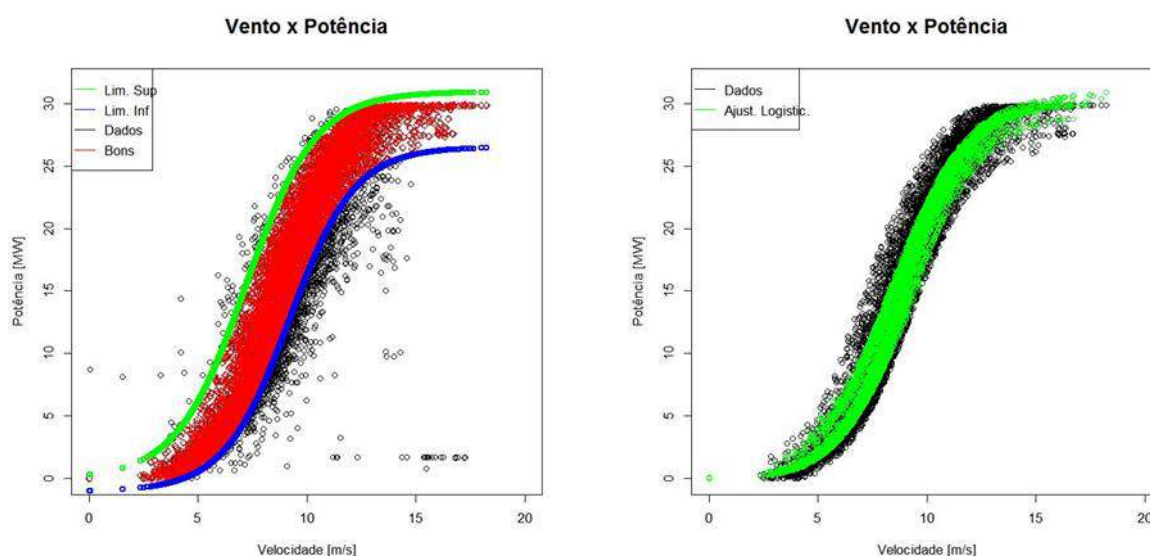
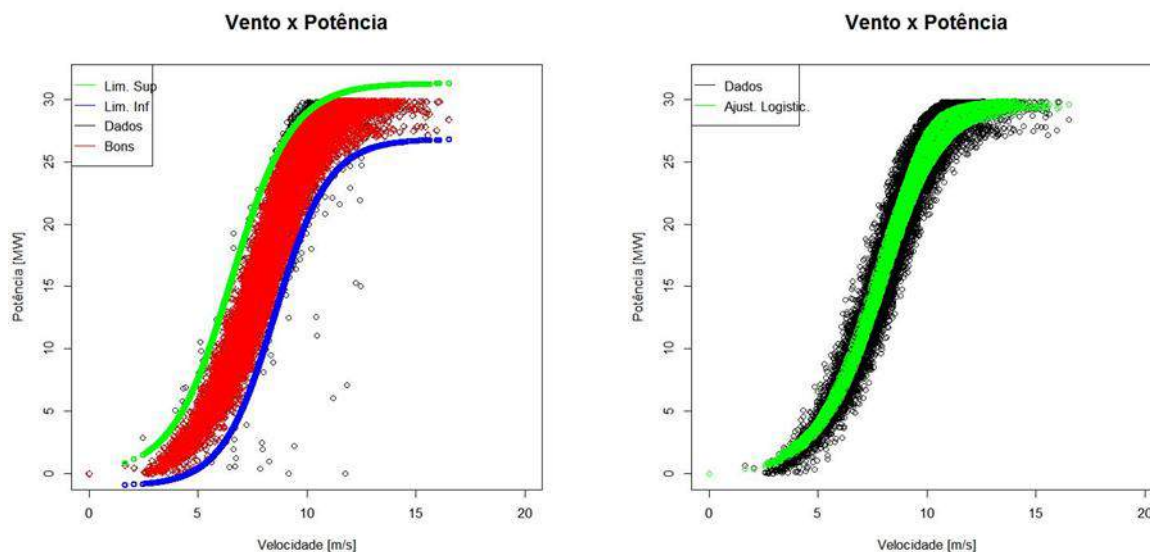


Figura 68 Exemplo 2: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística



A Figura 69 e a Figura 70 destacam situações que aparentam restrições operativas, que é como se houvesse mais de uma curva de potência dentro da mesma figura. Nestes dois casos muito provavelmente a causa se relaciona a restrições de transmissão, que limitam o escoamento da potência ativa gerada nestas usinas, obrigando-as a não aproveitar ventos mais fortes.

Figura 69 Exemplo 3: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística

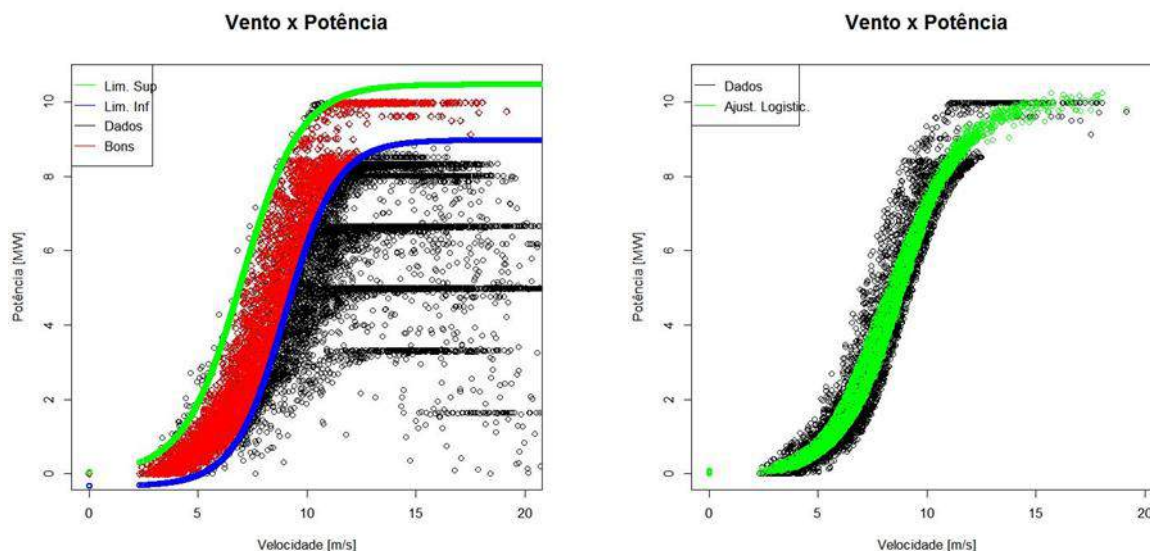
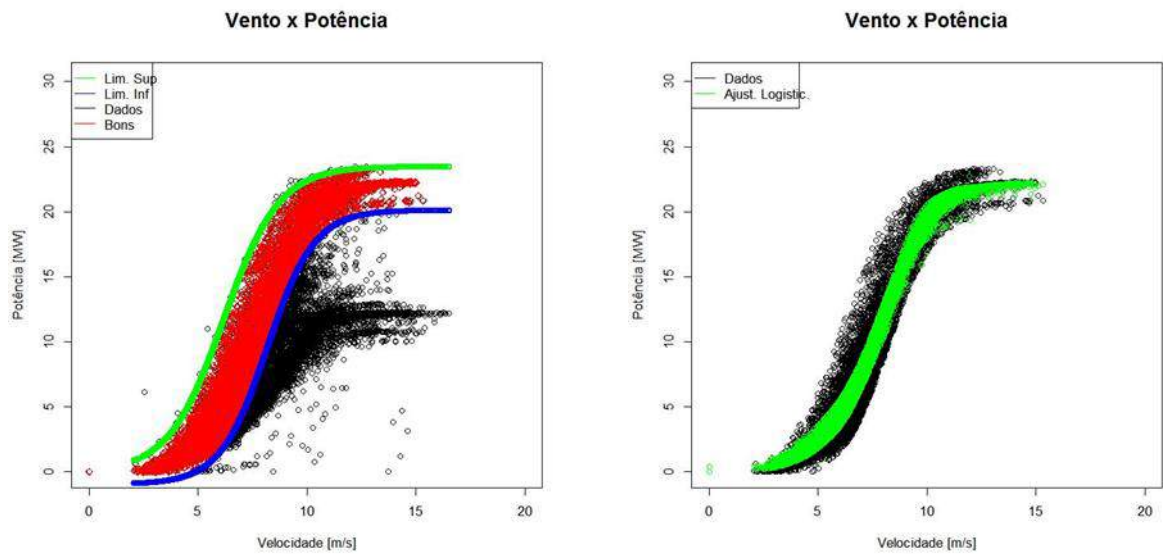


Figura 70 Exemplo 4: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística



Algumas curvas de potência apresentam características de difícil estimação das curvas limites, conforme ilustram a Figura 71 e a Figura 72. Na curva da usina destacada na Figura 71, por exemplo, há uma grande dispersão nos dados verificados, tornando precária a qualidade do ajuste.

Figura 71 Exemplo 5: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística

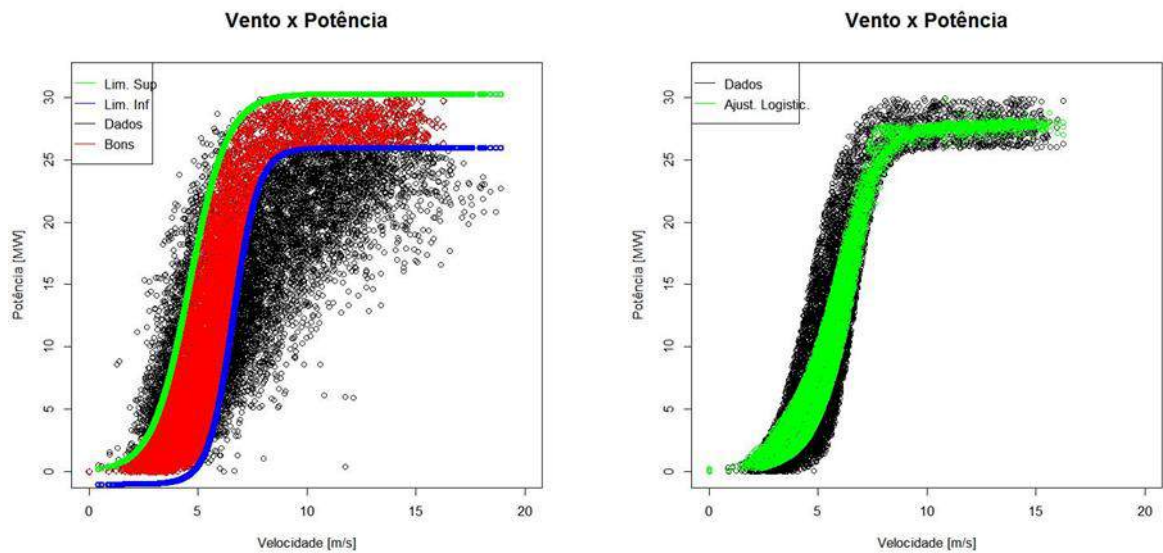
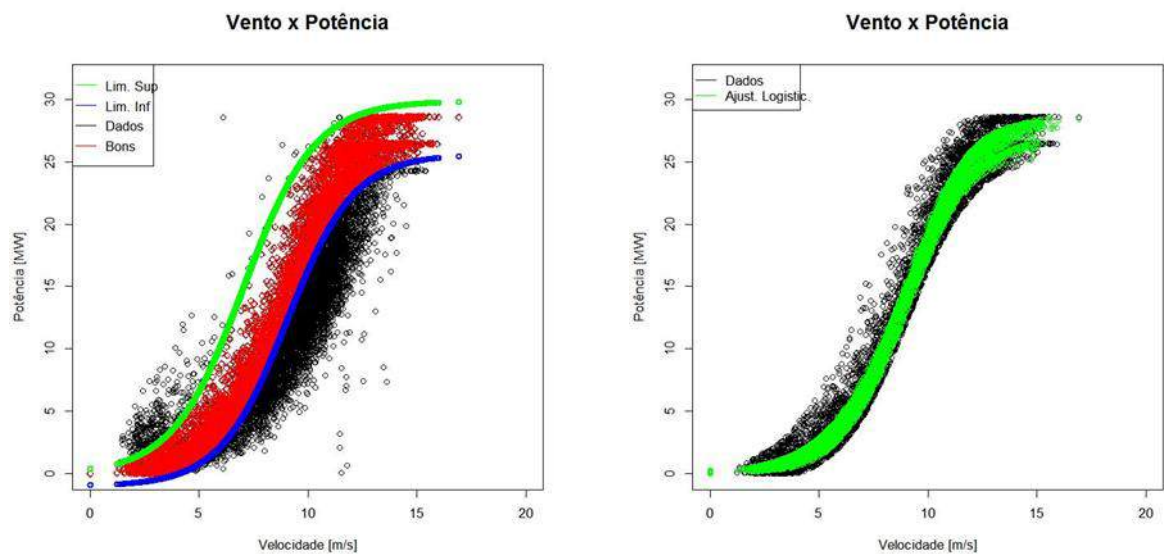


Figura 72 Exemplo 6: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística



A Figura 73 e a Figura 74 são utilizadas para ilustrar a aplicação da regressão logística ajustada na previsão. Nestas figuras são marcados em verde os pontos de vento verificado aplicados na regressão. Marcados em azul estão os pontos da previsão de um dia, utilizando o vento previsto corrigido do CPTEC, GFS e ECMWF (Alta resolução e *ensemble*)

Figura 73 Regressões usando o CPTEC e GFS, respectivamente

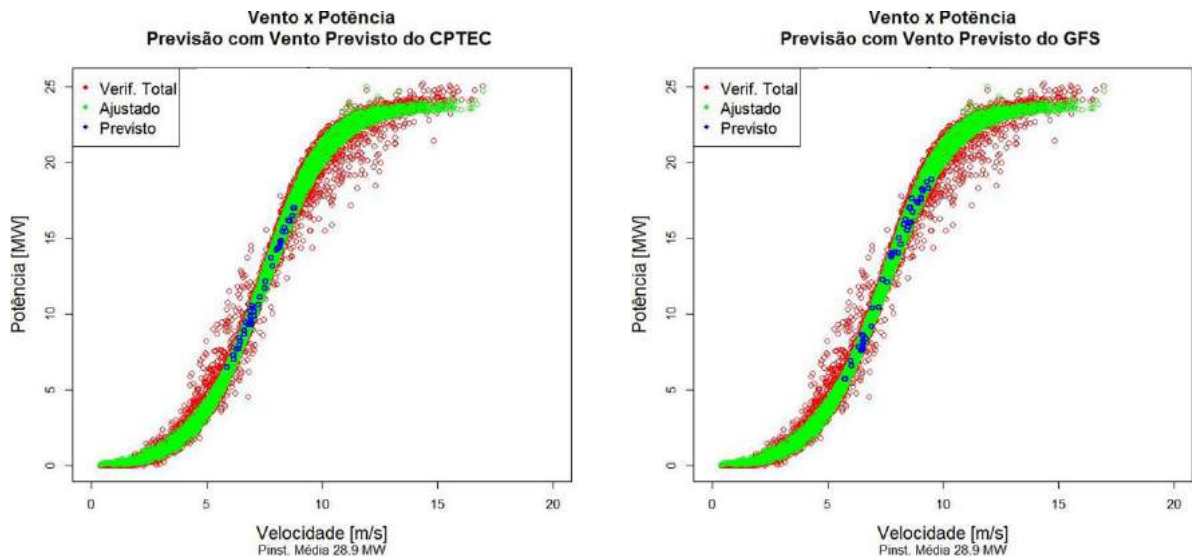
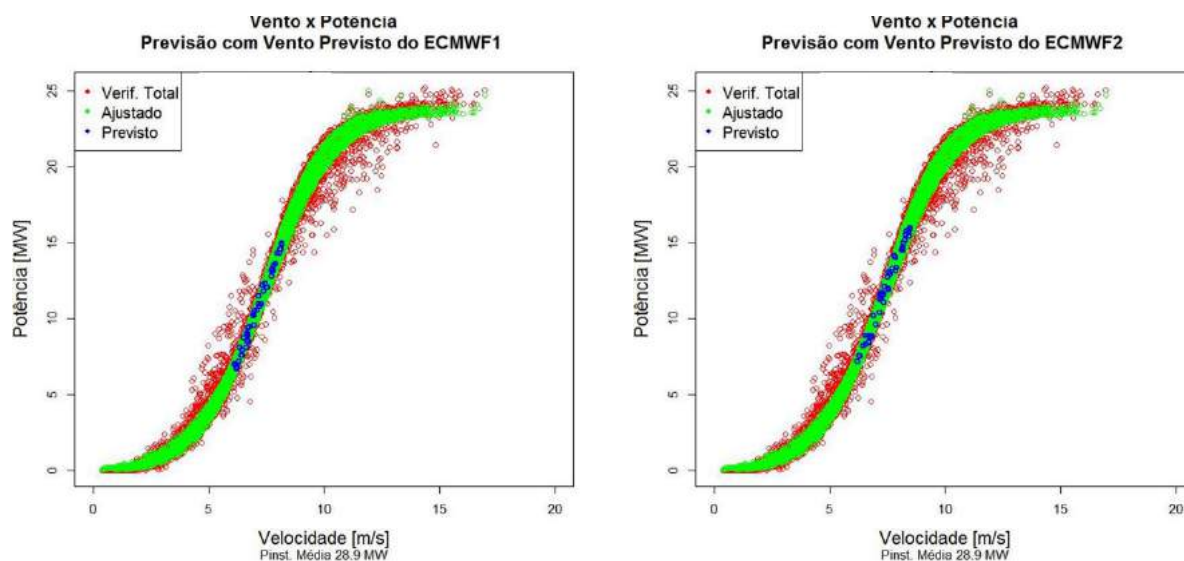


Figura 74 Regressões com previsão usando o ECMWF alta resolução e *ensemble*, respectivamente



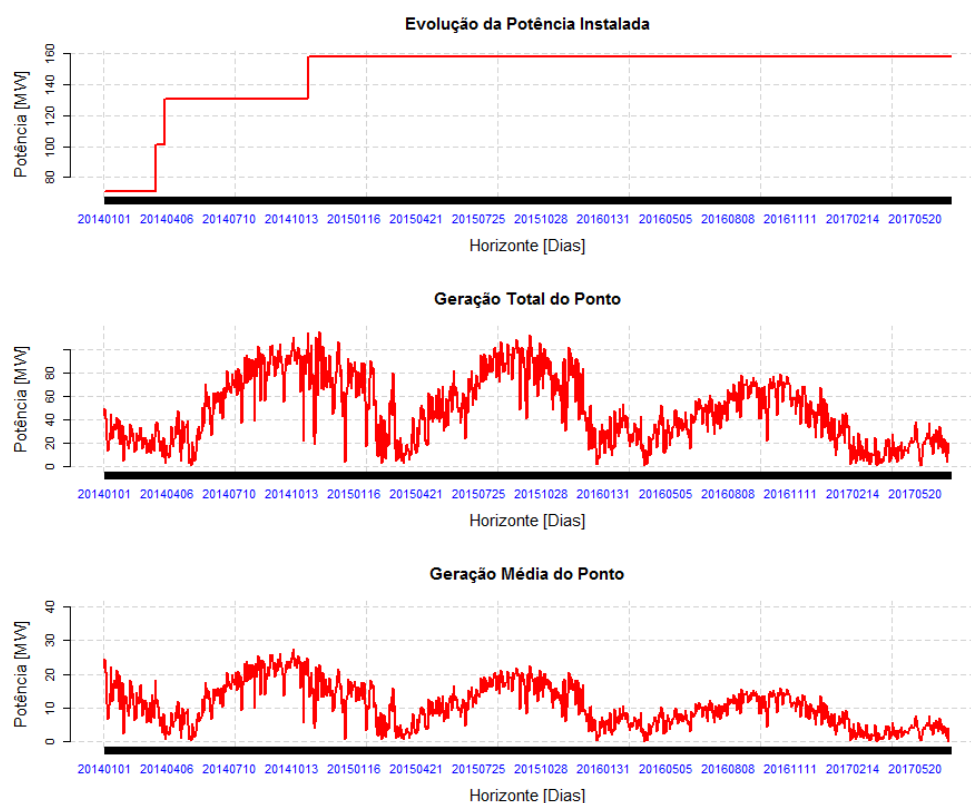
4.2.4 Características dos algoritmos

Para as simulações que serão apresentadas, surgiram algumas necessidades de tratamentos e considerações das informações disponíveis para realizar a previsão de geração de fonte eólica. Algumas das dificuldades surgidas serão destacadas nesta seção, bem como a forma com que foram considerados.

As séries de geração verificada nos pontos apresentam valores crescentes ao longo dos anos. Isso não é justificado pelo potencial dos ventos, mas sim pela capacidade instalada que vem aumentando nos últimos anos. Além disso, muitos pontos operam com restrição de transmissão, que eventualmente deixam de existir, ou seja, é como se a capacidade de geração deste ponto fosse alterada. Sendo assim, a calibração dos modelos deve levar em consideração essas séries crescentes no tempo, cujo crescimento não segue um padrão e é diferente para cada ponto.

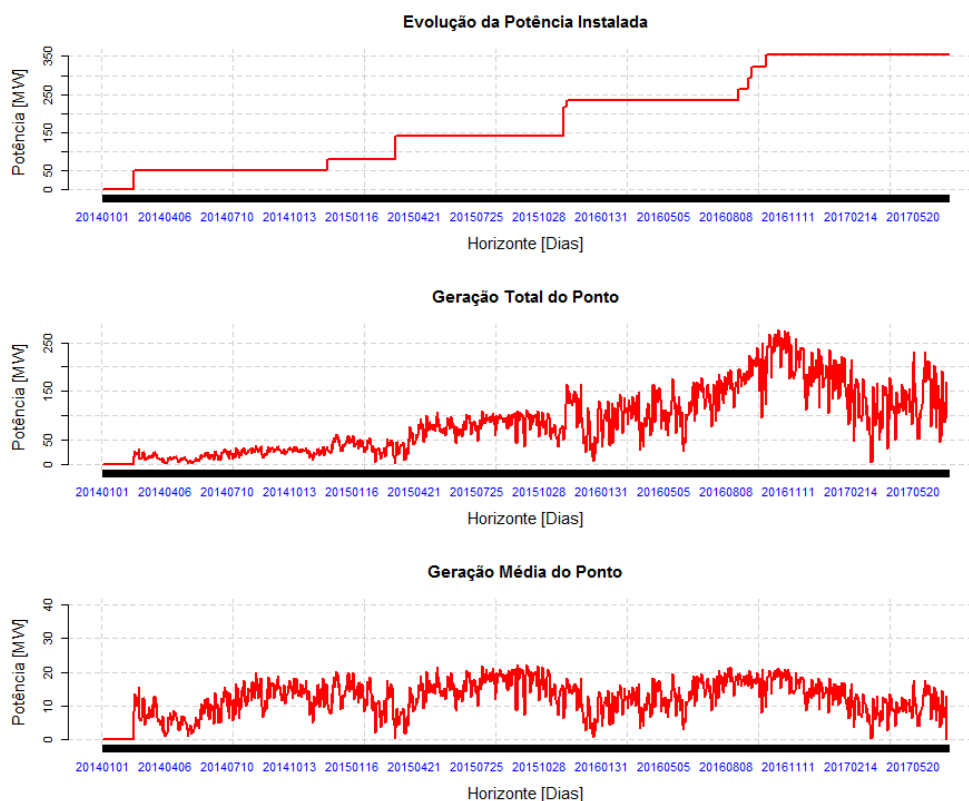
A Figura 75 ilustra a potência instalada dos últimos anos. Como pode ser observado nos gráficos dessa figura, a potência instalada não variou nos anos mais recentes, portanto a série histórica de geração não apresenta deformação devido à capacidade instalada. Nesta figura é adicionada a geração total e média deste ponto.

Figura 75 Evolução da capacidade instalada de um determinado ponto estabilizada



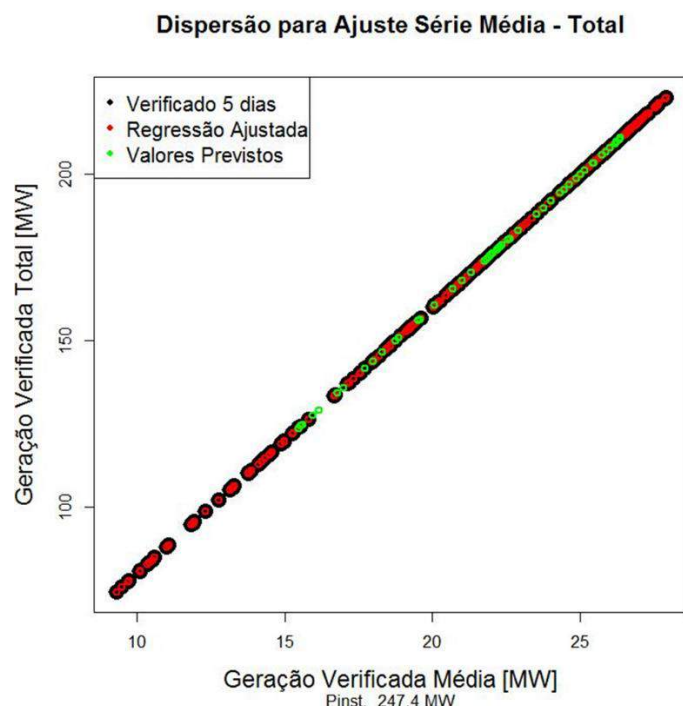
A Figura 76 apresenta outro ponto de conexão em que a potência instalada vem aumentando gradativamente nos últimos anos. Dessa forma, os modelos devem considerar essa variação, dado que a característica dos ventos não segue esse aumento artificial, apresentando apenas as variações naturais.

Figura 76 Evolução da capacidade instalada de um determinado ponto em variação



Dado que as séries históricas necessárias ao modelo de previsão foram transformadas em séries médias, ao final do processo de previsão todas as previsões devem estar em seus patamares totais. Para isso foi ajustado uma regressão linear entre a geração verificada e a geração verificada média dos últimos cinco dias, conforme a Figura 77. Esse número de dias foi escolhido por ser um número pequeno, mas que oferece um ajuste suficiente. Ser um número de dias pequeno é fundamental pelo fato de muitos pontos operarem com restrição. Sendo assim, caso uma restrição seja eliminada, o programa irá tratar totalmente essa mudança na série de geração após cinco dias, tendo um problema apenas nessa fase de transição.

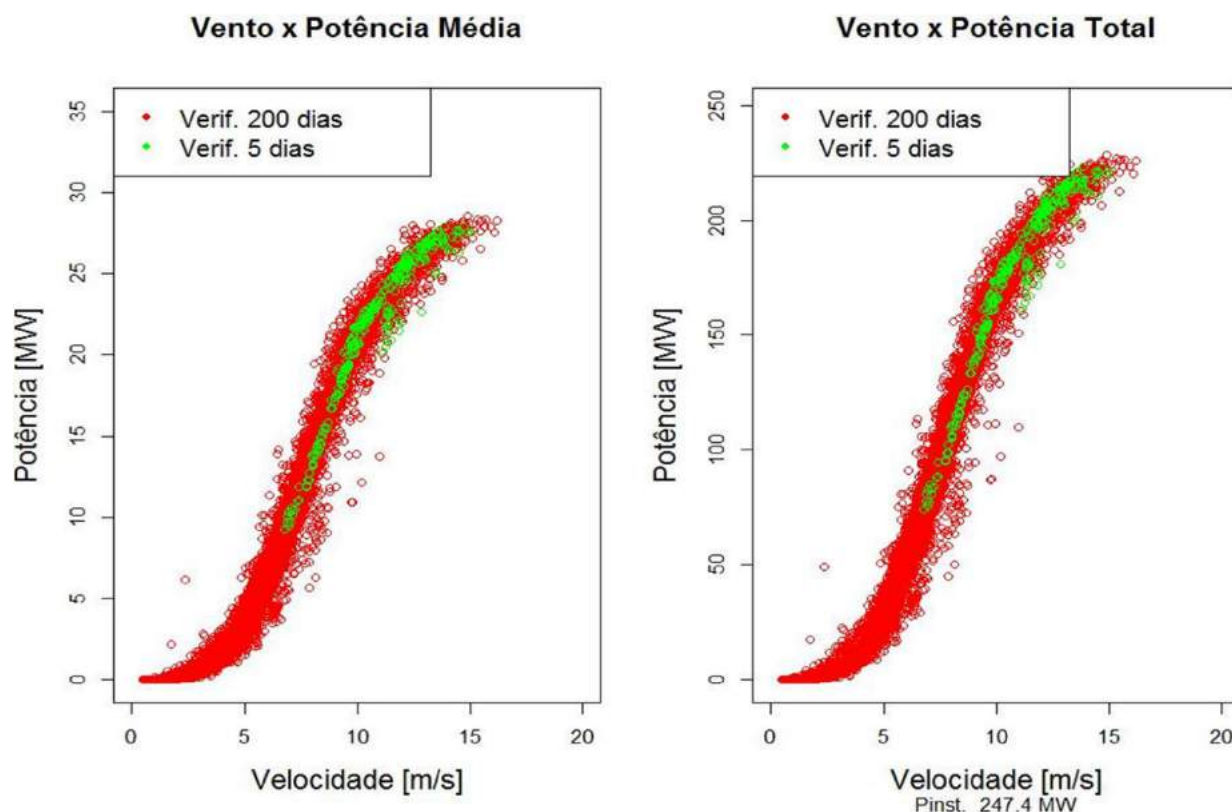
Figura 77 Regressão ajustada entre geração média e total



Como pode ser observado na Figura 77 não há praticamente nenhuma perda de informação em se utilizar as séries médias ao invés das séries totais, apesar ser apresentado um exemplo em que em todos os pontos essa característica se mantém.

A Figura 78 ilustra uma comparação entre as curvas Vento x Potência para a geração média e para a geração total, para o mesmo ponto usado na Figura 77, sendo destacados os últimos duzentos dias e os últimos cinco dias. Nesta figura é possível concluir que a relação Vento x Potência mantém sua característica básica, necessária ao ajuste do modelo.

Figura 78 Dispersão Vento x Potência média e total, respectivamente



4.2.5 Criação dinâmica das curvas Vento x Potência

Considerando o exposto nos itens anteriores, os processos de formulação dinâmica das curvas Vento x Potência seguem as seguintes etapas:

- I. Inicialmente, são criadas séries de geração verificada média por agrupamento de usinas. O mesmo é feito para o vento verificado e o vento previsto de cada fonte meteorológica.
- II. Em seguida, são normalizados os dados de geração média através da geração máxima e mínima destes dados, conforme a equação:

$$NGer = \frac{Ger - Ger_{min}}{Ger_{max} - Ger_{min}} \quad (4.6)$$

- III. De forma similar ao feito para a geração, normalizam-se os dados de vento médio. Porém, neste caso, a normalização é feita com o vento médio e o desvio padrão dessa série temporal, de acordo com a equação:

$$NVen = \frac{Ven - \overline{Ven}}{\sigma_{Ven}} \quad (4.7)$$

IV. Posteriormente, ajustam-se os parâmetros da seguinte equação logística:

$$NGer = B + \frac{T - B}{(1 + 10^{b(V_{mid} - NVen)})^s} \quad (4.8)$$

V. Em seguida, é necessário retornar os valores de geração $NGer$. Assim, utilizam-se as equações (4.7) e (4.8), resultando em:

$$Ger = \left(B + \frac{T - B}{(1 + 10^{b(V_{mid} - \frac{Ven - \overline{Ven}}{\sigma_{Ven}})})^s} \right) \cdot (Ger_{max} - Ger_{min}) + Ger_{min} \quad (4.9)$$

VI. Como a equação anterior foi construída em torno de uma série de geração e vento médios, ainda é necessária a etapa de conversão em geração total. Conforme explicado no item anterior, essa etapa é realizada com um ajuste de uma regressão linear, entre os dados médios e totais de alguns dias recentes, de acordo com a seguinte equação:

$$Ger^{tot} = \alpha \cdot Ger + \beta \quad (4.10)$$

VII. Desta forma, a equação de Vento x Potência, que é utilizada para conversão do vento previsto corrigido em potência, pode ser escrita como:

$$Ger^{tot} = \alpha \cdot \left(\left(B + \frac{T - B}{(1 + 10^{b(V_{mid} - \frac{Ven - \overline{Ven}}{\sigma_{Ven}})})^s} \right) \cdot (Ger_{max} - Ger_{min}) + Ger_{min} \right) + \beta \quad (4.11)$$

Onde: B e T são parte inferior e superior das assíntotas da logística, respectivamente; os parâmetros b e V_{mid} são a inclinação e a coordenada x do ponto de inflexão da logística, respectivamente; s é um coeficiente da logística a ser ajustado; Ger_{max} e Ger_{min} são a geração máxima e mínima da série de geração média do grupo de usinas, respectivamente; $\overline{Ven}$ e σ_{Ven} são o vento médio e desvio padrão da série de vento médio do grupo de usinas; α e β referem-se ao coeficiente angular e linear, respectivamente, da regressão ajustada entre a série total e média da geração do grupo.

5 MODELO DE COMBINAÇÃO

5.1 Considerações iniciais

O ONS utiliza previsões de vento provenientes de diferentes modelos meteorológicos (Eta, GFS, ECMWF e BAM), que resultam, por sua vez, em diferentes previsões de geração de fonte eólica. De forma a se obter uma única previsão de geração, é necessário combinar essas previsões.

Isso pode ser feito através de média aritmética simples ou por média ponderada. A metodologia utilizada como embasamento teórico de combinação foi proposta em [4] e se baseia na combinação linear entre previsões, com pesos distintos.

5.2 Criação dos fatores de combinação

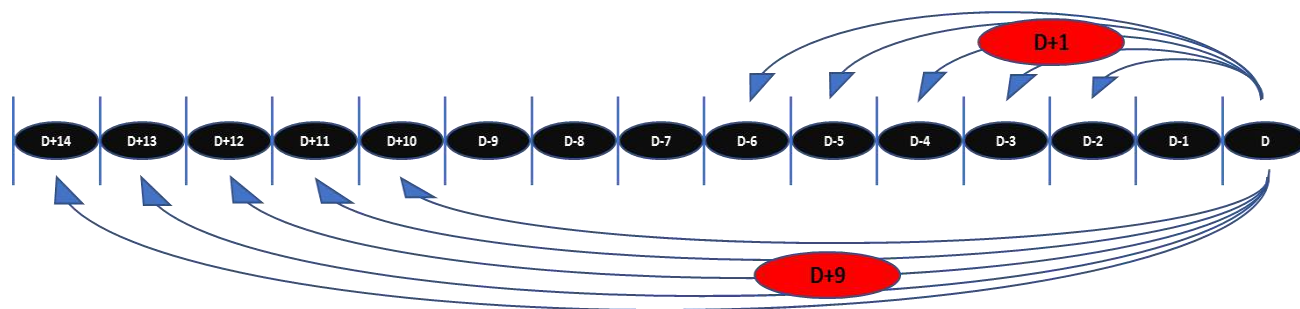
Um conjunto de fatores de combinação é obtido para cada agrupamento de usinas e horizonte de previsão. O método para obtenção destes fatores pode ser separado em três etapas, descritas nos subitens 5.2.1, 5.2.2 e 5.2.3.

5.2.1 Seleção de insumos

A primeira etapa consiste em selecionar as bases de comparação para avaliação dos desvios de previsão. Em condições normais, são utilizados os últimos três dias de geração verificada para comparação. Ocasionalmente, pode ocorrer de não ser realizada a previsão de geração com base um ou mais modelos meteorológicos, por razões diversas. Torna-se necessário, assim, um método para seleção dos dias com base nos quais se compara previsão e verificado.

Para cada horizonte contemplado na combinação, é avaliado se a previsão para os últimos cinco dias, com cada modelo meteorológico, foi realizada com sucesso. São escolhidos preferencialmente os três mais recentes dos cinco dias. A Figura 79 ilustra um exemplo de avaliação, da escolha dos dias a serem usados na criação dos fatores, para previsões do tipo $D + 1$ e do tipo $D + 9$. Como pode ser observado para o tipo $D + 1$ a lógica é utilizar informações das previsões desse tipo dois a seis dias atrás, dado que esse é o último período de cinco dias que existe informação da geração verificada e da previsão do tipo $D + 1$. Para o tipo $D + 9$, busca-se informações das previsões desse tipo dez a quatorze dias atrás.

Figura 79 Escolha dos dias para combinação



5.2.2 Determinação dos desvios

Após selecionados os dias e modelos meteorológicos a serem utilizados para obtenção dos fatores de combinação para cada horizonte de previsão, inicia-se a etapa de cálculo dos desvios médios de previsão.

Para cada horizonte e cada modelo meteorológico, calcula-se o desvio entre a geração verificada e prevista nos dias selecionados a cada meia hora, isto é, quarenta e oito valores de desvio por dia. Dentre estes desvios, valores positivos e negativos são pesados de forma diferente. Aos valores positivos, em que a geração verificada supera a previsão, é atribuído peso 0,3 e aos valores negativos é atribuído peso 0,7. Uma das razões para esta diferenciação é que, caso a geração se verifique muito inferior à previsão, pode ser necessário o despacho de outras fontes de geração não programadas previamente, encarecendo a operação. A seguir, para a previsão proveniente de cada modelo meteorológico, calcula-se o desvio médio ponderado dos dias anteriores para cada meia hora da previsão.

De posse dos desvios médios, a etapa final pode ser executada.

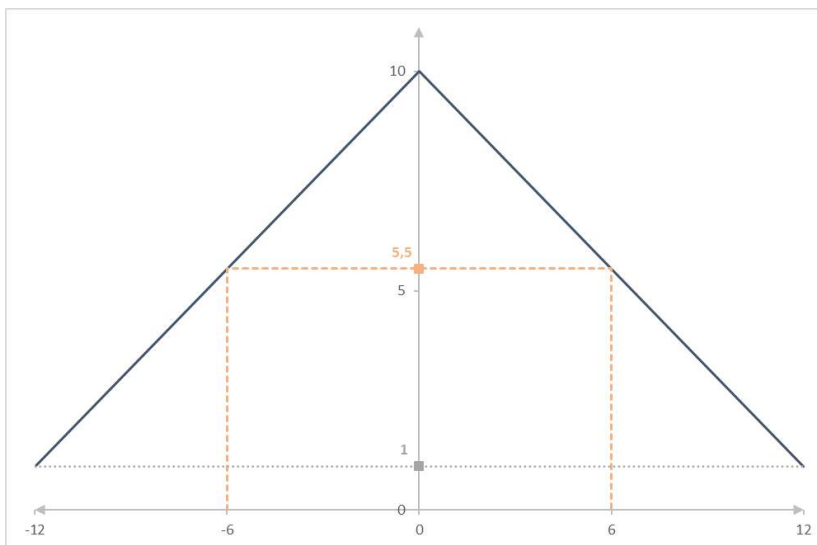
5.2.3 Cálculo dos fatores de combinação

Em essência, o cálculo dos fatores consiste em atribuir a cada modelo meteorológico uma participação na combinação, inversamente proporcional a seu erro. Se feito para cada meia hora isoladamente, este cálculo resultaria em valores extremamente voláteis de fatores, dos quais decorreria uma previsão combinada muito instável. Para contornar este problema, aplica-se uma correção no erro ponderado com base nas meias horas precedentes e seguintes. A base deste procedimento é que um modelo não varia seu comportamento tão abruptamente num intervalo de trinta minutos. Logo, não se justifica que os fatores o façam.

O método então busca seis meias horas à frente e atrás daquela para qual se está calculando os fatores e determina uma média ponderada dos erros destas treze

meias horas, atribuindo pesos que seguem a distribuição linear exposta na Figura 80. A meia hora para qual se calcula o fator é considerada a hora “0”, e recebe peso dez. As seis horas seguintes e precedentes recebem pesos correspondentes às imagens dos valores -6 a 6 nas duas retas apresentadas, chegando ao peso 5,5 nas pontas, ou seja, aproximadamente metade daquele atribuído à hora central.

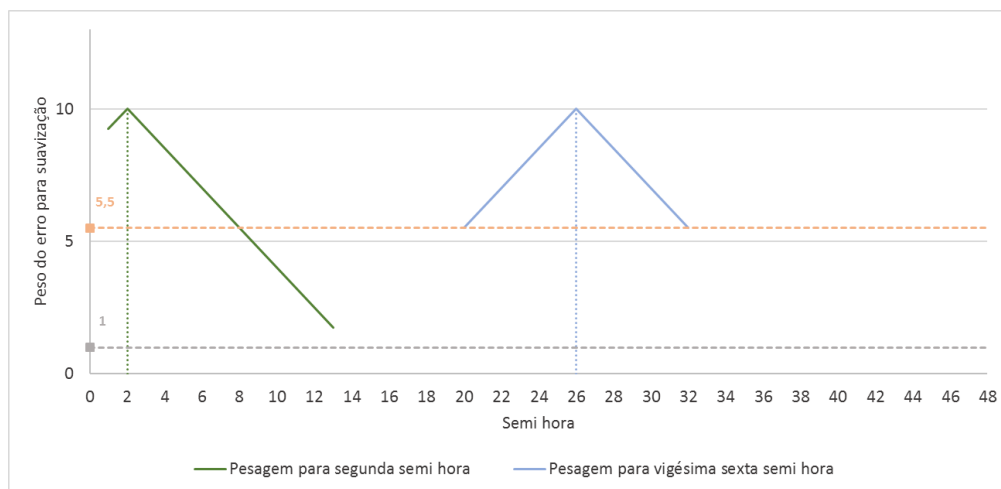
Figura 80 Gradação linear de pesos para suavização dos desvios por intervalo



A exceção desta regra são as horas iniciais e finais do dia, para as quais não é possível obter seis meias horas antecedentes ou seguintes, respectivamente. Nestes casos, compensa-se a falta no outro lado. Por exemplo, para o cálculo dos fatores da segunda meia hora do dia, a média ponderada incorpora a primeira meia hora do dia e onze meias horas seguintes.

Nestas situações, a gradação da pesagem é diferente, como mostrado na Figura 81. A meia hora central, isto é, aquela para qual se calculam os fatores, tem peso dez. Os pesos decaem para 1, de forma linear, até a décima segunda meia hora, tanto seguinte (no caso das primeiras horas do dia) quanto antecedente (no caso das finais).

Figura 81 Aplicação da gradação linear ao longo dos intervalos



Após esta suavização dos desvios de cada modelo, calcula-se o fator inversamente proporcional à participação deste desvio no valor de desvio total cometido por todos os modelos meteorológicos.

$$f_i^m = \frac{1}{\frac{\text{Erro}_i^m}{\sum_{m' \in M} \left(\frac{1}{\text{Erro}_i^{m'}} \right)}}, i = 1, 2, \dots, 48 \quad (5.1)$$

Onde: i representa cada intervalo do dia e m referencia cada modelo meteorológico.

Por fim, munidos de quarenta e oito fatores de combinação para cada modelo num dado dia, é possível obter a previsão combinada segundo a equação:

$$\text{Prev}_i^{\text{comb}} = \sum_{m' \in M} \text{Prev}_i^{m'} \times f_i^{m'}, i = 1, 2, \dots, 48 \quad (5.2)$$

5.2.4 Suposições

Ao longo do cálculo dos fatores, são feitas duas suposições com impacto direto no resultado. Uma diz respeito aos valores de geração verificada, enquanto a outra aos valores de geração prevista de cada modelo. Em ambos os casos, as suposições são quanto ao significado dos valores próximos e inferiores a zero.

Nos históricos de geração verificada, é comum encontrar registros de valor negativo. Isto, que a princípio não faz sentido, resulta de problemas de medição

quando a geração assume valores muito baixos, decorrentes de uma de duas possibilidades. A primeira é parada planejada (ou não) de máquinas, o que anula sua geração. A segunda possibilidade é a de que o vento, de fato, tenha sido próximo de zero, resultando em gerações muito baixas.

Em vista da falta de informação sobre paradas programadas das máquinas, tal efeito não pode ser incorporado na modelagem. Disto resulta a primeira suposição: é assumido que todo e qualquer valor negativo registrado no histórico de geração verificada decorre de ventos muito fracos, sendo estes valores então substituídos por zero.

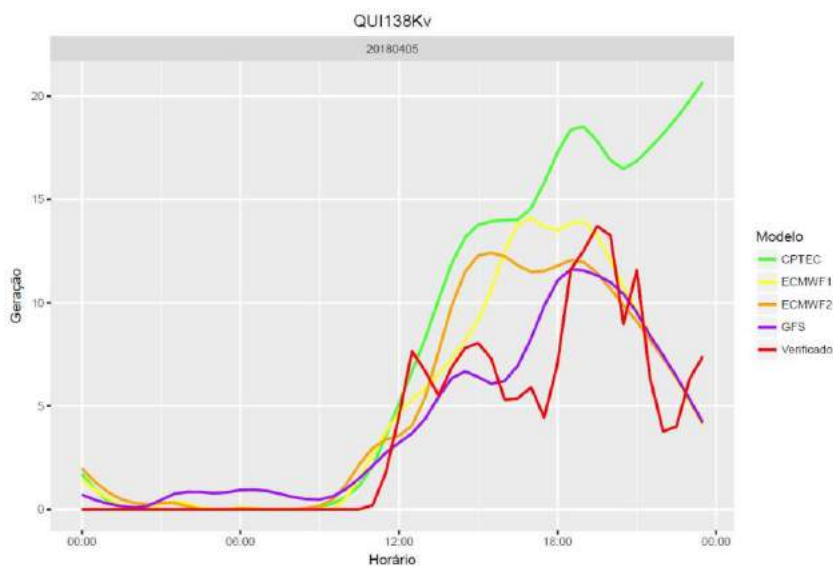
A segunda restrição tem viés semelhante, porém em relação à geração prevista pela própria metodologia. A transformação de vento em potência se dá através das regressões logísticas ajustadas com base em dados de vento e geração verificados. Por natureza, tais regressões são limitadas tanto pela quantidade como pela qualidade e disposição de dados. Estas curvas então raramente convergirão na origem, com vento zero igualando geração nula. Para lidar com este efeito, também se assume que quaisquer valores previstos muito próximos de ou inferiores a zero sejam, de fato, zero.

5.2.5 Caso limite

Como dito anteriormente, os erros dos quais se derivam os fatores de combinação são erros médios ponderados de um número de dias passados. O propósito disso é eliminar efeitos adversos que possam se apresentar em um ou outro dia. Por outro lado, caso os três dias apresentem um tipo similar de efeito nas mesmas horas do dia ou, por ventura, o modelo pare por dias consecutivos e o erro venha a ser determinado com base em apenas um dia, a salvaguarda provida pela média de múltiplos dias desaparece.

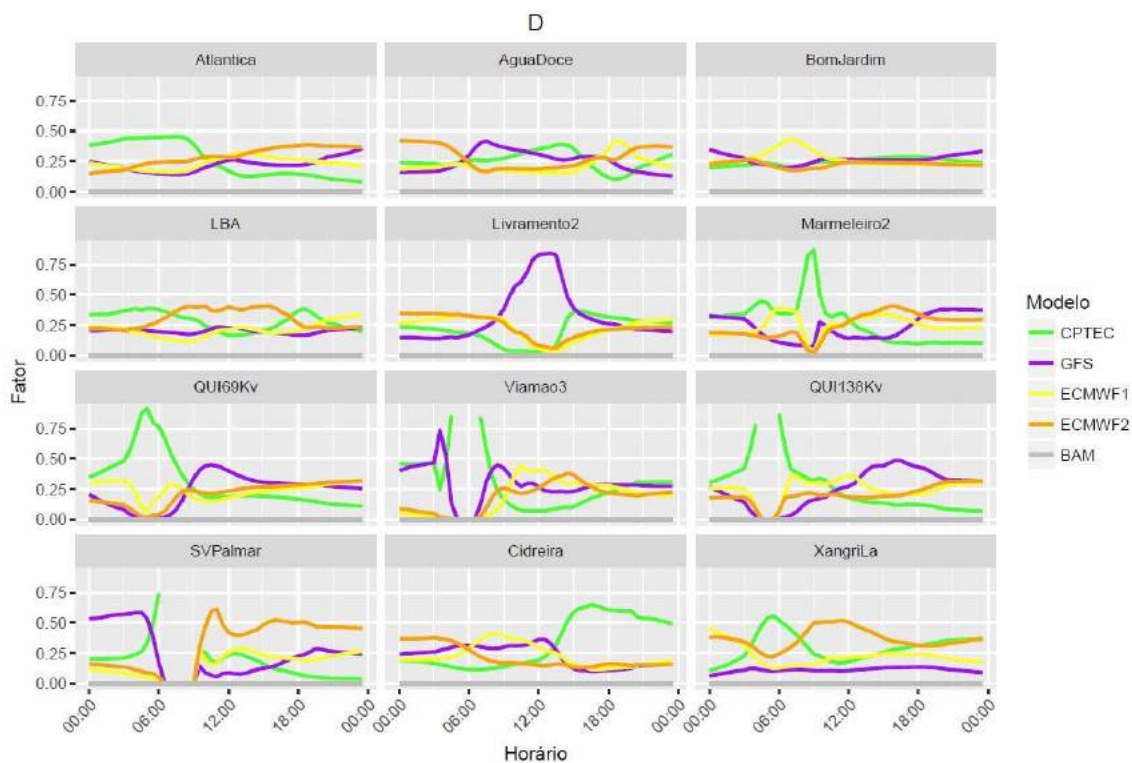
Um destes efeitos é diretamente decorrente das duas suposições já mencionadas. Se, em determinadas horas do dia, tanto a geração prevista como verificada forem forçados a um valor nulo, cria-se artificialmente um desvio de previsão nulo. A Figura 82 apresenta uma situação na qual há apenas um dia disponível para obtenção dos desvios e, num determinado ponto, a geração verificada tem valor nulo por diversas horas coincidentes com previsão nula de um ou mais modelos.

Figura 82 Comparação das previsões em caso de desvio zero



De fato, os valores reais são extremamente próximos de zero, conferindo legitimidade ao erro nulo. O cálculo do fator, por outro lado, demonstrado na (5.1) não pode ser realizado com erros nulos. A Figura 83 apresenta o resultado inválido desta operação.

Figura 83 Exemplo de fatores para o caso de desvio zero



Os fatores calculados tanto para o conjunto apresentado na Figura 82 quanto outros dois nos quais situação similar se verifica são incoerentes, em que alguns tem valor não aplicável e outros vão a zero.

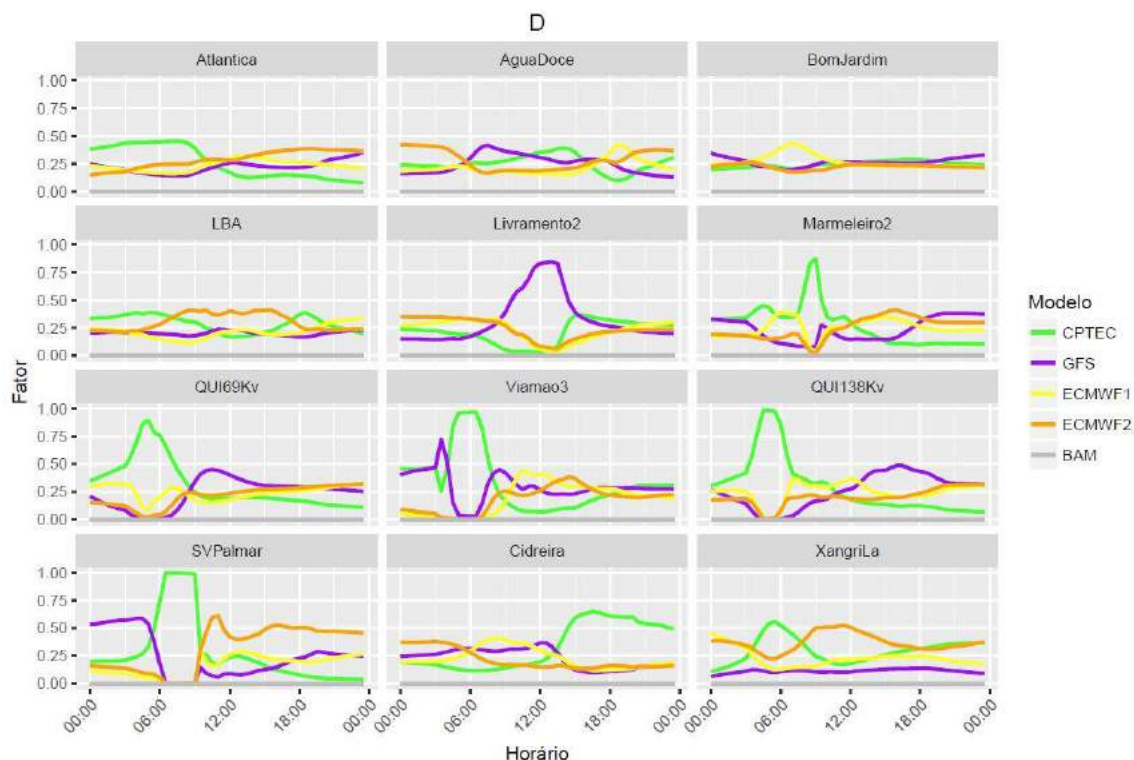
5.2.6 Contramedida

A raiz de todo o problema está na mudança forçada de valores sobre certas condições para zero. Mudando o valor de substituição para um diferente, porém muito próximo de zero, o cálculo dos fatores pode ser concluído. A Figura 84 exhibe o resultado do mesmo cálculo, porém substituindo-se os valores qualificados por 0,001 MW.

Pode ser visto que as falhas já não existem mais. Em contrapartida, a substituição por um valor próximo de zero resulta em um desvio de previsão extremamente baixo, o que, por sua vez, faz disparar o fator de combinação do modelo em questão ao longo das horas quando havia falha e leva todos os outros a zero.

Como este desvio quase nulo é, de fato, legítimo, segundo as suposições apresentadas, considera-se que este resultado é satisfatório, apesar dos comportamentos bruscos que possa causar na previsão de geração eólica combinada.

Figura 84 Exemplo de fatores para o caso de desvio 0.001

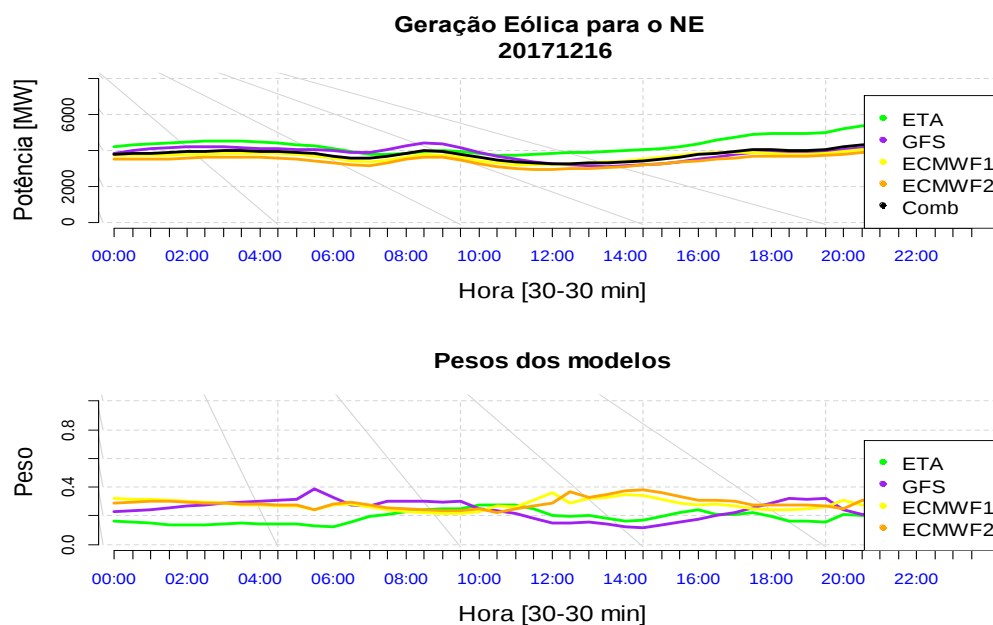


5.2.7 Aplicação da combinação

A grande vantagem da combinação de modelos é extrair características positivas de cada um dos modelos. Estudos difundidos na literatura demonstram que os resultados da combinação são melhores que os obtidos pelos modelos de previsão individualmente.

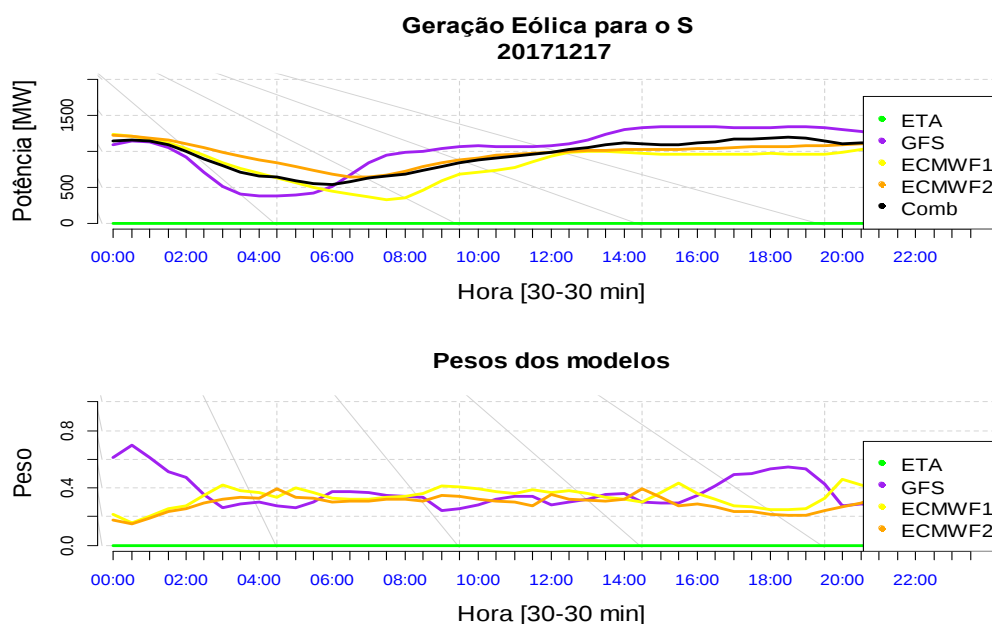
A Figura 85 apresenta um exemplo da combinação dos modelos de previsão para um determinado dia para o total do Nordeste. Nesta mesma figura é ilustrado também o comportamento dos fatores para cada uma das previsões. Vale salientar que os fatores respondem de forma particular para cada um dos intervalos do dia. Como o dia aconteceu em 2017, o modelo BAM ainda não estava sendo considerado.

Figura 85 Aplicação da combinação dos resultados do modelo de previsão para o NE



A Figura 86 ilustra outro exemplo da combinação dos modelos de previsão, para um determinado dia para o total do Sul. Como pode ser observado nesta figura, houve uma falha na previsão de geração de fonte eólica realizada através do modelo Eta. Para a previsão deste dia, os arquivos de previsão de vento do modelo Eta não foram recebidos e, portanto, foram ignorados pelo modelo.

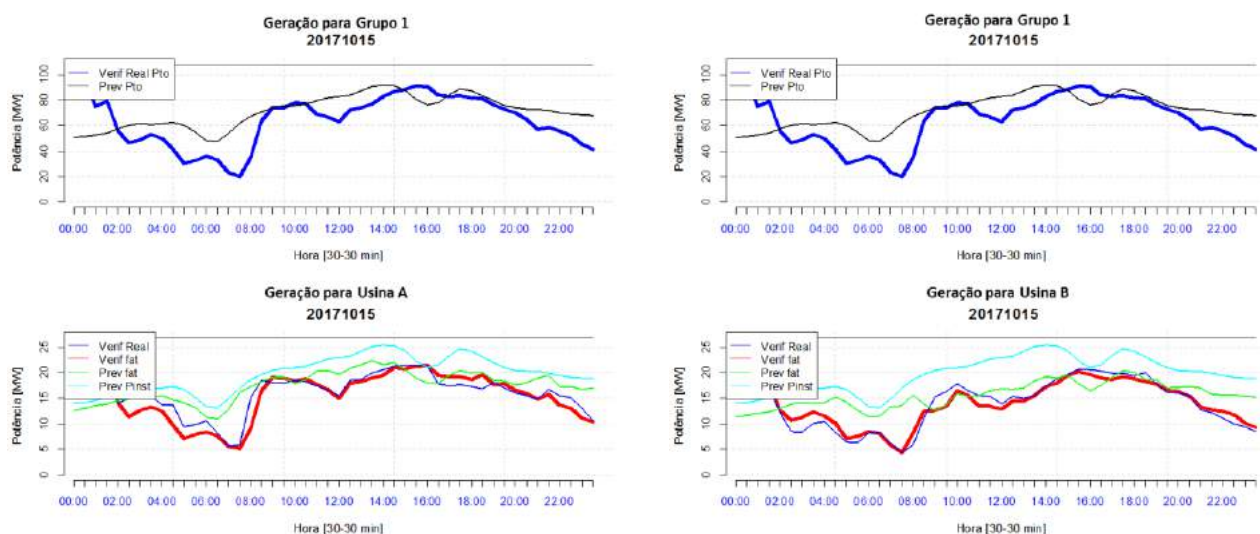
Figura 86 Aplicação da combinação dos resultados do modelo de previsão para o Sul



6 METODOLOGIA DE SEPARAÇÃO DAS PREVISÕES POR USINAS

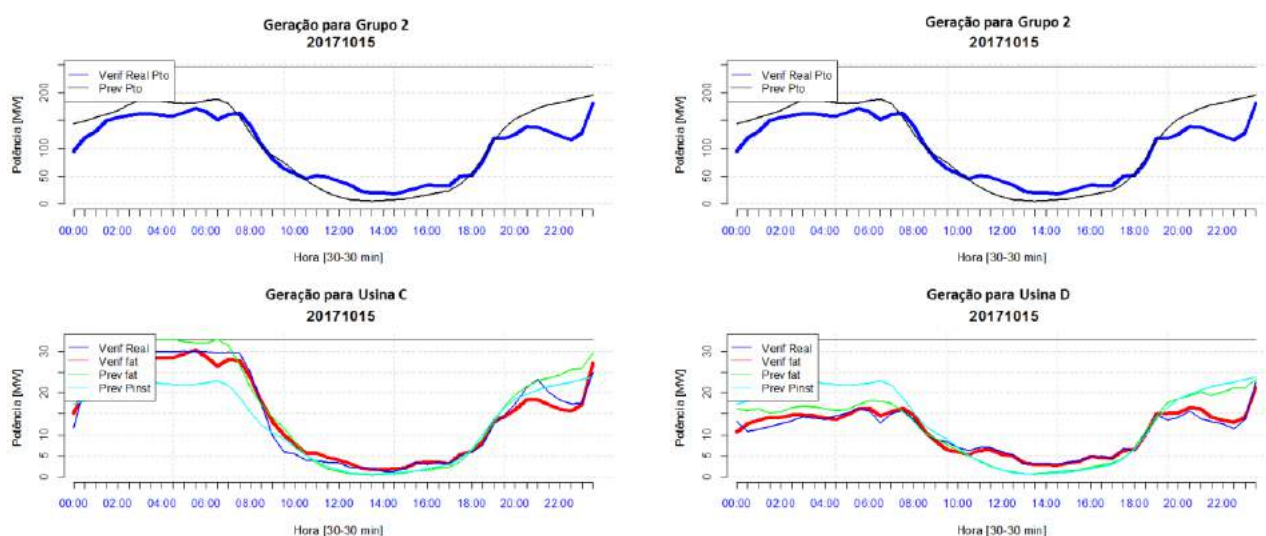
Um processo intuitivo faria a separação da previsão de geração eólica por usinas proporcionalmente à potência instalada. Mais adequado, no entanto, é fazê-lo proporcionalmente à potência instalada multiplicada pelo fator de capacidade da usina, ou geração média. A Figura 87 e a Figura 88 mostram a vantagem da separação pelo fator de capacidade em relação à separação apenas pela potência instalada.

Figura 87 Comparação da separação da separação das usinas para o Grupo 1



As potências instaladas das Usina A e B são idênticas e iguais a 27,0 MW.

Figura 88 Comparação da separação da separação das usinas para o Grupo 2



As potências instaladas das Usina C e D são idênticas e iguais a 32,9 MW.

O processo de separação da previsão de geração eólica por usinas é feito da seguinte forma:

- I. Inicialmente, calcula-se a geração total de cada grupo de usinas nos últimos 4 dias, conforme:

$$Ger_{Gr}^j = \sum_i^{N_{Usi}^{Gr}} Ger_i^j \quad (6.1)$$

Sendo: Ger_{Gr}^j a geração total nos últimos 4 dias do Grupo/ponto no intervalo “j”; Ger_i^j a geração da usina “i” no intervalo “j”; N_{Usi}^{Gr} número de usinas pertencentes ao grupo.

- II. Posteriormente, calcula-se um fator para cada usina e para cada intervalo do dia, que é a divisão da geração do intervalo “j” dos últimos 4 dias da usina “i” pela geração total do intervalo “j” dos últimos 4 dias do grupo, seguindo a seguinte equação:

$$Fator_i^j = \frac{Ger_i^j}{Ger_{Gr}^j} \quad (6.2)$$

Sendo: $Fator_i^j$ o fator da usina “i” no intervalo “j”

Sendo assim, cada usina terá 48 fatores, um para cada meia hora do dia.

Há casos em que a aplicação do fator acarreta uma extrapolação da potência instalada da usina. A Figura 89 representa, nas linhas verdes, exemplos de extrapolação da potência instalada. Devem ser observadas as linhas verdes. Quando isso ocorre, é necessário redefinir os fatores, mantendo a geração total do grupo, de acordo com os procedimentos III e IV, a seguir.

- III. Quando existir um intervalo “k” tal que: $Ger_{Gr}^k \cdot Fator_i^k > P_{inst}^i$, cria-se um fator de redução, de forma que o valor da geração individual calculada pelo fator seja igual a potência instalada, da seguinte forma:

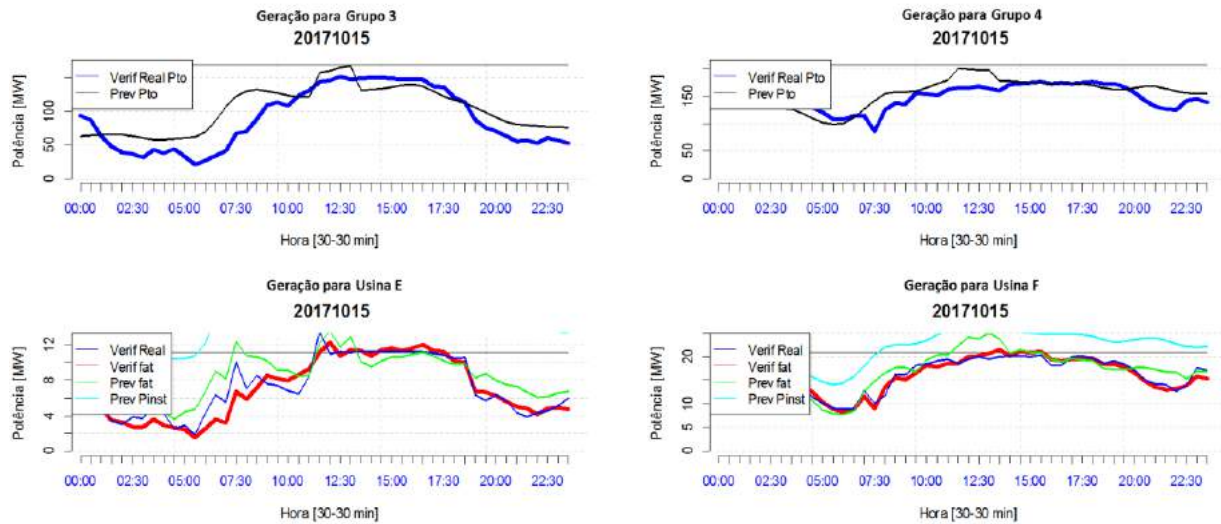
$$ft_{ger_{\Omega}}^k = \frac{P_{inst}^{\Omega}}{(Ger_{Gr}^k \cdot Fator_{\Omega}^k)} \quad (6.3)$$

Sendo: Ω conjuntos de usinas cujo a geração calculada viola a potência instalada; P_{inst}^{Ω} potência instalada do conjunto de usinas “ Ω ”; $Fator_{\Omega}^k$ fator do conjunto de usinas “ Ω ” no intervalo “k”.

Sendo assim, esse fator de redução é usado para recalcular o fator de separação:

$$Novo_{Fator_{\Omega}^k} = Fator_{\Omega}^k \cdot ft_{ger_{\Omega}}^k = \frac{P_{inst}^{\Omega}}{(Ger_{Gr}^k \cdot Fator_{\Omega}^k)} \quad (6.4)$$

Figura 89 Comparação da separação da separação das usinas com violação da potência instalada



O conjunto de usinas Ω , portanto, recebe os novos fatores calculados.

$$Fator_{\Omega}^k = Novo_{Fator_{\Omega}^k} \quad (6.5)$$

Para as demais usinas, os fatores são reespecificados da seguinte forma:

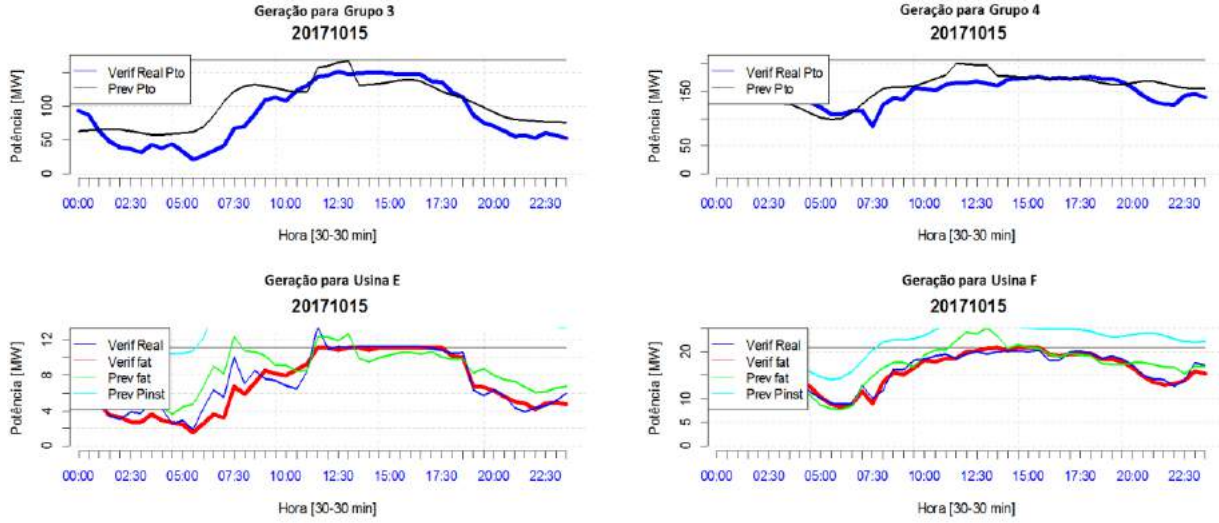
$$Fator_{\Psi}^k = Fator_{\Psi}^k \cdot \frac{(1 - \sum_i^{N\Omega} Novo_{Fator_i^k})}{\sum_i^{N\Psi} Fator_i^k} \quad (6.6)$$

Ψ : conjuntos de usinas cujo a geração calculada não viola a potência instalada.

Seguindo tal procedimento, o $\sum_i^{N\Psi} Fator_i^k + \sum_i^{N\Omega} Fator_i^k = 1$, como esperado. Todavia, quando os fatores do conjunto de usinas cuja geração calculada viola a potência instalada, são reduzidos, há um aumento dos fatores do conjunto de usinas para as quais a geração calculada não violava a potência instalada. Assim, podem ocorrer casos de usinas que antes não violavam passarem a violar. Assim, o processo é reiniciado até que todas as usinas estejam limitadas pela sua potência instalada.

A Figura 90 ilustra um exemplo da aplicação do processo iterativo de redistribuição dos fatores.

Figura 90 Comparação da separação da previsão por usinas usando a correção pela geração verificada



- IV. Outra possibilidade de violação ocorre quando existir um intervalo “k” tal que: $Prev_{Gr}^k \cdot Fator_i^k > P_{inst}^i$. Desta forma, cria-se novamente um fator de redução, de forma que o valor da previsão individual calculada pelo fator seja igual a potência instalada, conforme:

$$ft_{prev_{\Omega}}^k = \frac{P_{inst}^{\Omega}}{(Prev_{Gr}^k \cdot Fator_{\Omega}^k)} \quad (6.7)$$

Assim esse fator de redução é usado para recalcular o fator de separação:

$$Novo_{Fator_{\Omega}^k} = Fator_{\Omega}^k \cdot ft_{prev_{\Omega}}^k \quad (6.8)$$

O conjunto de usinas Ω , recebem os novos fatores, de acordo com a seguinte equação.

$$Fator_{\Omega}^k = Novo_{Fator_{\Omega}^k} \quad (6.9)$$

Para as demais usinas, os fatores são reespecificados de acordo com:

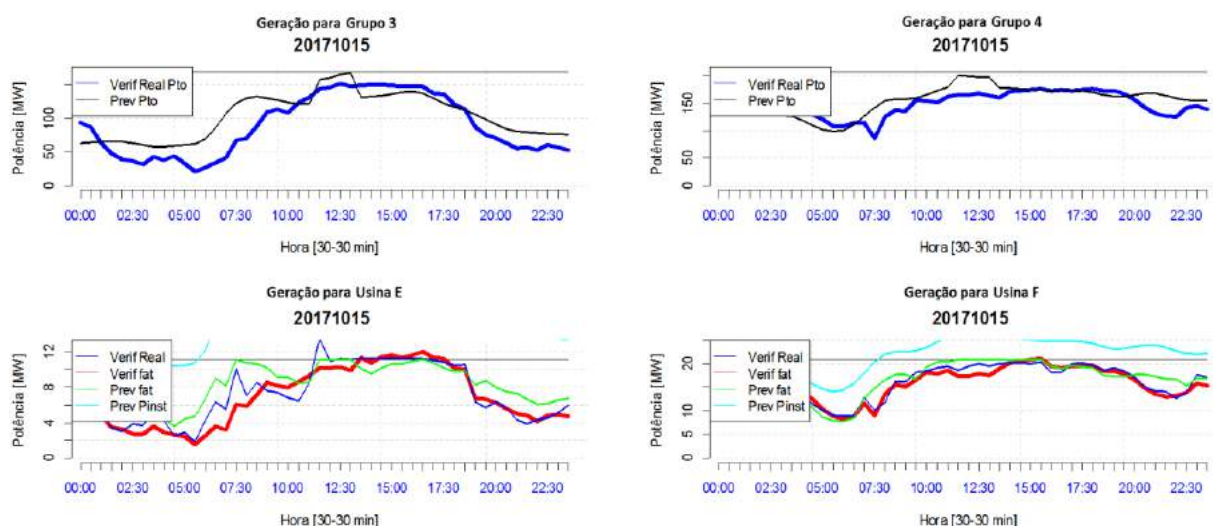
$$Fator_{\Psi}^k = Fator_{\Psi}^k \cdot \frac{(1 - \sum_i^{N_{\Omega}} Novo_{Fator_i^k})}{\sum_i^{N_{\Psi}} Fator_i^k} \quad (6.10)$$

Desta forma o $\sum_i^{N_{\Psi}} Fator_i^k + \sum_i^{N_{\Omega}} Fator_i^k = 1$, como esperado. Entretanto, como no caso anterior, quando os fatores do conjunto de usinas cuja previsão calculada viola a potência instalada são reduzidos, há um aumento dos fatores do conjunto de usinas cuja previsão calculada não viola a potência instalada. Podem ocorrer

em alguns casos, usinas que antes não violavam passarem a violar. Sendo assim, o processo é reiniciado até que todas as usinas estejam dentro dos seus limites.

A Figura 91 que exemplifica a aplicação mencionada da correção pela previsão de geração eólica calculada.

Figura 91 Comparação da separação da previsão por usinas usando a correção pela geração prevista



- V. Pode ocorrer situações que a segunda correção aumente o fator de algumas usinas e assim passe a violar as restrições da primeira correção. Desta forma, as correções devem ser feitas simultaneamente, ou seja, os itens III e IV deixam de ser efetuados, ficando apenas os passos descritos a seguir. Os itens III e IV serviram, portanto, apenas para ilustrar a metodologia proposta.

Quando existir um intervalo “k” tal que: $Prev_{Gr}^k \cdot Fator_i^k > P_{inst}^i$ e/ou $Ger_{Gr}^k \cdot Fator_i^k > P_{inst}^i$, cria-se dois fatores de redução, de forma que o valor da geração ou previsão individual calculada pelo fator seja igual a potência instalada, de acordo com a seguintes equações:

$$ft_{prev_{\Omega}}^k = \frac{P_{inst}^{\Omega}}{(Prev_{Gr}^k \cdot Fator_{\Omega}^k)} \text{ e } ft_{ger_{\Omega}}^k = \frac{P_{inst}^{\Omega}}{(Ger_{Gr}^k \cdot Fator_{\Omega}^k)} \quad (6.11)$$

Ω : conjuntos de usinas cujo a previsão e/ou geração calculada viola a potência instalada.

Assim esse fator de redução é usado para recalcular o fator de separação, sendo utilizadas as posições dos vetores que mais reduzem o fator, entre $ft_{prev_{\Omega}}^k$ e $ft_{ger_{\Omega}}^k$.

$$Novo_{Fator_{\Omega}^k} = Fator_{\Omega}^k \cdot \text{Min}\{ft_{prev_{\Omega}^k}, ft_{ger_{\Omega}^k}\} \quad (6.12)$$

O conjunto de usinas Ω que violaram, recebem os novos fatores.

$$Fator_{\Omega}^k = Novo_{Fator_{\Omega}^k} \quad (6.13)$$

Para as demais usinas, os fatores são reespecificados conforme segue:

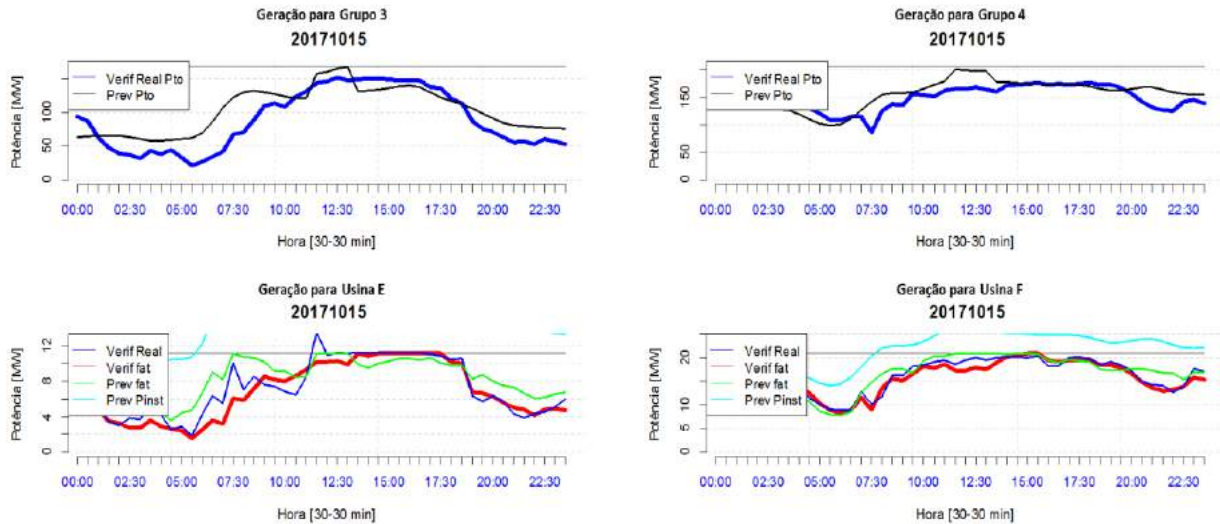
$$Fator_{\Psi}^k = Fator_{\Psi}^k \cdot \frac{(1 - \sum_i^{N\Omega} Novo_{Fator_i^k})}{\sum_i^{N\Psi} Fator_i^k} \quad (6.14)$$

Ψ : conjuntos de usinas cujo a previsão e/ou geração calculada não viola a potência instalada.

Sendo assim, o $\sum_i^{N\Psi} Fator_i^k + \sum_i^{N\Omega} Fator_i^k = 1$, como esperado. Como nos dois casos anteriores, podem ocorrer usinas que antes não violavam e passaram a violar. Nesta situação o processo é reiniciado até que todas as usinas estejam dentro dos seus limites.

A Figura 92 que exemplifica a aplicação mencionada da correção simultânea pela geração verificada e geração prevista.

Figura 92 Comparação da separação da previsão por usinas usando a correção pela geração verificada e prevista



7 RESULTADOS

Esta seção tem por objetivo descrever alguns resultados obtidos pelo uso operacional do modelo de previsão de geração eólica. É também apresentado o relatório diário gerado pelo modelo de previsão de geração de fonte eólica no ONS, com o modelo Físico Estimado e dados do Eta, GFS, ECMWF e BAM.

7.1 Desempenho do modelo

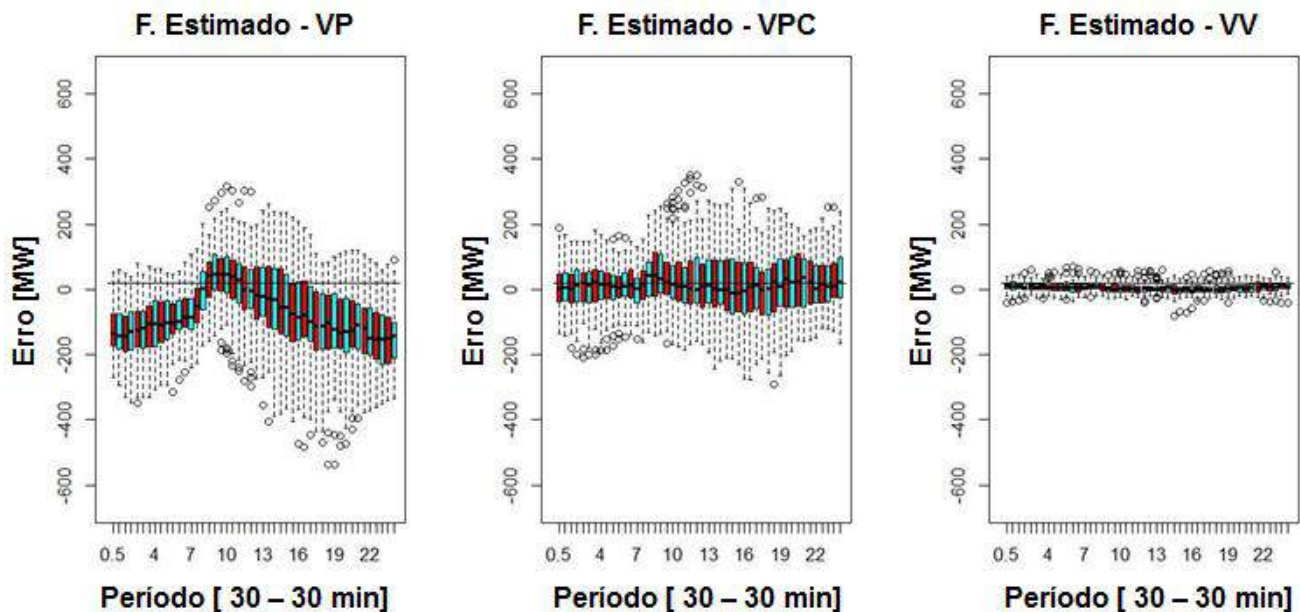
O desempenho do modelo está relacionado à qualidade dos dados verificados, que são essenciais para um bom ajuste. O fator preponderante, no entanto, é a qualidade de previsão de vento. Por mais bem calibradas que estejam as funções Vento x Potência, previsões meteorológicas distantes da realidade acarretam um resultado ruim da previsão de geração eólica.

Para avaliação dos resultados das previsões para os diferentes modelos meteorológicos, foi escolhido um horizonte que contenha um conjunto de usinas com dados de vento verificado de relativa qualidade, preferencialmente cujo MHV tenha sido formado basicamente por vento verificado da EPE. A previsão foi feita para trinta e três usinas, de forma a poder avaliar o ganho da metodologia de correção do vento previsto, descrita no item 3.2. Foram efetuadas três simulações, sendo que a calibração foi realizada com geração e vento verificados: (i) na primeira, a previsão feita com o vento previsto original (VP), sem correção; (ii) na segunda, a previsão foi realizada com vento previsto corrigido (VPC); (iii) na terceira, a previsão foi construída com o vento verificado (VV). Essa opção foi utilizada apenas para avaliação do erro de ajuste do modelo.

O período considerado para as previsões foi abril/2016 e maio/2016. A Figura 93 destaca as três situações. Nesta figura é apresentado o boxplot do desvio bruto, Equação (7.1), para cada intervalo i de trinta minutos, ou seja, para os quarenta e oito intervalos do dia.

$$Erro_i[MW] = P_{verif_i}[MW] - P_{prev_i}[MW] \quad (7.1)$$

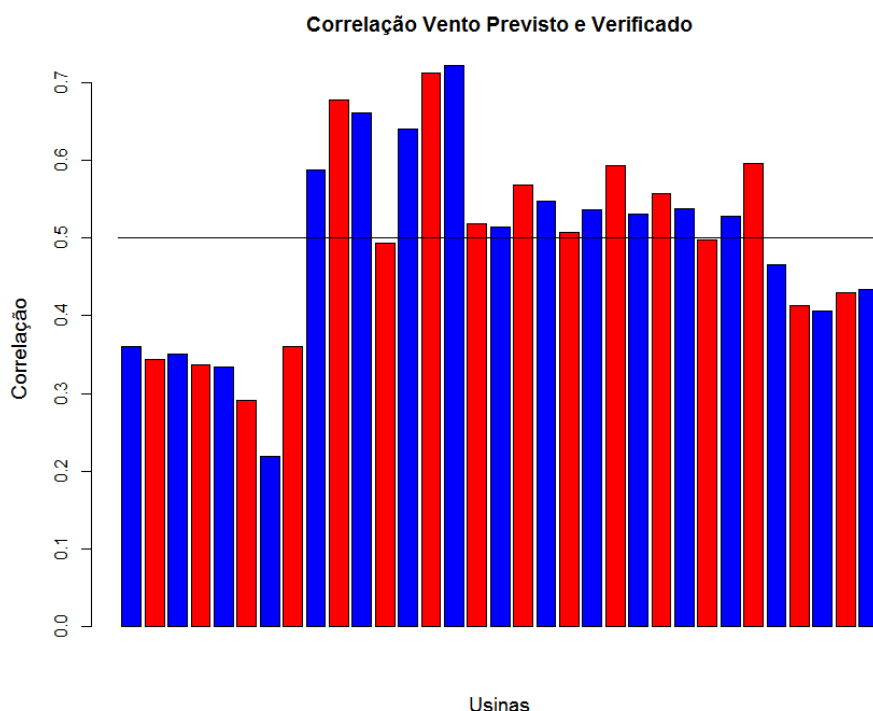
Figura 93 Aplicação dos modelos para 33 usinas (previsão com vento previsto)



Recorrendo à Figura 93, observa-se que a previsão de geração de fonte eólica, para o início e para o fim do dia, apresenta um viés bem característico, causando desvios significativos na previsão. Entretanto, quando a previsão de vento é corrigida, há uma melhora significativa, apresentando desvios bem inferiores, tendo para os dois modelos a mediana praticamente centrada na origem. Assim sendo, conclui-se que a correção do vento é fundamental para uma boa qualidade de previsão de geração de fonte eólica. O uso do vento corrigido ainda apresenta erros significativos, indicando a dificuldade de se obter uma boa previsão de vento. Portanto, apenas para avaliação do modelo, supondo a posse de dados de vento verificado medidos com precisão e boa qualidade, foi feita a terceira simulação. Embora essa consideração não retrate a realidade, ela permite avaliar o desempenho do modelo quando a informação prevista é de excelente qualidade.

A Figura 94 apresenta um gráfico de barras que explicita os coeficientes de correlação para cada uma das 33 usinas simuladas. As duas cores utilizadas na figura são somente para oferecer melhor leitura das informações do gráfico, não tendo nenhum significado.

Figura 94 Coeficiente de correlação entre o vento previsto e verificado das 33 usinas



Pela Figura 94 é possível notar que muitas usinas apresentam coeficiente de correlação abaixo de 0,5 para o período considerado (abril/2016 e maio/2016), demonstrando a enorme dificuldade que se tem para uma boa previsão de geração de fonte eólica. A Figura 95, a Figura 96 e a Figura 97 ilustram a usina com a menor, a média e a maior correlação dentre as 33 usinas respectivamente. O valor do coeficiente de correlação para a Figura 95 é 0,22, para a Figura 96 é 0,51 e para Figura 97 é 0,72. Observa-se que, mesmo para o caso de correlação alta, a dispersão é significativa.

Figura 95 Dispersão entre o vento previsto e verificado da usina com menor correlação

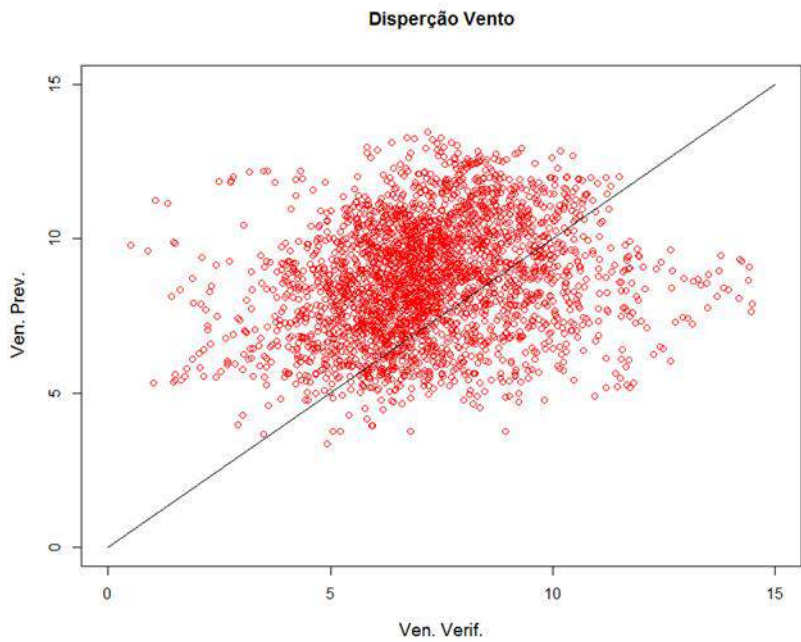


Figura 96 Dispersão entre o vento previsto e verificado da usina com a correlação média

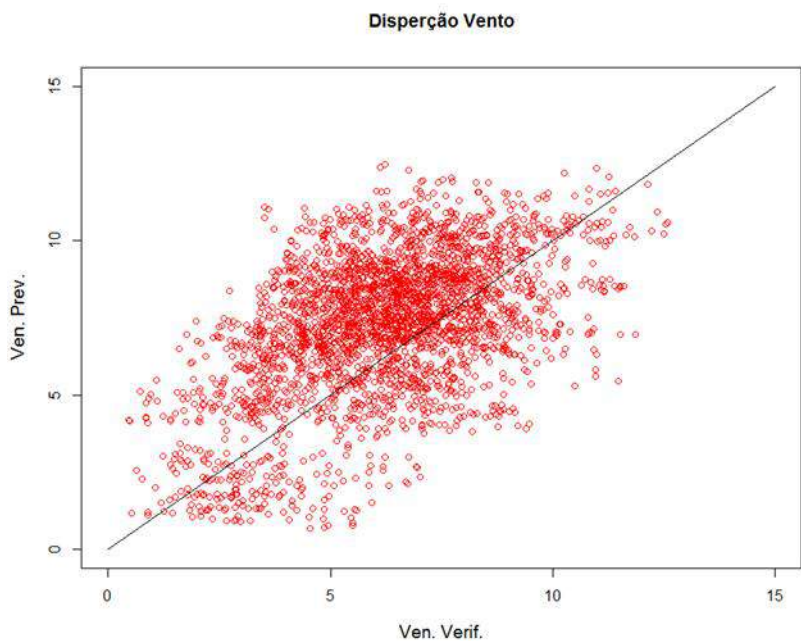
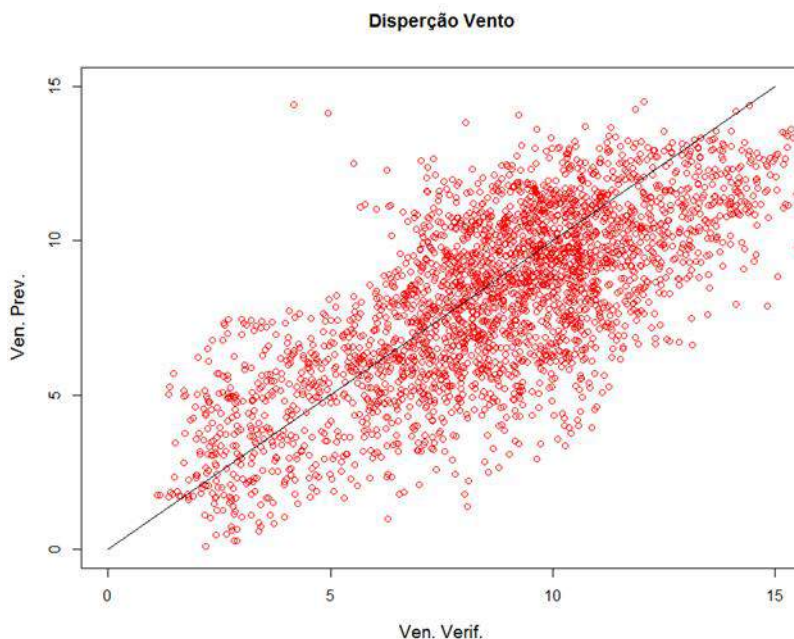


Figura 97 Dispersão entre o vento previsto e verificado da usina com a maior correlação



7.2 Métricas utilizadas para avaliação dos desvios da previsão

Várias métricas são utilizadas para avaliação de desempenho do modelo de previsão, apresentando características positivas e negativas. Dependendo da análise em questão, uma ou outra pode ser mais apropriada. As Equações de (7.2) a (7.7) apresentam as métricas utilizadas. A primeira delas é o erro médio (*mean error*):

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{verif}^i - P_{prev}^i) \quad (7.2)$$

O erro absoluto médio (*mean absolute error*) é calculado como segue:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_{verif}^i - P_{prev}^i| \quad (7.3)$$

O erro percentual absoluto médio (*mean absolute percentage error*):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_{verif}^i - P_{prev}^i}{P_{verif}^i} \right| \cdot 100 \quad (7.4)$$

Outra métrica muito importante é o erro médio quadrático (*root mean square error*), descrito na equação:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{verif}^i - P_{prev}^i)^2} \quad (7.5)$$

É utilizado também o erro percentual médio normalizado (*normalized absolute percentage error*). Normalizado pela potência instalada:

$$NMAPE_{P_{inst}} = \frac{1}{N \cdot P_{inst}^{tot}} \sum_{i=1}^N |(P_{verif}^i - P_{prev}^i)| \cdot 100 \quad (7.6)$$

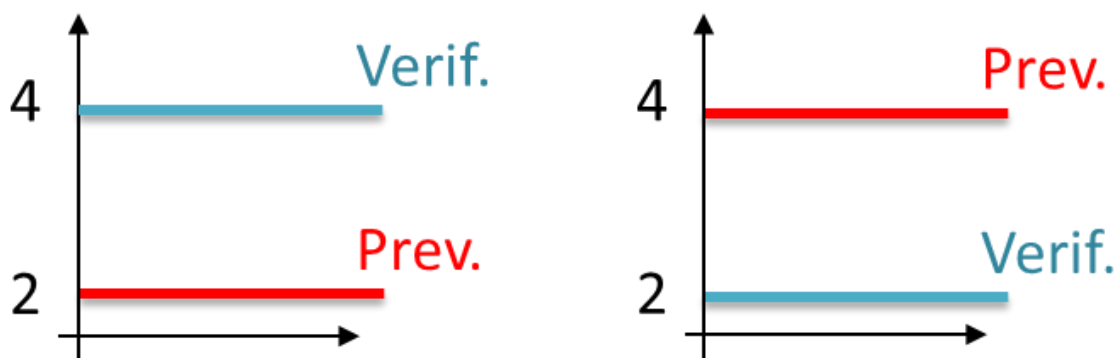
Também é utilizado o erro percentual médio normalizado pela potência instalada vezes o fator de capacidade:

$$NMAPE_{fat_{cap}} = \frac{1}{N \cdot P_{inst}^{tot} \cdot fc} \sum_{i=1}^N |(P_{verif}^i - P_{prev}^i)| \cdot 100 \quad (7.7)$$

A métrica do MAPE dada na Equação (7.4) é muito útil na análise de desvios de previsão. Entretanto, deve-se ter cuidado com seu uso, uma vez que é um somatório de frações onde o denominador é a geração verificada. O inconveniente disso é que muitas vezes a usina eólica pode apresentar geração muito baixa, levando à superestimação do valor do somatório. Portanto, o uso do MAPE para usinas individuais ou pequenos conjuntos não é indicado. Porém, para avaliação de desvios de um conjunto agregado maior de usinas, como por exemplo a avaliação de desvios por ponto de conexão, por estado, ou para uma região, seu uso pode ser recomendado.

Um outro problema do MAPE é o fato de um mesmo desvio absoluto levar a considerações de desvio percentual bem distinto, a Figura 98 apresenta duas previsões hipotéticas em dias distintos. O gráfico à esquerda representa um dia onde a previsão possui valor 2 e o ocorrido foi 4, e o gráfico a direita um dia onde o previsto foi 4 e o verificado foi 2.

Figura 98 Exemplo de aplicação do MAPE e NMAPE



Como pode ser constatado, na Figura 98 o desvio absoluto do desvio nas duas situações é de 2 unidades. Todavia, o MAPE para as duas situações é bem distinto, conforme calculado na Equação (7.8) e na Equação (7.9), a seguir:

$$Erro_1 = \left| \frac{Verif_1 - Prev_1}{Verif_1} \right| = \left| \frac{4 - 2}{4} \right| = 50\% \quad (7.8)$$

$$Erro_2 = \left| \frac{Verif_2 - Prev_2}{Verif_2} \right| = \left| \frac{2 - 4}{2} \right| = 100\% \quad (7.9)$$

Para o NMAPE, esse inconveniente não ocorre, dado que em ambas situações a referência é a mesma. O cálculo do NMAPE toma como referência, hipoteticamente, o valor 4, resultando, portanto, pela Equação (7.10) e pela Equação (7.11) em:

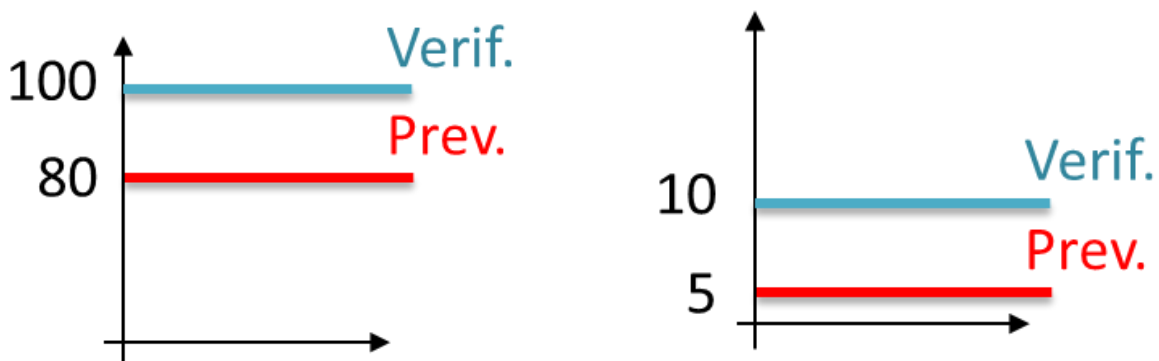
$$Erro_1 = \frac{1}{4} |Verif_1 - Prev_1| = \frac{1}{4} |4 - 2| = 50\% \quad (7.10)$$

$$Erro_2 = \frac{1}{4} |Verif_2 - Prev_2| = \frac{1}{4} |2 - 4| = 50\% \quad (7.11)$$

Como pode ser observado, entre as duas Equações do MAPE, (7.8) e (7.9), e as duas Equações do NMAPE, (7.10) e (7.11), os índices que apresentam maior concordância são os do NMAPE.

Outra particularidade que o MAPE apresenta em relação ao NMAPE é quanto a gravidade que seu valor expressa. De acordo com a Figura 99, o MAPE do gráfico a esquerda resulta em 20% com desvio de 20 unidades e do gráfico da direita 50% com desvio de 5 unidades. Desta forma um MAPE maior não indica um desvio em MW maior, que de fato é o mais preocupante.

Figura 99 Exemplo de aplicação do MAPE e NMAPE



A Figura 100 ilustra uma previsão real para o NE onde a geração verificada é muito maior do que a previsão do modelo utilizando o vento do Eta. Vale salientar que em um determinado horário o erro chega a 80%, de acordo com o MAPE. A Figura 101 representa um desvio onde a geração é menor que a previsão, sendo que em um determinado instante o erro chega a 220% de acordo com o MAPE, porém o erro em MW é menor do que ao apresentado na Figura 100. Apesar de a curva do modelo utilizando o Eta ser mais aderente na Figura 101 em relação à Figura 100, o desvio médio para o dia é de 65% na Figura 101 contra 30% na Figura 100

Figura 100 Exemplo de erro com geração verificada superior à previsão

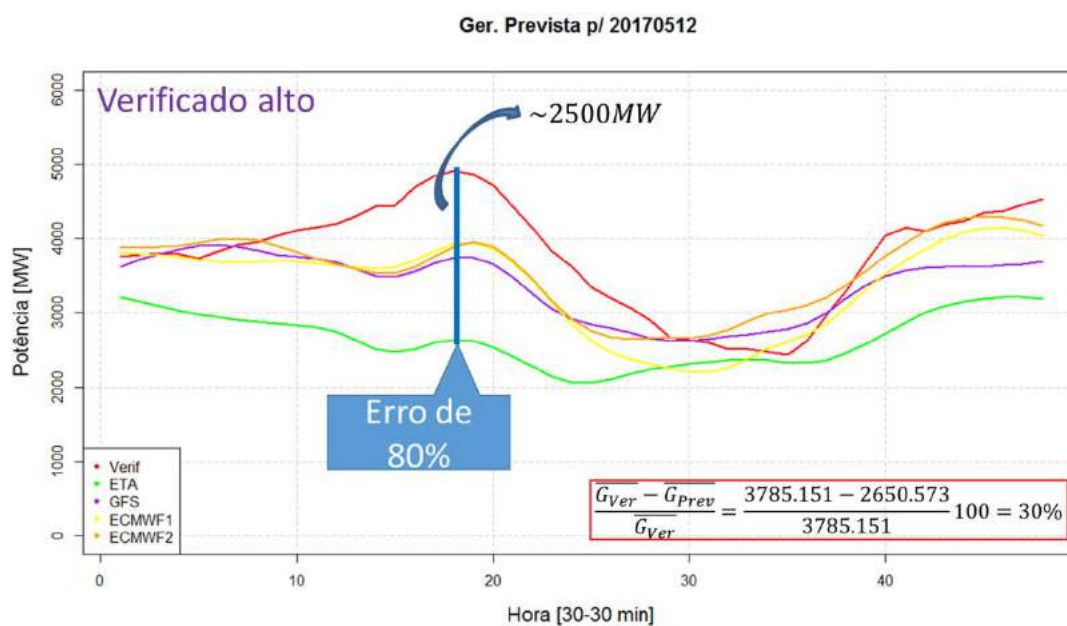
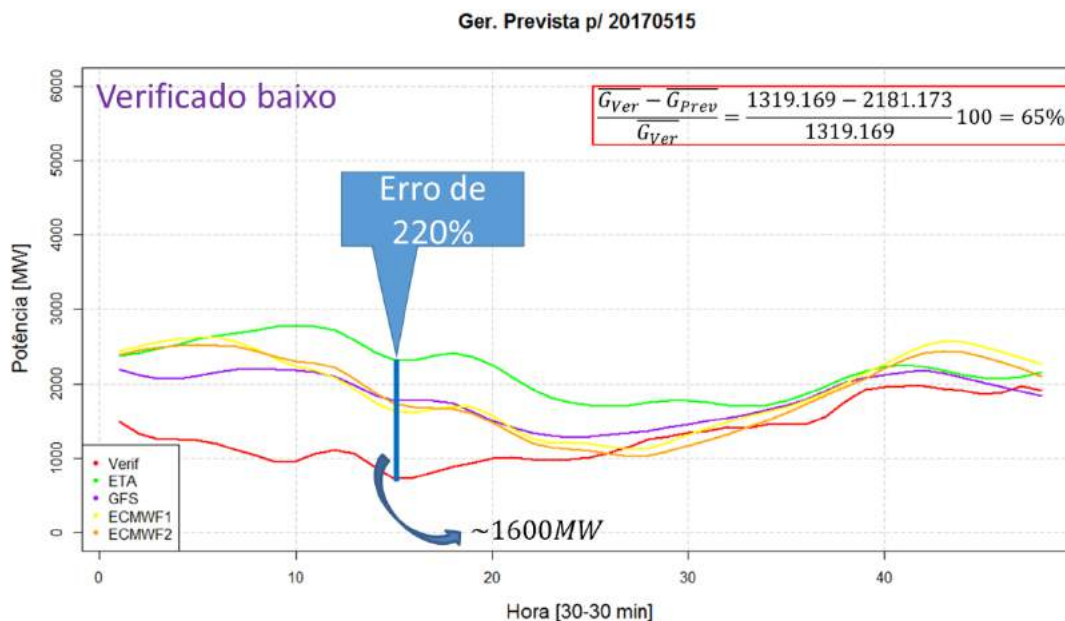
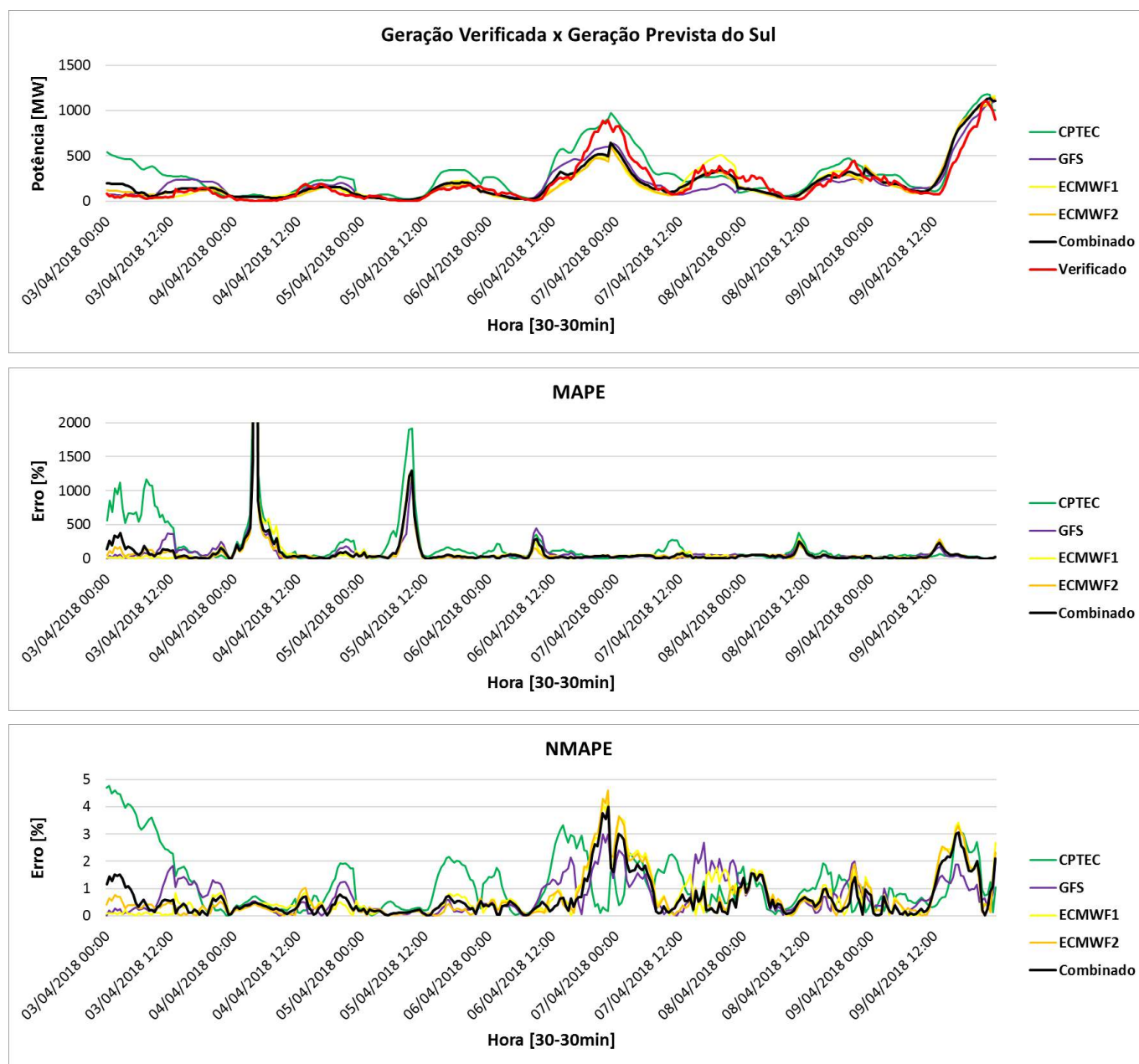


Figura 101 Exemplo de erro com verificado mais baixo que a previsão



Para análise dos desvios do subsistema Nordeste, o MAPE pode ser considerado, mesmo com suas peculiaridades. Todavia, para o subsistema Sul, seu uso não é recomendado, apesar de nesse relatório esta métrica ser apresentada. A justificativa deve-se ao fato da geração eólica no Sul se aproximar de zero com muita frequência gerando desvios altos em percentual, mesmo que tais desvios sejam baixos em MW (megawatt). A Figura 102 ilustra um caso, de 03/04/2018 a 09/04/2018, sendo um período de geração eólica muito baixa, como pode ser observado existem erros que ultrapassam 2000% segundo a métrica do MAPE, e pelo NMAPE o erro é baixo.

Figura 102 Exemplo de erro para um período do Sul



Dado o exposto, pode-se concluir que o uso de apenas uma métrica pode não ser recomendável. O ideal é utilizar todas, de forma a observar o que cada uma está indicando. A preferência por uma métrica vai depender do objetivo de uso da previsão de geração eólica.

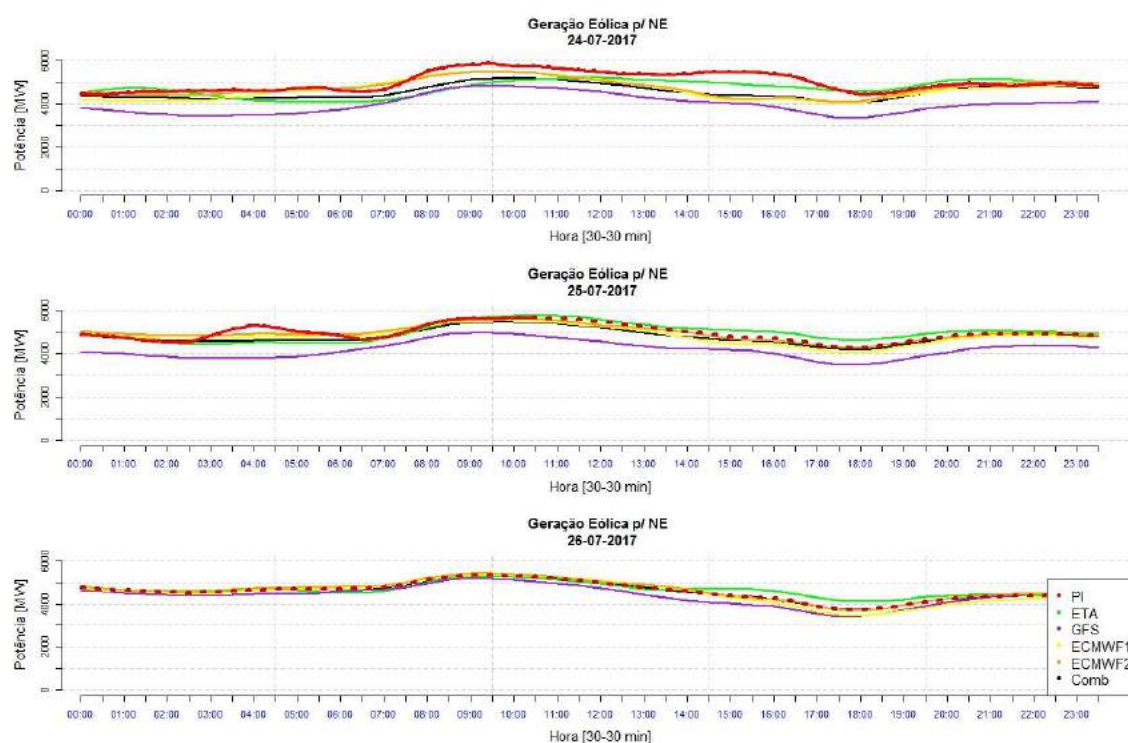
7.3 Relatório diário da previsão eólica

Foi desenvolvida pelo ONS uma aplicação que gera automaticamente dois relatórios de análise das previsões de geração de fonte eólica, sendo um para o

subsistema Nordeste e outro para o subsistema Sul. Apresenta-se a seguir um dos relatórios, apenas como ilustração.

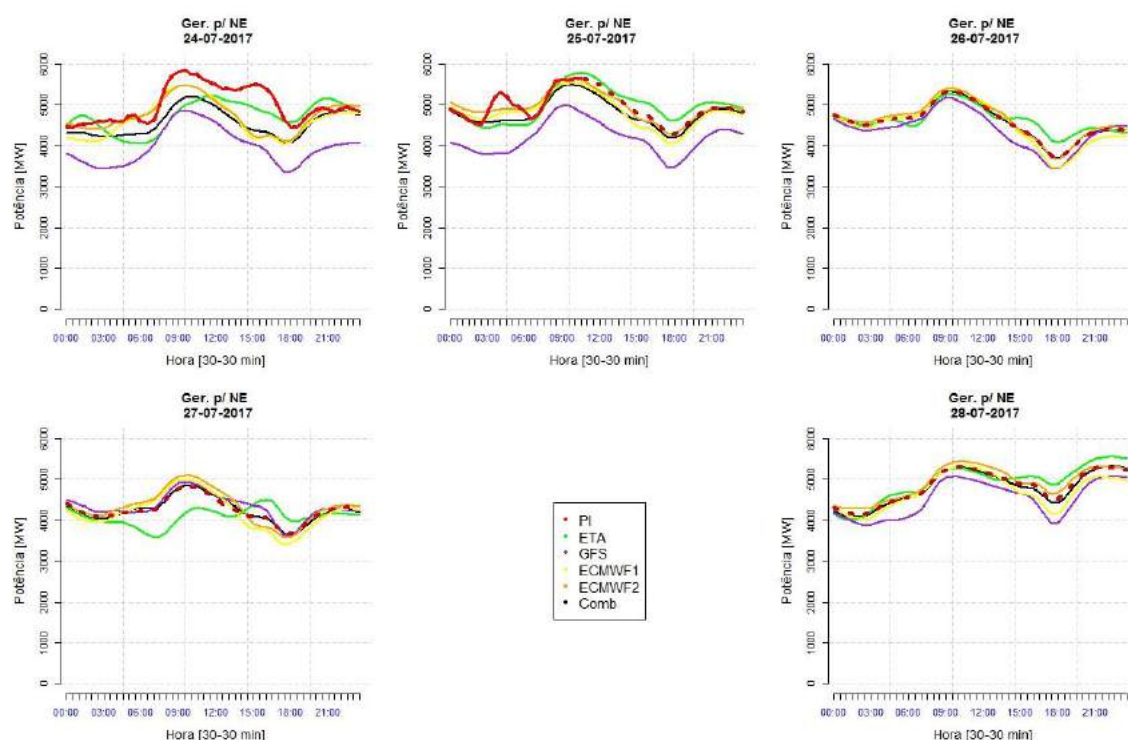
A Figura 103 ilustra as curvas de geração de fonte eólica para o Nordeste (prevista e verificada) para 24-07-2017 e parte de 25-07-2017, bem como a previsão para o dia 26-07-2017. Todas as previsões de geração de fonte eólica são baseadas nas previsões de vento dos modelos meteorológicos Eta, GFS, ECMWF, e a combinação destes. O modelo BAM não se encontra nestes exemplos, dado que ainda não estava sendo utilizado no período mostrado.

Figura 103 Geração e previsão eólica para D-1, D e D+1 do subsistema Nordeste



Na Figura 104 são apresentadas, em conjunto, as curvas de previsão eólica para o subsistema Nordeste, considerando o horizonte de 24-07-2017 ($D - 1$) à 28-07-2017 ($D + 3$).

Figura 104 Geração e previsão eólica para D-1, D, D+1, D+2 e D+3 do subsistema Nordeste



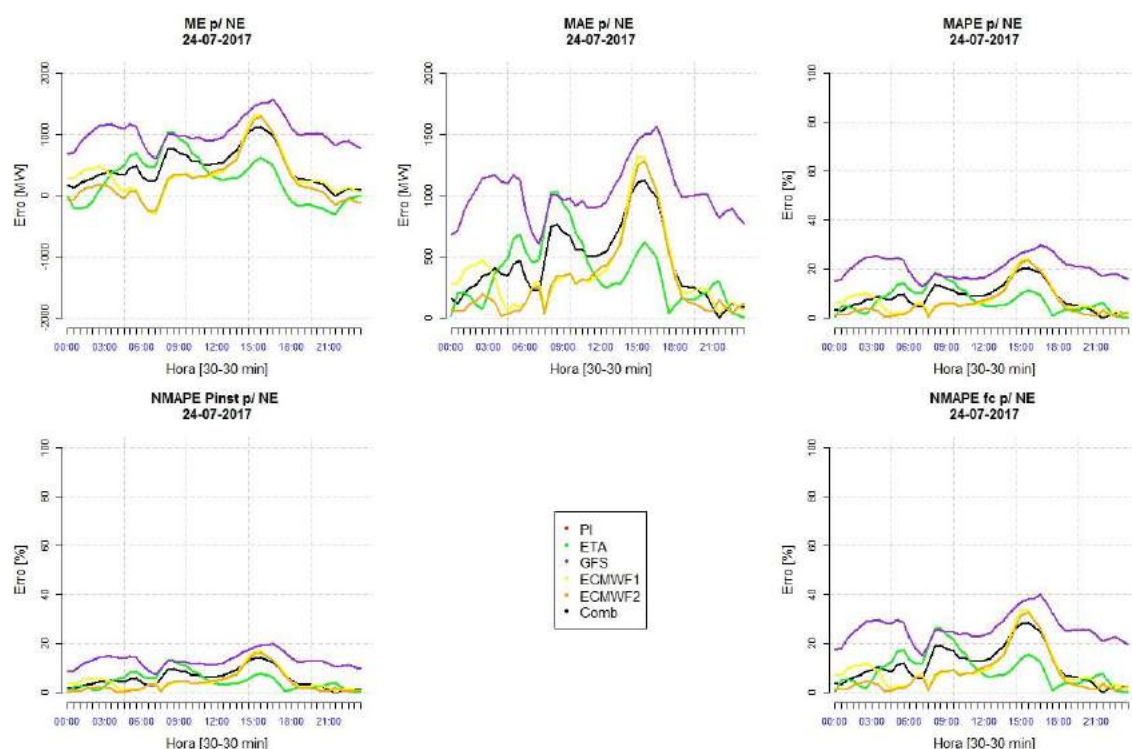
A Tabela 1 apresenta os valores dos desvios para 24-07-2017, conforme as métricas definidas nas Equações (7.2) à (7.7).

Tabela 1 Desvios de previsão de geração de fonte eólica

Tipo	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2
ME (MW)	456.00	269.80	1030.40	360.30	268.70
MAE (MW)	456.20	373.80	1030.40	392.80	325.60
MAPE (%)	8.80	7.20	20.60	7.70	6.20
RMSE(MW)	543.40	457.80	1054.00	511.20	469.40
NMAPE Pinst (%)	5.80	4.80	13.10	5.00	4.20
NMAPE fc (%)	11.60	9.50	26.30	10.00	8.30

A Figura 105 ilustra os indicadores de qualidade da previsão de geração de fonte eólica para cada meia hora, para o dia 25-07-2017.

Figura 105 Indicadores de qualidade da previsão eólica para o subsistema Nordeste



Da Figura 106 à Figura 110 são apresentadas a geração prevista e verificada de fonte eólica para os estados da Bahia, Ceará, Pernambuco, Piauí e Rio Grande do Norte, respectivamente.

Figura 106 Geração e previsão eólica para a Bahia

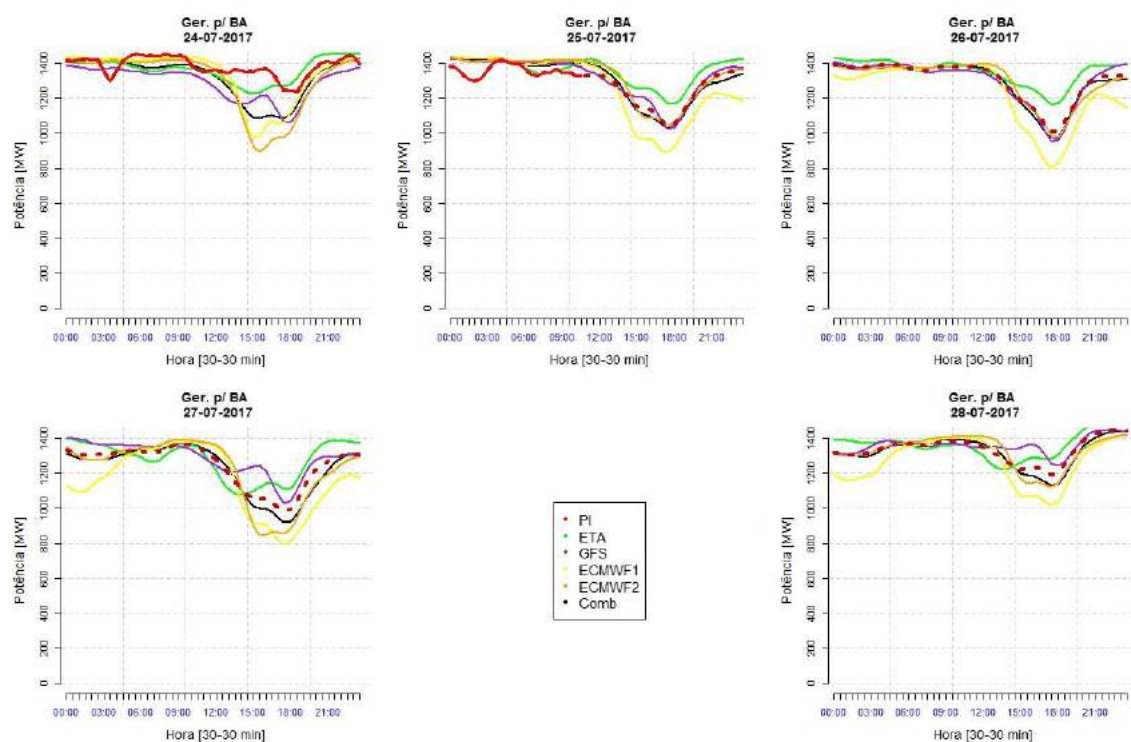


Figura 107 Geração e previsão eólica para o Ceará

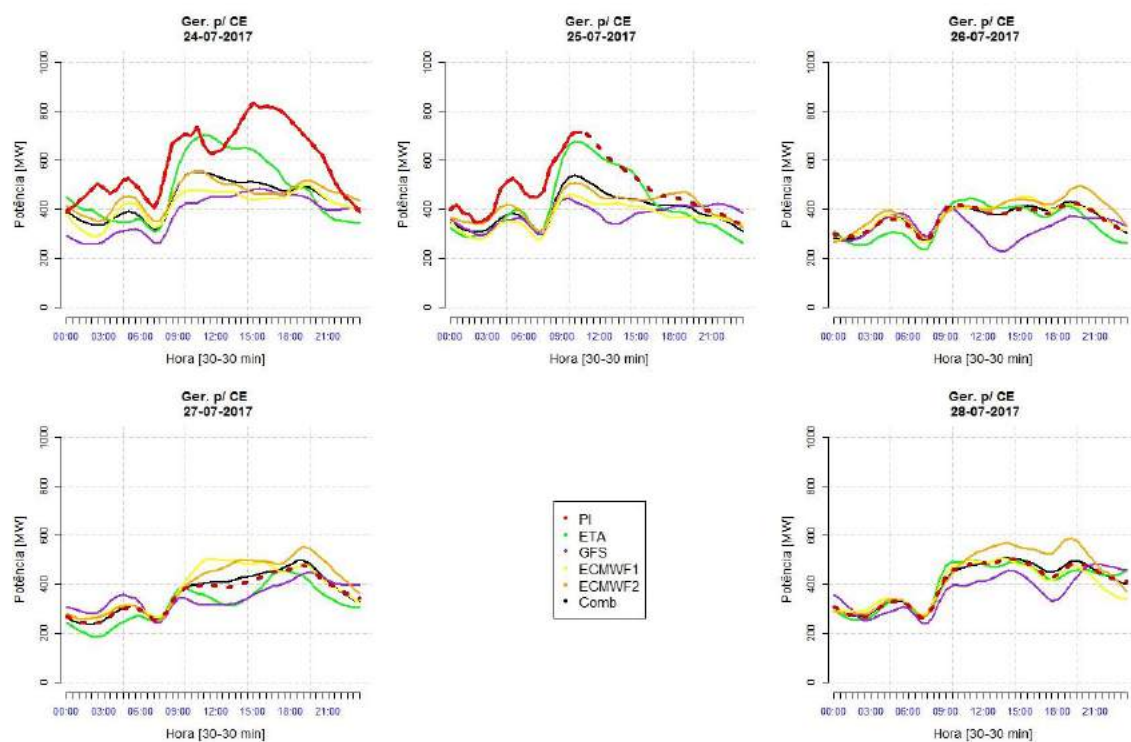


Figura 108 Geração e previsão eólica para o Pernambuco

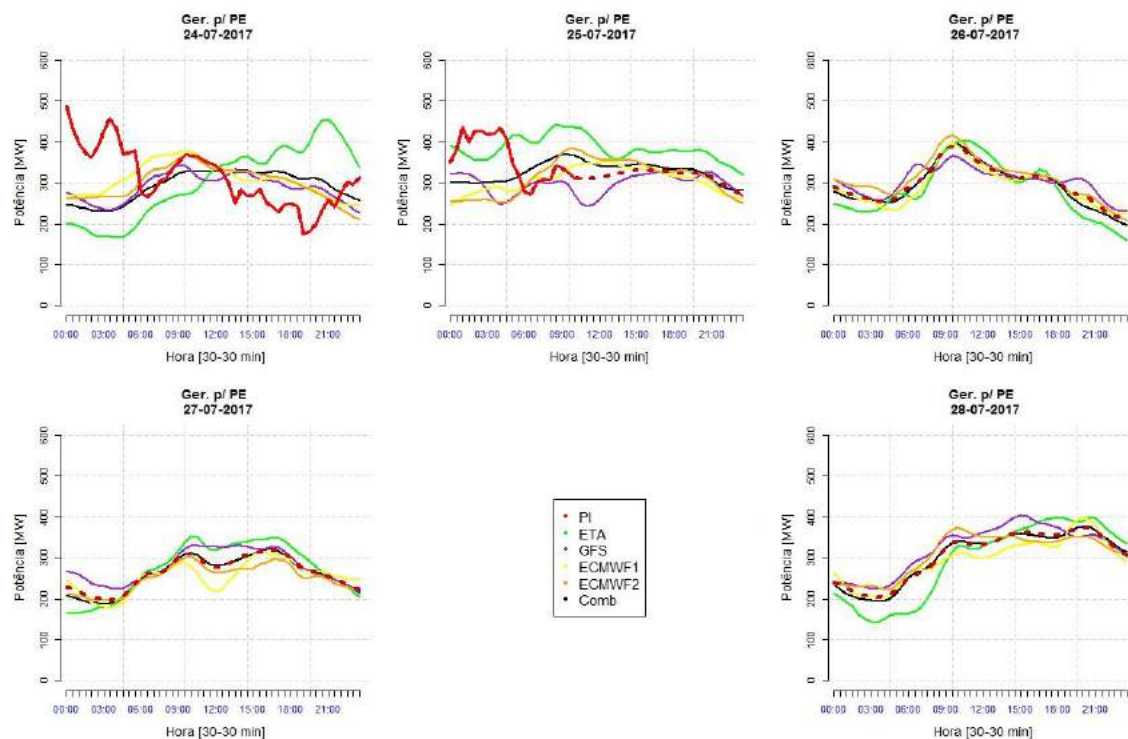


Figura 109 Geração e previsão eólica para o Piauí

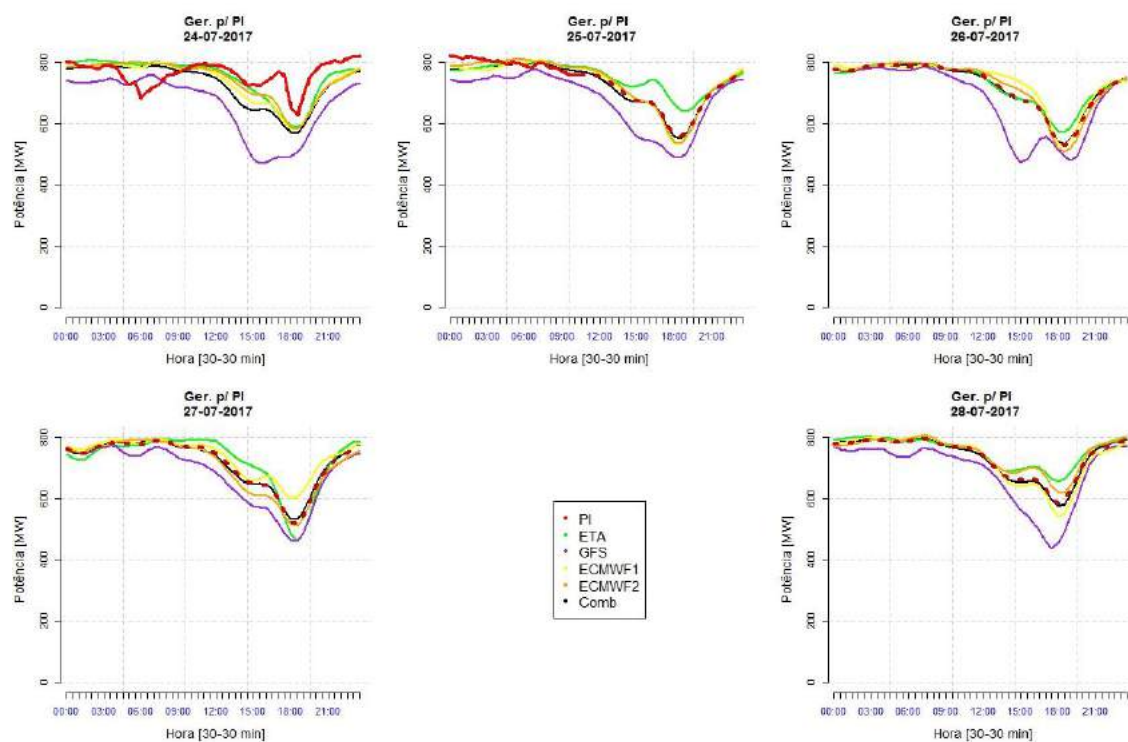
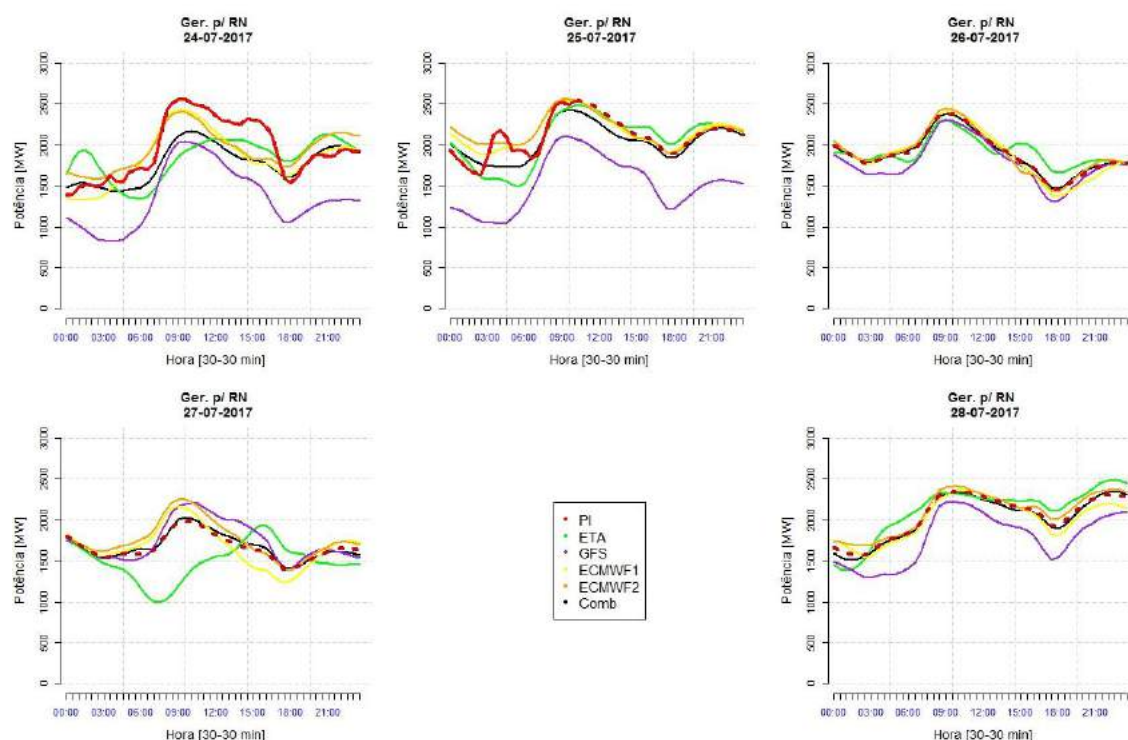


Figura 110 Geração e previsão eólica para o Rio Grande do Norte



A Tabela 2 apresenta os valores dos desvios para os últimos 30 dias (De 26-07-2017 à 24-08-2017), conforme as métricas definidas nas Equações (7.2) à (7.7), para o total do subsistema Nordeste.

Tabela 2 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do NE para 30 dias

Tipo	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2
ME (MW)	-63.17	-58.59	-245.52	83.06	-11.55
MAE (MW)	350.57	411.34	541.03	387.21	349.17
MAPE (%)	9.23	10.85	13.95	9.89	8.95
RMSE(MW)	448.31	531.15	654.57	505.79	457.85

Da Figura 111 à Figura 115 são apresentados os gráficos boxplot dos erros brutos dos últimos 30 dias do modelo de previsão eólica considerando todas as fontes meteorológicas e, ainda, a previsão combinada, para os estados da Bahia, do Ceará, de Pernambuco, do Piauí, do Rio Grande do Norte e para o Nordeste. O período considerado foi composto pelos últimos 30 dias.

Figura 111 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo combinado

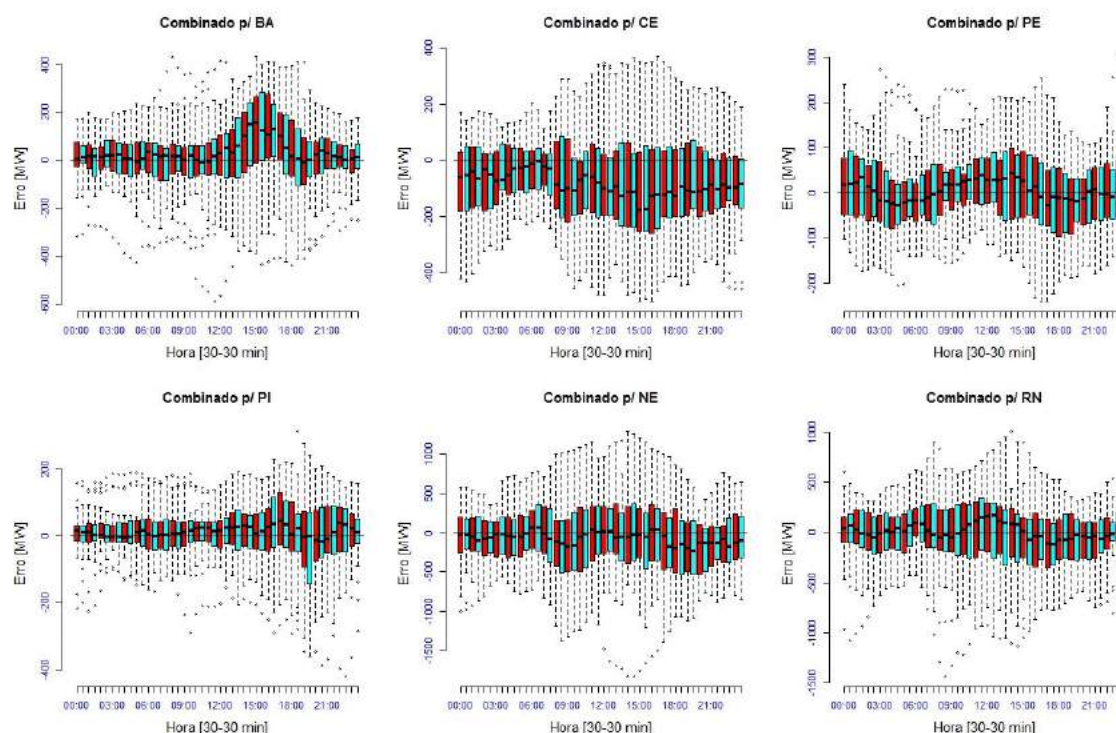


Figura 112 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do Eta

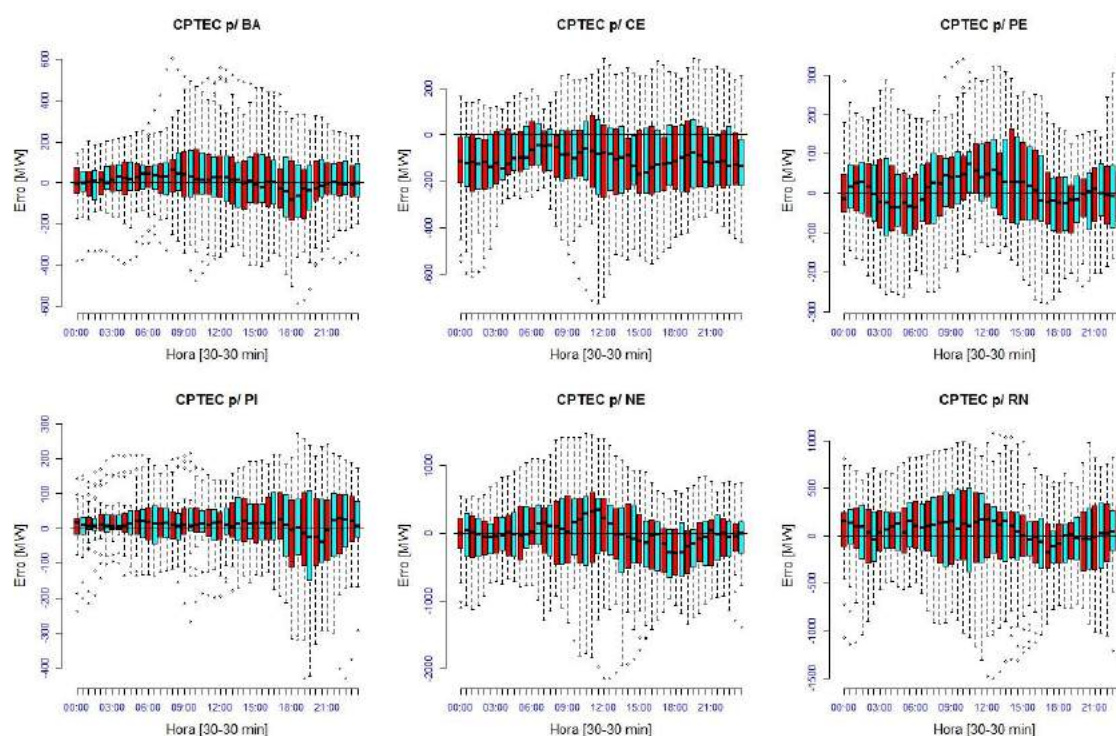


Figura 113 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do GFS

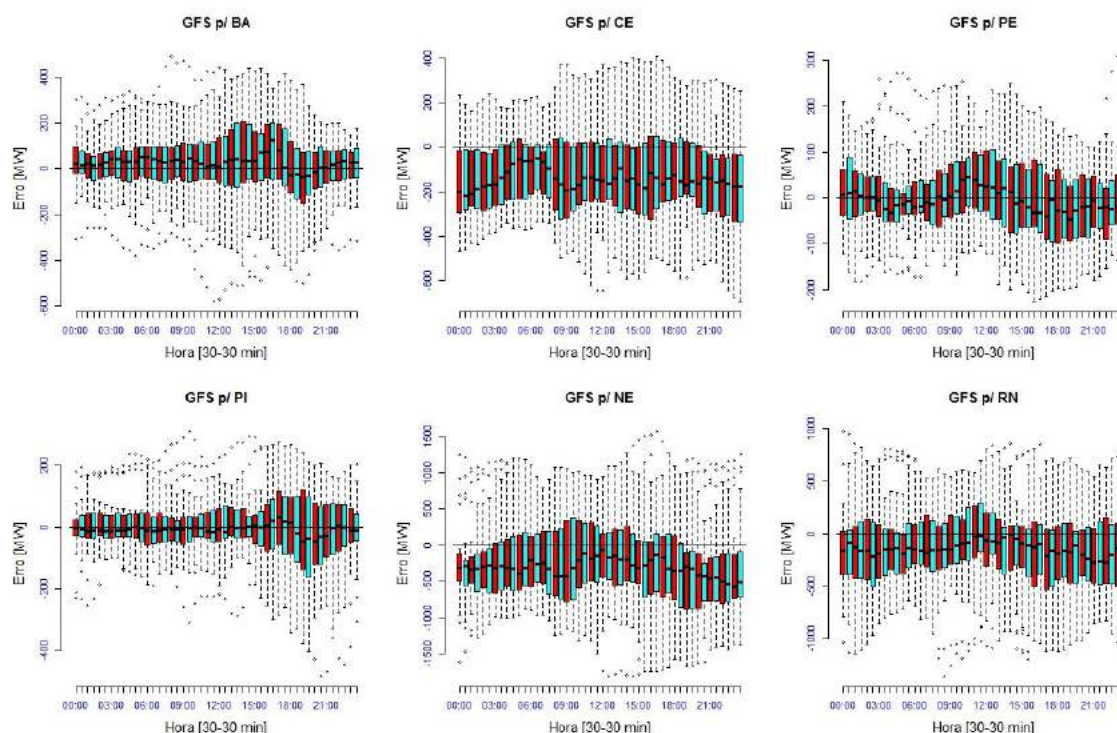


Figura 114 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do ECMWF1

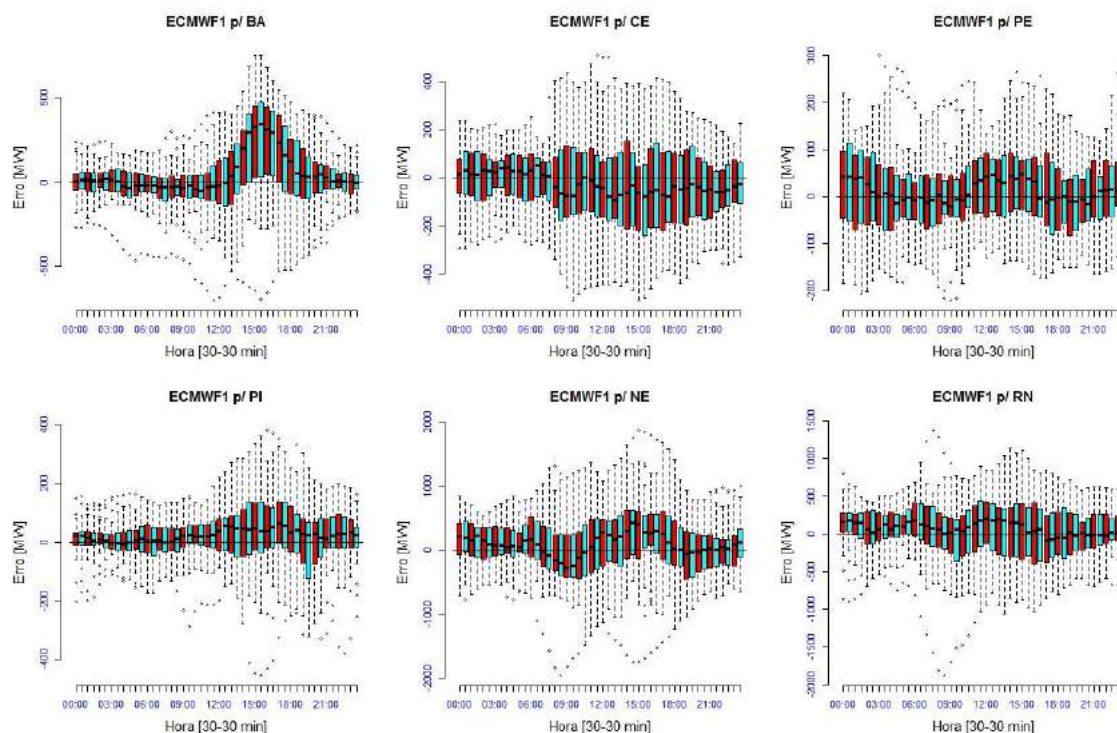
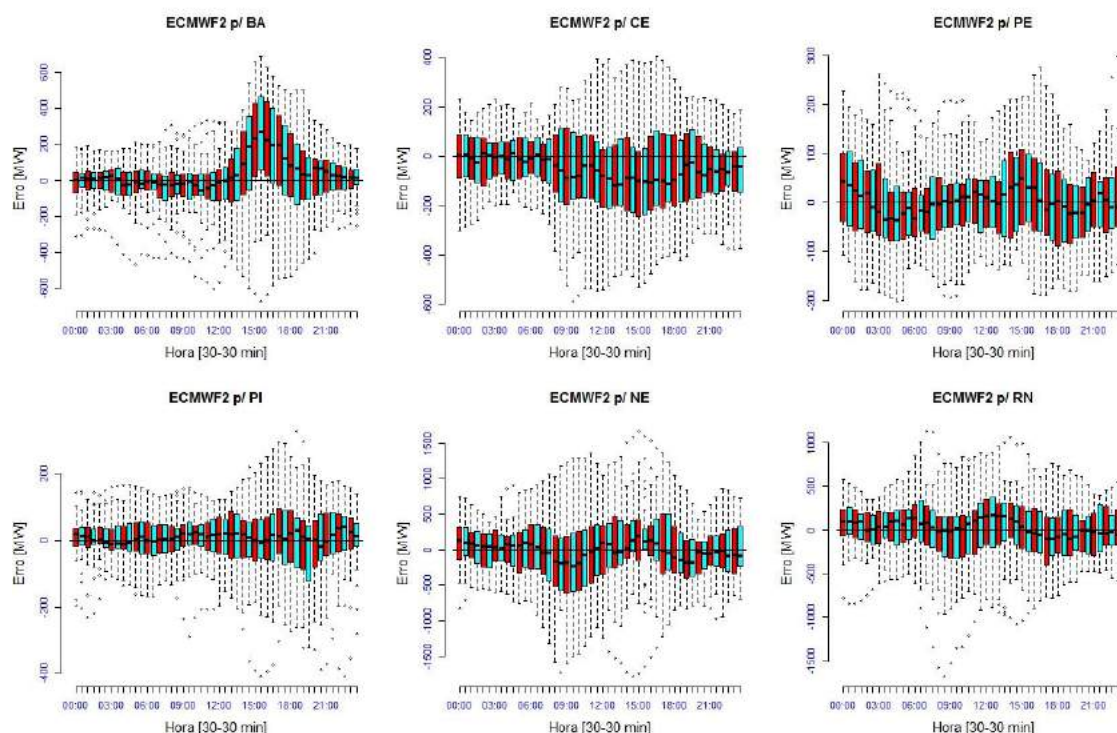


Figura 115 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do ECMWF2



A Figura 116 apresenta a evolução da geração de fonte eólica do Nordeste de março de 2014 a setembro de 2017. A Figura 117 detalha os últimos 60 dias. Nestas figuras é possível observar os valores máximos, médios e mínimos da geração de fonte eólica, e o significativo crescimento de sua amplitude. No detalhe dos 60 dias, pode-se observar a variabilidade da geração no curto prazo.

Figura 116 Evolução mínima, media e máxima da geração de fonte eólica do NE para os últimos 3 anos

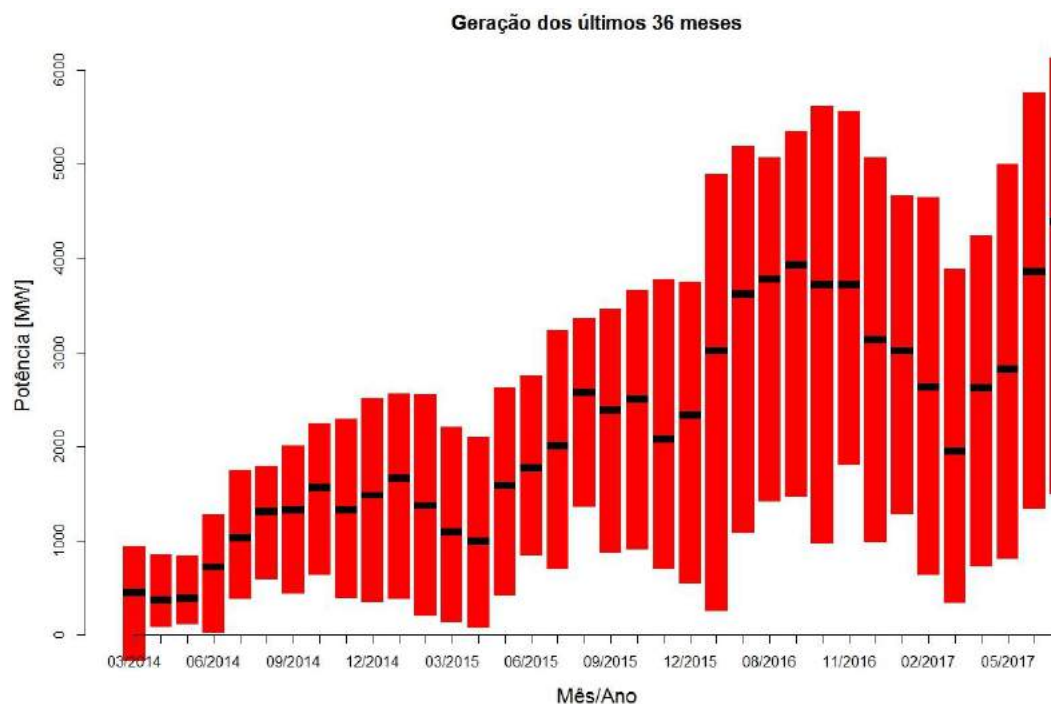
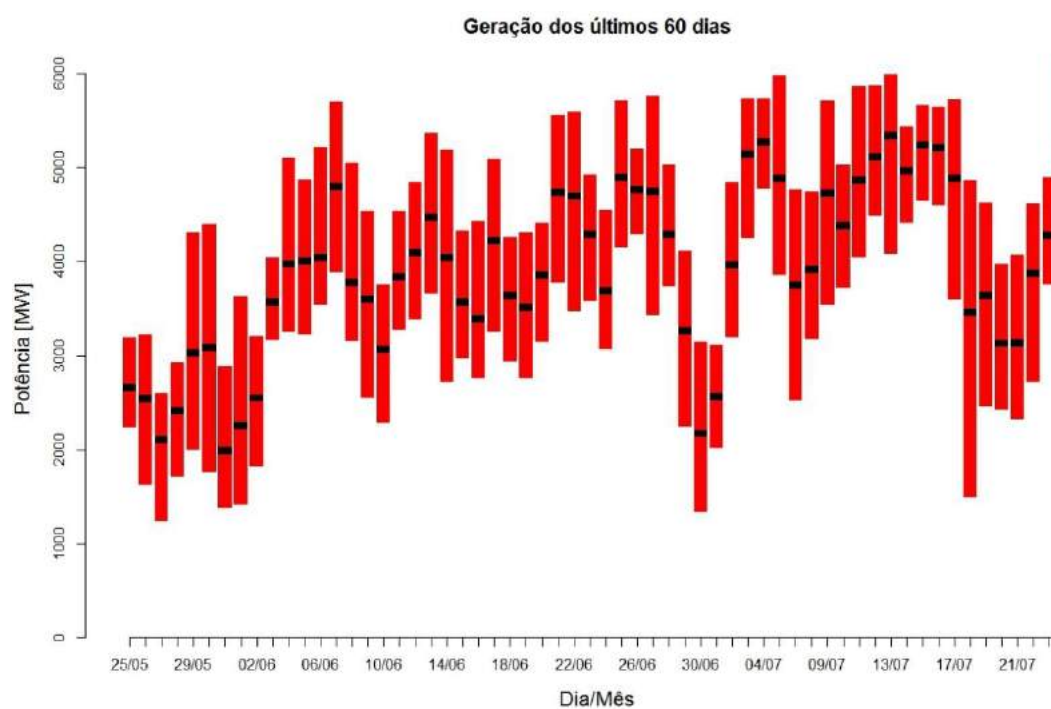


Figura 117 Evolução mínima, media e máxima da geração de fonte eólica do NE para os últimos 60 dias



Apenas para visualização e comparação entre as previsões de geração de fonte eólica do Sul e do Nordeste, a Figura 118 e a Figura 119 ilustram as curvas de previsão do relatório criado no dia 30-11-2017. Nestas figuras são apresentadas a previsão e a geração verificada do dia 29-11-2017 ($D - 1$), a previsão e parte da geração verificada para o dia 30-11-2017 (D) e as previsões para os dias 01-12-2017 ($D + 1$), 02-12-2017 ($D + 2$) e 03-12-2017 ($D + 3$).

Figura 118 Geração e previsão eólica para D-1, D, D+1, D+2 e D+3 do Sul

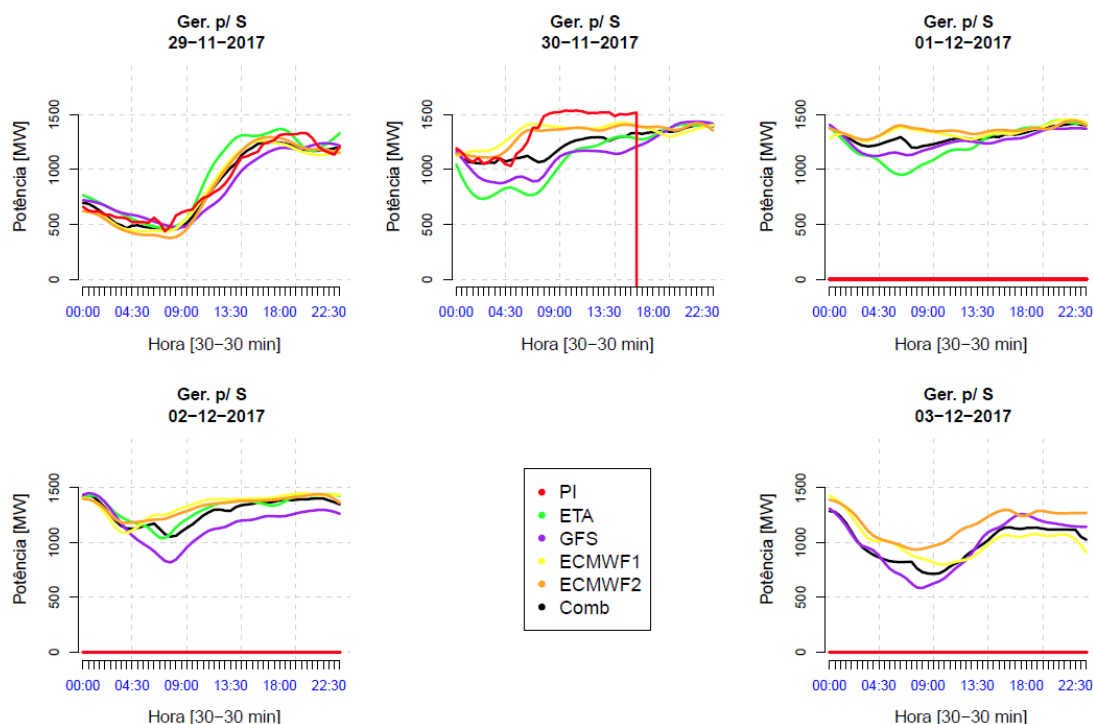
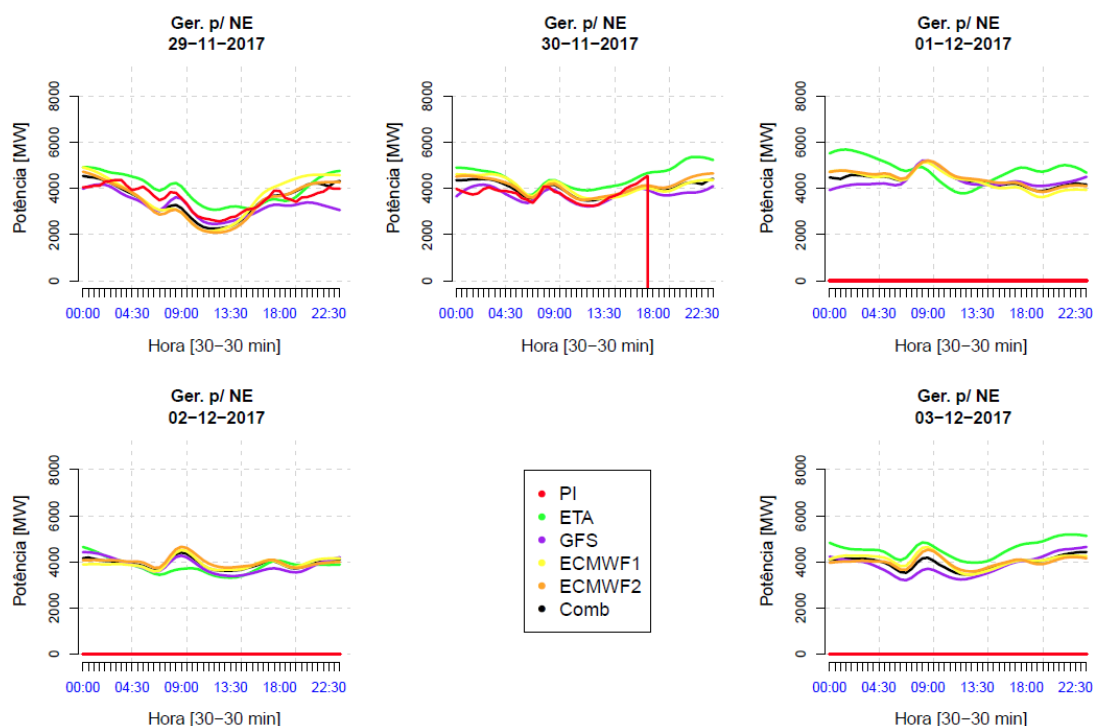


Figura 119 Geração e previsão eólica para D-1, D, D+1, D+2 e D+3 do NE



7.4 Resultados do período jan/2017 - nov/2018

O modelo de previsão de geração de fonte eólica está em operação desde o início de 2017. Inicialmente, o modelo dispunha apenas dos dados do modelo Eta. Posteriormente, a previsão passou a contemplar também o modelo americano GFS. Em maio de 2017, a previsão passou a contar também com informações do modelo europeu ECMWF. Finalmente, em 2018, entrou em teste o modelo BAM. No início da entrada de cada modelo de previsão numérica, por ausência de histórico, as respectivas previsões de geração de fonte eólica ficaram comprometidas. À medida em que são formados os históricos, as previsões se tornam mais estáveis. Sendo assim, para avaliar as previsões de geração de fonte eólica com cada um dos modelos meteorológicos, optou-se por desconsiderar as previsões iniciais.

Deve ser observado que, a menos quando explicitado, todos os gráficos e valores apresentados são relativos às previsões do tipo $D + 1$.

A seguir são apresentados gráficos da avaliação dos desvios de previsão segundo diversas métricas. Cada gráfico é uma avaliação mensal dos desvios, no período de janeiro de 2017 até novembro de 2018, para os subsistemas Nordeste e Sul. Este período foi selecionado por conter o modelo já em funcionamento estável

para o subsistema Nordeste, bem como para o Sul, cuja entrada em operação ocorreu em outubro de 2017. Os gráficos de cada métrica possuem eixos fixos para ambos os subsistemas, apesar de possíveis grandes diferenças de valores, para facilitar a comparação entre desvios.

Da Figura 120 à Figura 121 são apresentados os Erros Médios (*Mean Error* - ME) de cada subsistema em base mensal. Naturalmente, por ter uma capacidade instalada cerca de cinco vezes superior àquela do subsistema Sul, os valores observados/verificados no gráfico referente ao subsistema Nordeste são mais elevados.

Figura 120 Erro médio mensal da previsão eólica para o Nordeste

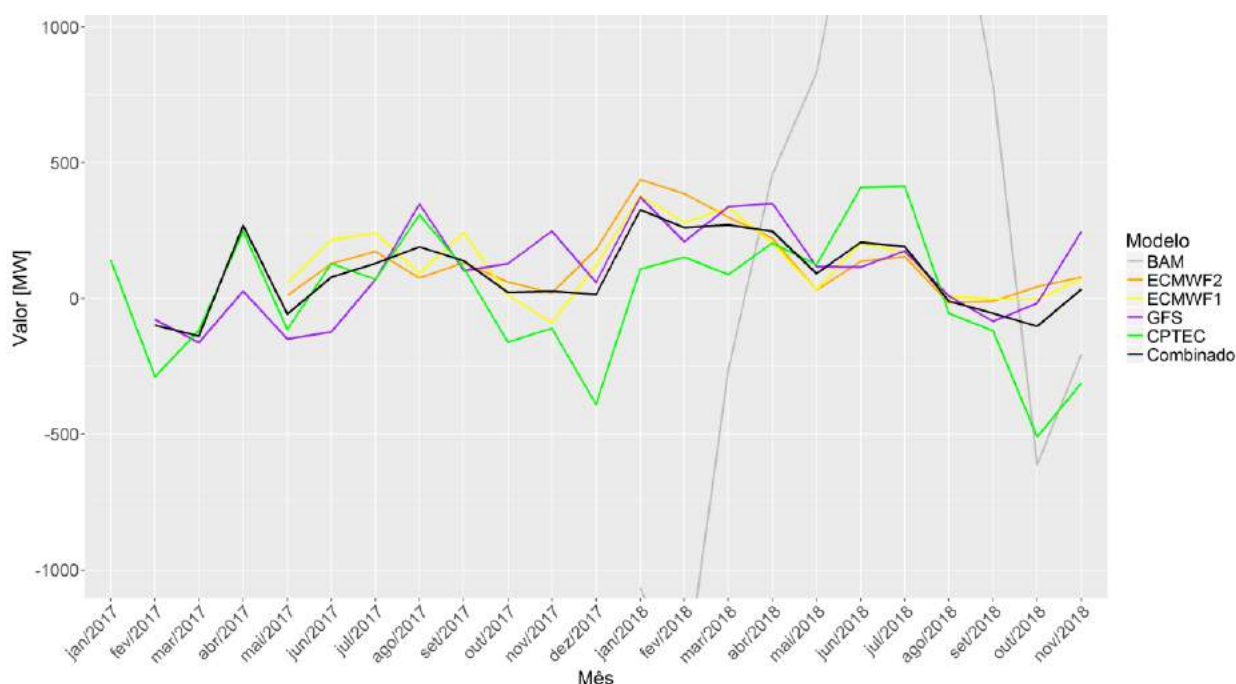
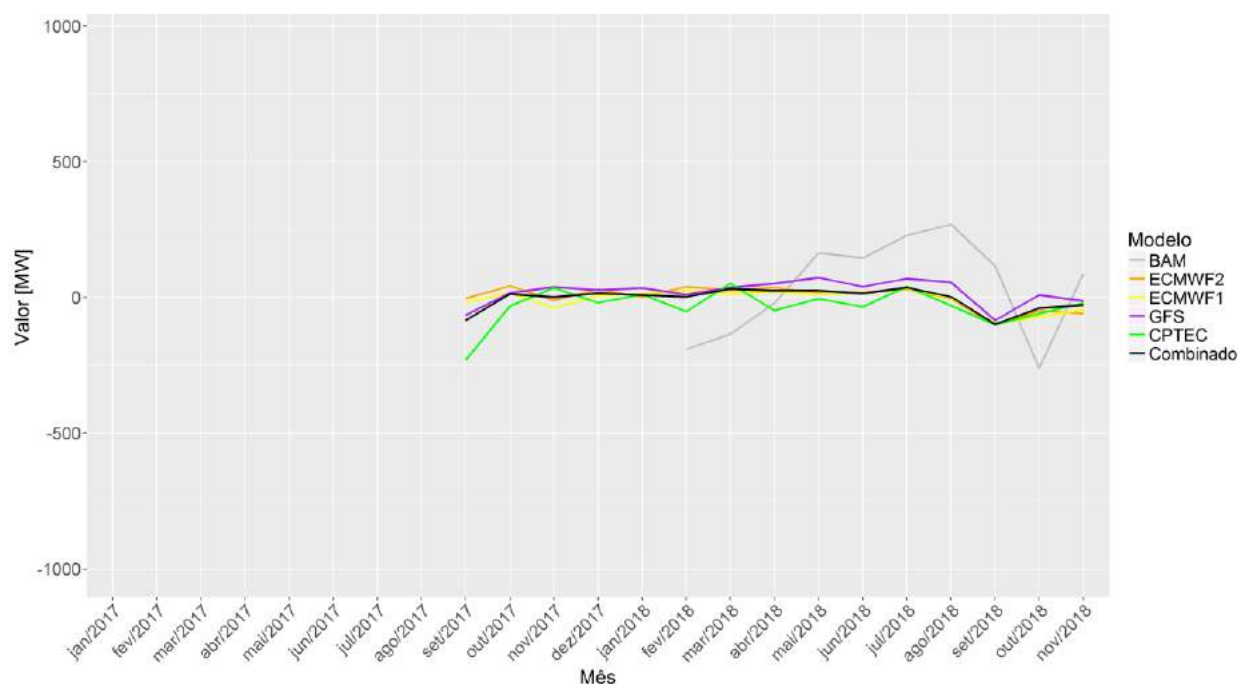


Figura 121 Erro médio mensal da previsão eólica para o Sul



Na Figura 122 e na Figura 123 são apresentados os gráficos do Erro Médio Absoluto (*Mean Average Error* - MAE) para os subsistemas Nordeste e Sul, respectivamente. Novamente, observam-se erros de maior magnitude no Nordeste, em função da maior capacidade instalada.

Figura 122 Erro absoluto médio mensal da previsão eólica para o Nordeste

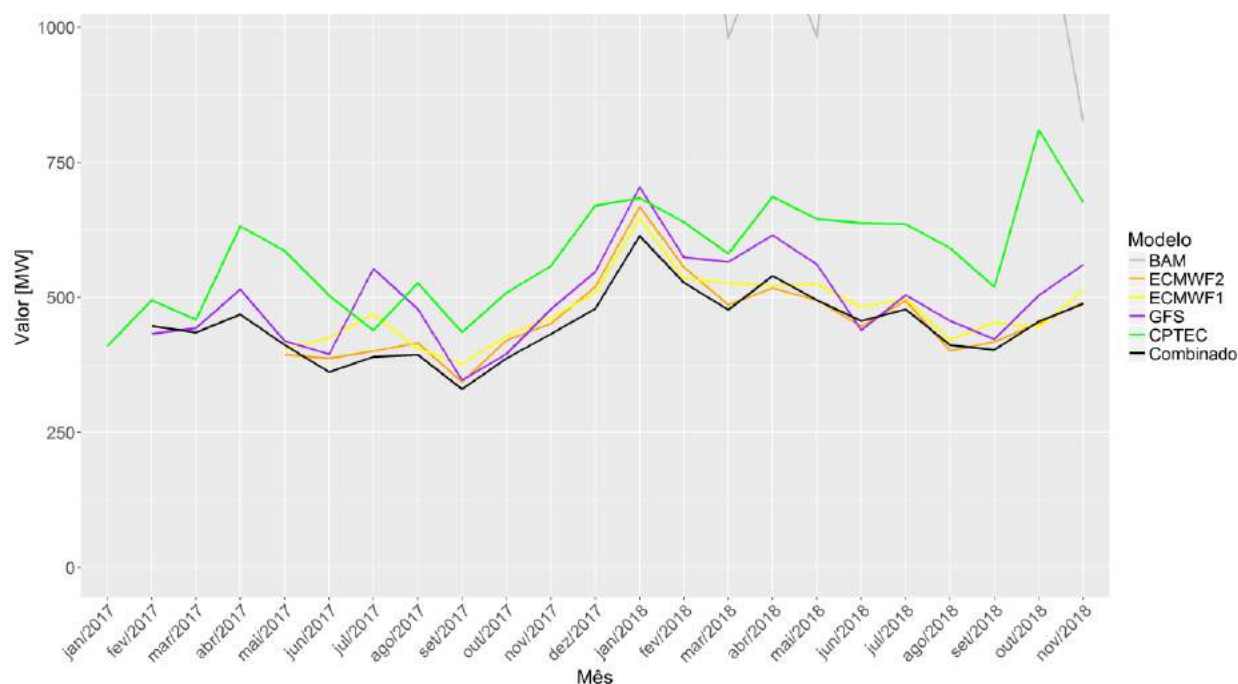
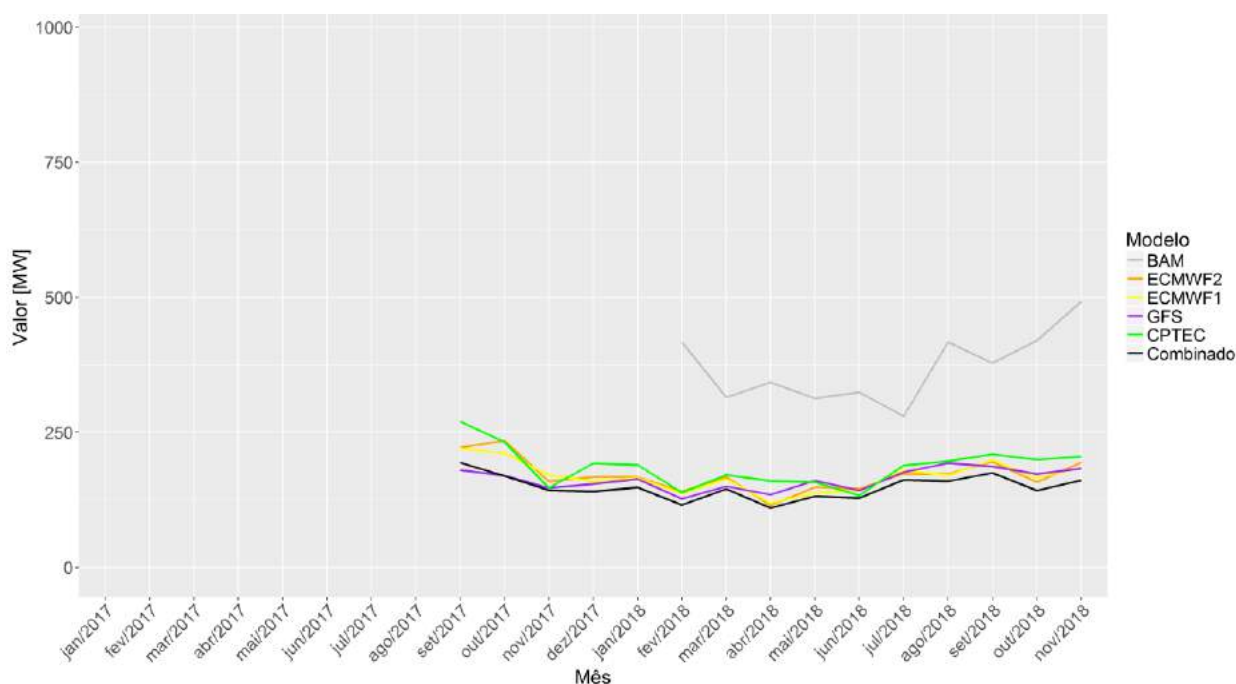


Figura 123 Erro absoluto médio mensal da previsão eólica para o Sul



Da Figura 124 à Figura 125 são exibidos os Erros Médios Absolutos Percentuais (*Mean Average Percentage Error – MAPE*). Este erro é obtido de forma similar ao MAE, sendo expresso como um percentual da geração verificada na mesma meia hora, dando uma dimensão do desvio em relação ao verificado. A análise desta métrica evidencia as vastas diferenças no regime de vento nas duas regiões. Inicialmente, pode ser notado que, apesar de analisado em uma janela de tempo mais curta, o subsistema Sul não apresenta sazonalidade do erro tão acentuada quanto o Nordeste.

Em relação aos erros, observam-se valores muito mais elevados no subsistema Sul. Neste subsistema, a geração varia bruscamente, indo a quase zero com frequência. Pela formulação do MAPE disposta na Equação (7.4), conforme já mencionado, esta métrica torna-se extremamente sensível e volátil para erros em valores de geração baixos, tornando-se um indicador fraco para avaliação da previsão no subsistema Sul.

Figura 124 Erro absoluto médio percentual mensal da previsão eólica para o Nordeste

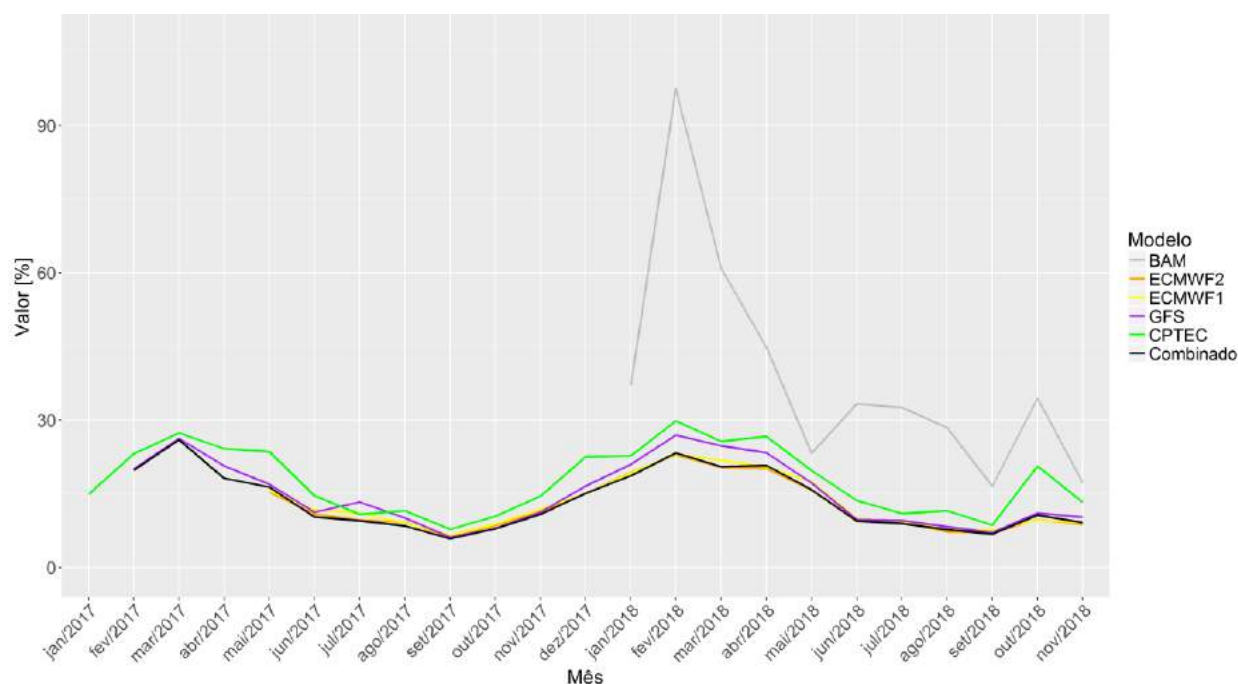
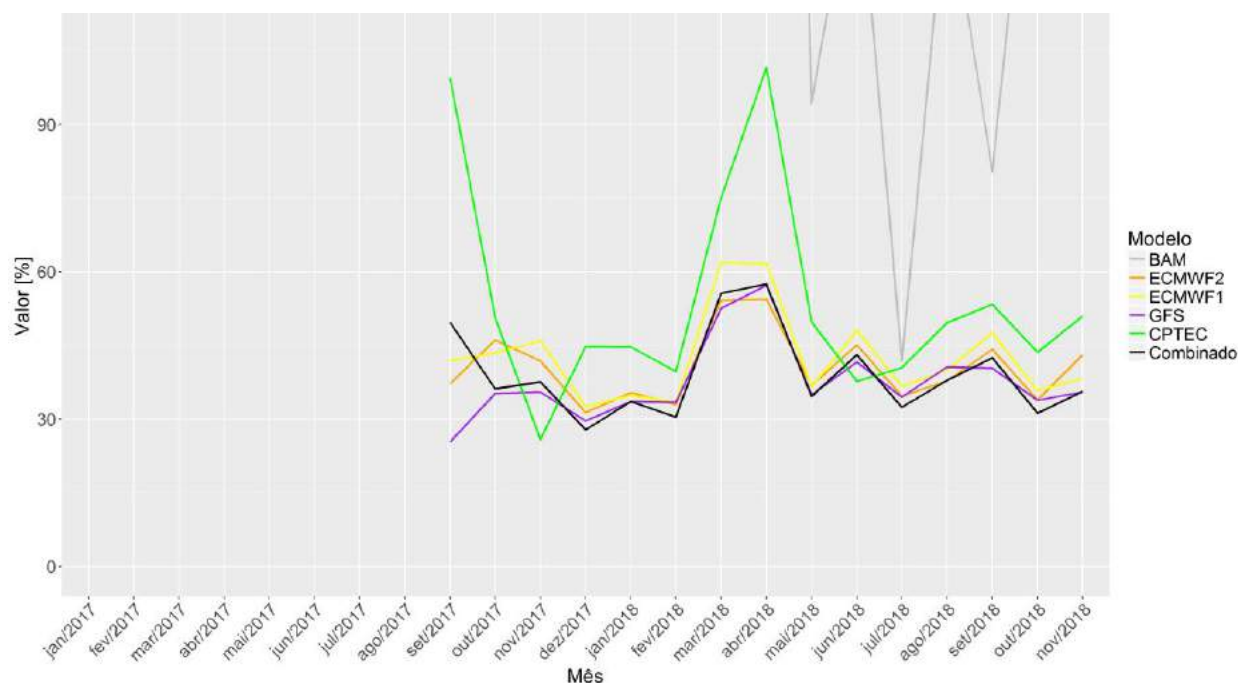


Figura 125 Erro absoluto médio percentual mensal da previsão eólica para o Sul

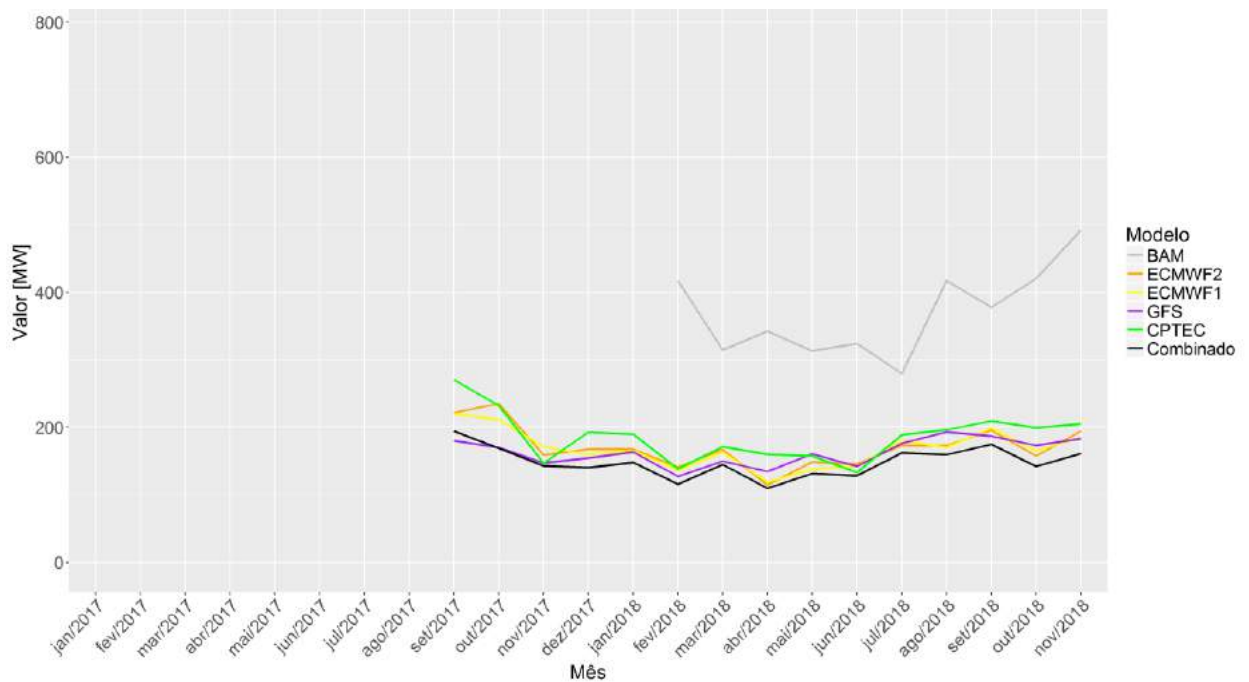


Da Figura 126 a Figura 127 são apresentados os Erros Médios Quadráticos (*Root Mean Square Error – RMSE*).

Figura 126 Erro médio quadrático mensal da previsão eólica para o Nordeste



Figura 127 Erro médio quadrático mensal da previsão eólica para o Sul



Da Figura 128 à Figura 131 são apresentados os Erros Médios Quadráticos Percentuais Normalizados (*Normalized Mean Absolute Percentage Error* – NMAPE). A normalização nestas análises é feita pela potência instalada de cada subsistema. A normalização contemplada nesta métrica pretende dar uma visão

sistêmica do impacto do desvio, diferente do MAPE, cuja abordagem é observar o desvio sob a perspectiva do valor verificado, não trazendo nenhuma informação sobre o impacto na operação do sistema.

Duas formas de normalização foram consideradas: na Figura 128 e Figura 130 são apresentados NMAPEs utilizando, para todo o período de estudo, a potência instalada final; na Figura 129 e Figura 131 os valores de desvio são normalizados pela potência instalada na época da geração.

A primeira abordagem oferece uma referência fixa, sendo todos os valores de desvio percentuais da mesma constante. Por outro lado, em função da potência instalada final ser maior do que aquela ao início do período de estudo, é notável um amortecimento, uma redução artificial dos valores de desvio no início do período avaliado, que induzem a conclusão de que os desvios vêm crescendo ao longo do tempo na região Nordeste.

A segunda forma, por empreender uma normalização por valores variáveis ao longo do período de estudo, apresenta desvios cujos valores não representam percentuais da mesma constante. Entretanto, estes erros são muito mais realistas que aqueles da primeira abordagem, exibindo o comportamento real de tendência decrescente do erro ao longo do tempo, refletindo a evolução da modelagem.

Figura 128 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada final do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Nordeste

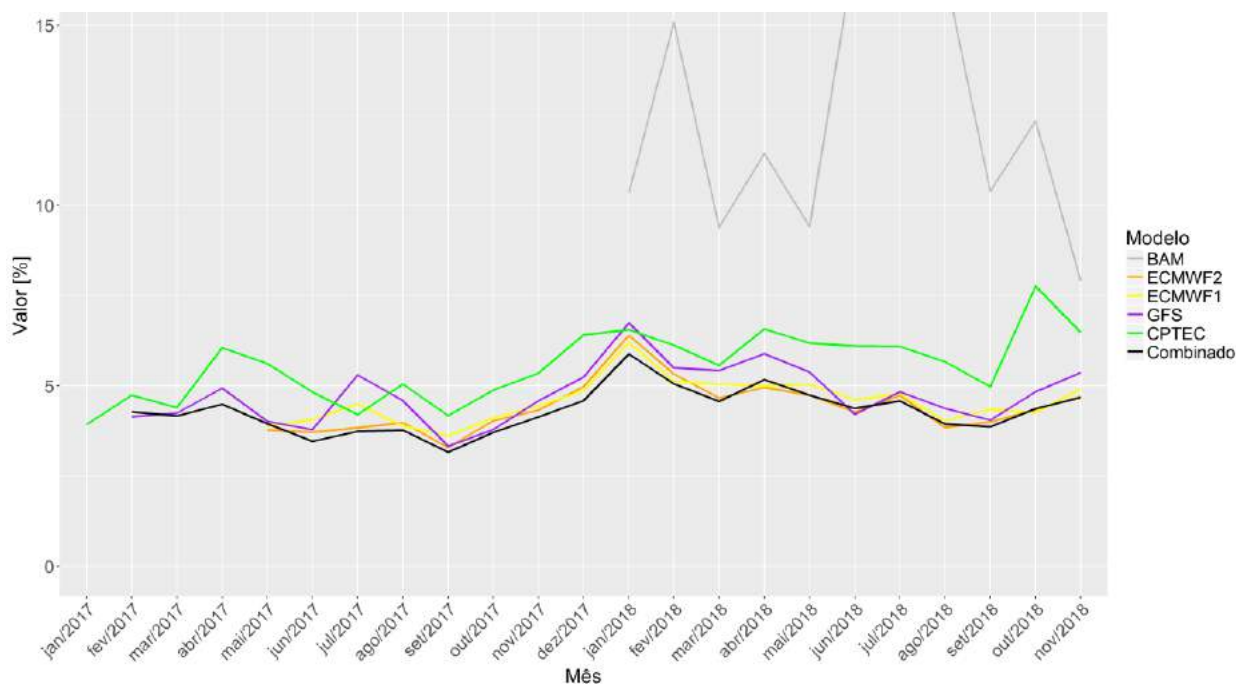


Figura 129 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada evolutiva ao longo do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Nordeste

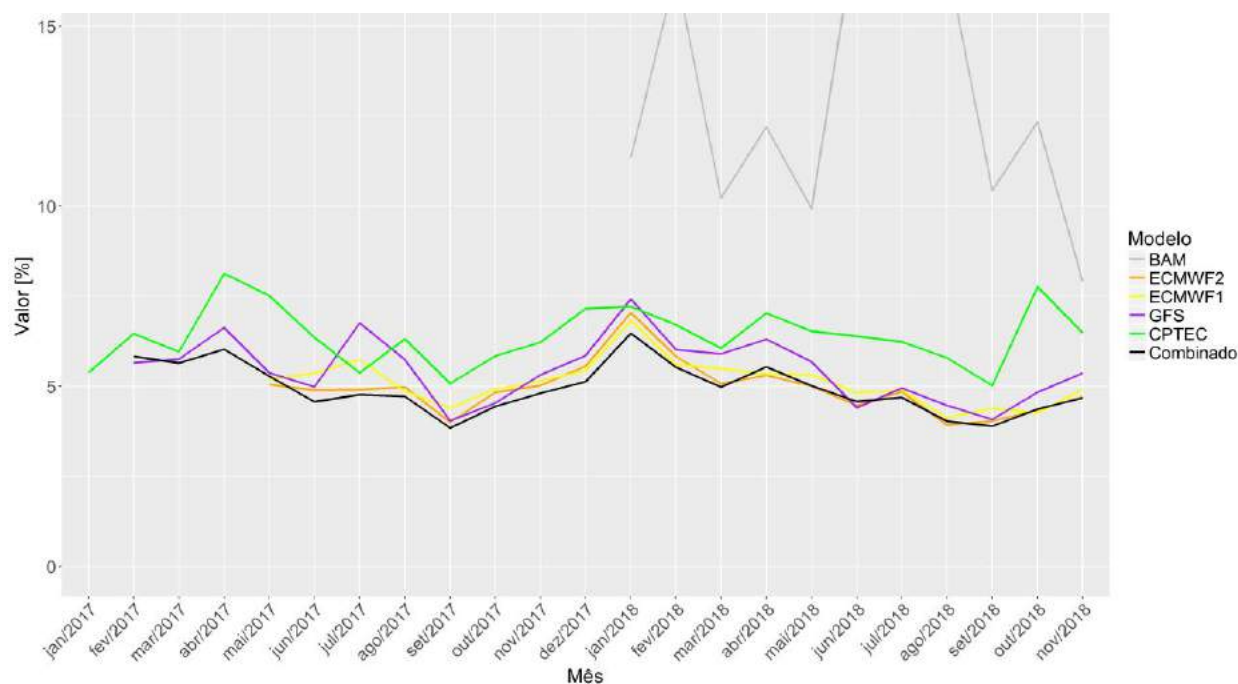


Figura 130 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada final do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Sul

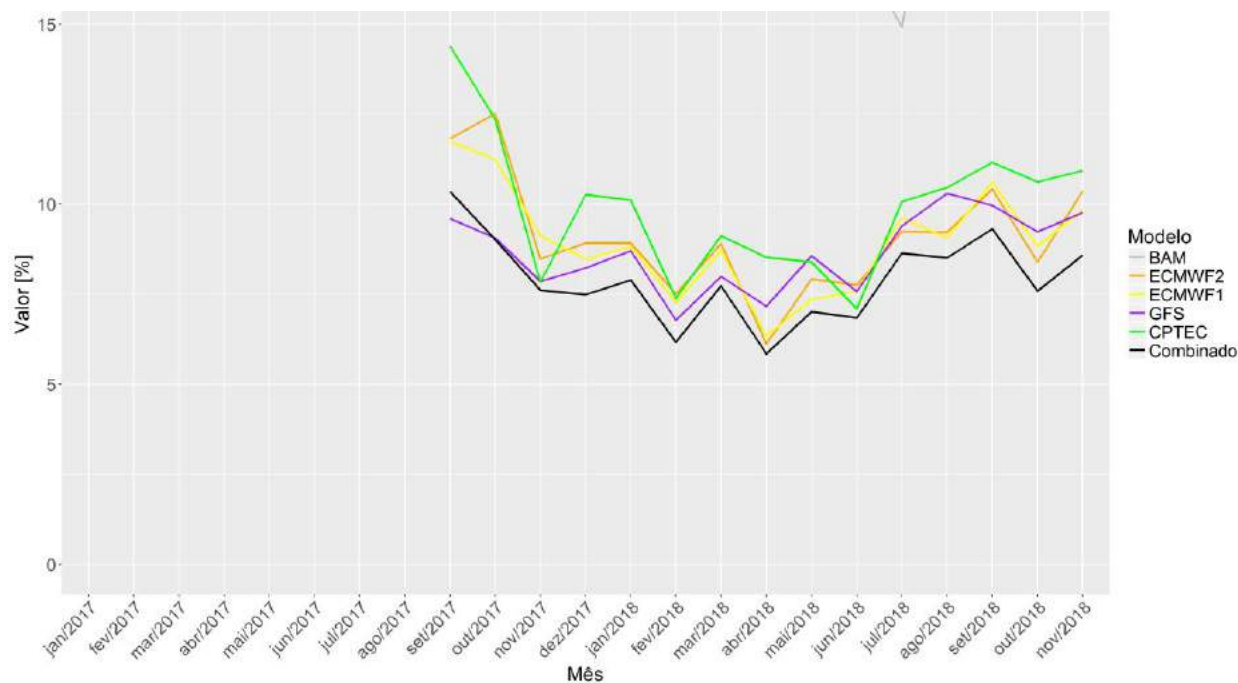
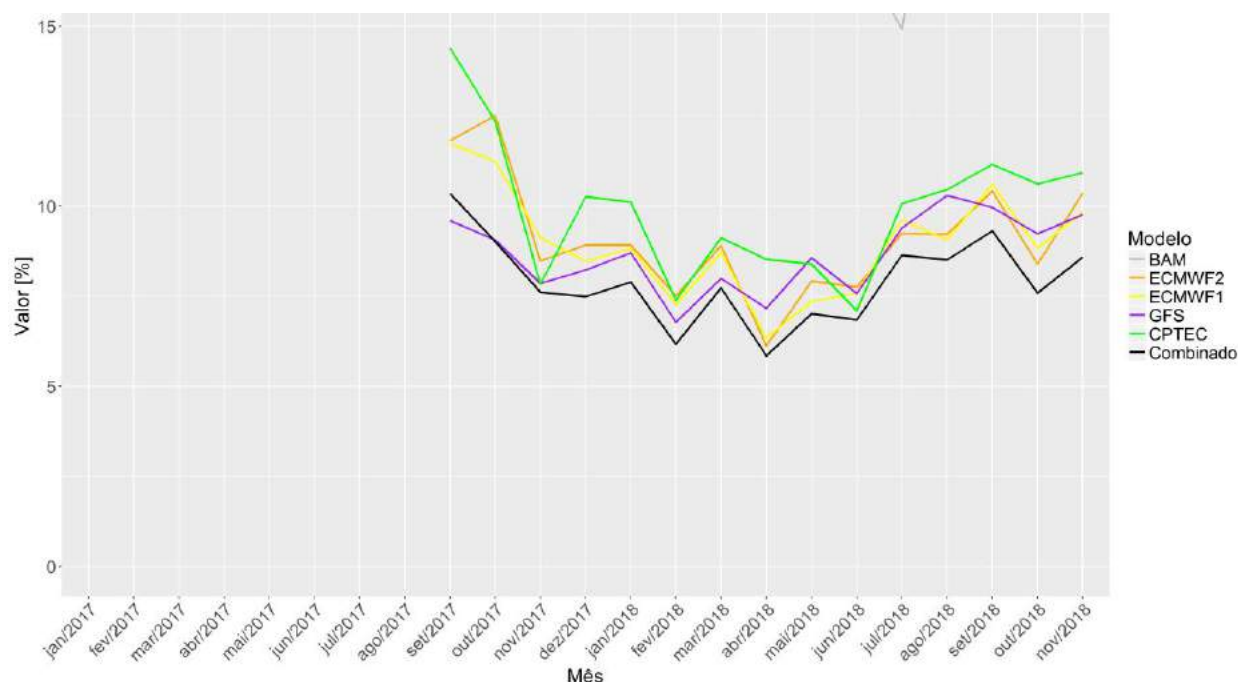


Figura 131 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada evolutiva ao longo do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Sul



É possível utilizar variações da métrica NMAPE, de forma a trazer outras informações de igual relevância às métricas apresentadas anteriormente. Uma proposta é normalizar o desvio pelo produto entre fator de capacidade e potência instalada. Esta forma de cálculo apresenta a vantagem de ser mais realista que a anterior, uma vez que, na geração eólica, a potência instalada está longe de ser a geração que geralmente ocorre.

Para esta normalização, foi utilizado o produto do fator de capacidade diário, mensal e anual de cada registro do período contemplado, multiplicado pela potência instalada à época em que o desvio foi verificado. Foram utilizadas, portanto, três métricas NMAPEs utilizando fator de capacidade.

Na Figura 132 e na Figura 133 são ilustrados os valores mensais do NMAPE, normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva. Os resultados apresentam característica similar àquela do MAPE, exibindo a sazonalidade marcante da região Nordeste, com períodos de maior e menor grau de dificuldade. Para o Nordeste essa métrica traz grandes informações, porém para o Sul esses números não são de grande utilidade, uma vez que, a geração eólica no Sul pode permanecer próxima a zero por períodos que se estendem a mais de um dia. Sendo assim, essa métrica, em que o fator de capacidade é calculado diariamente, no caso do subsistema Sul carrega os inconvenientes do MAPE.

Figura 132 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Nordeste

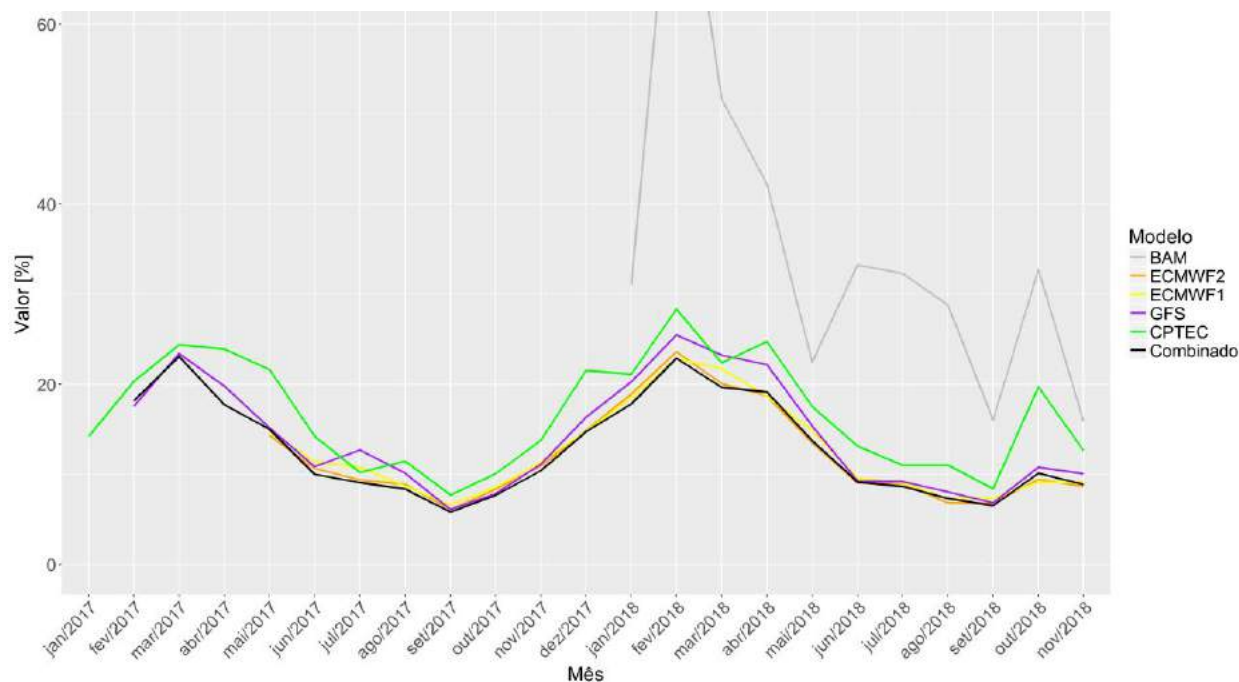
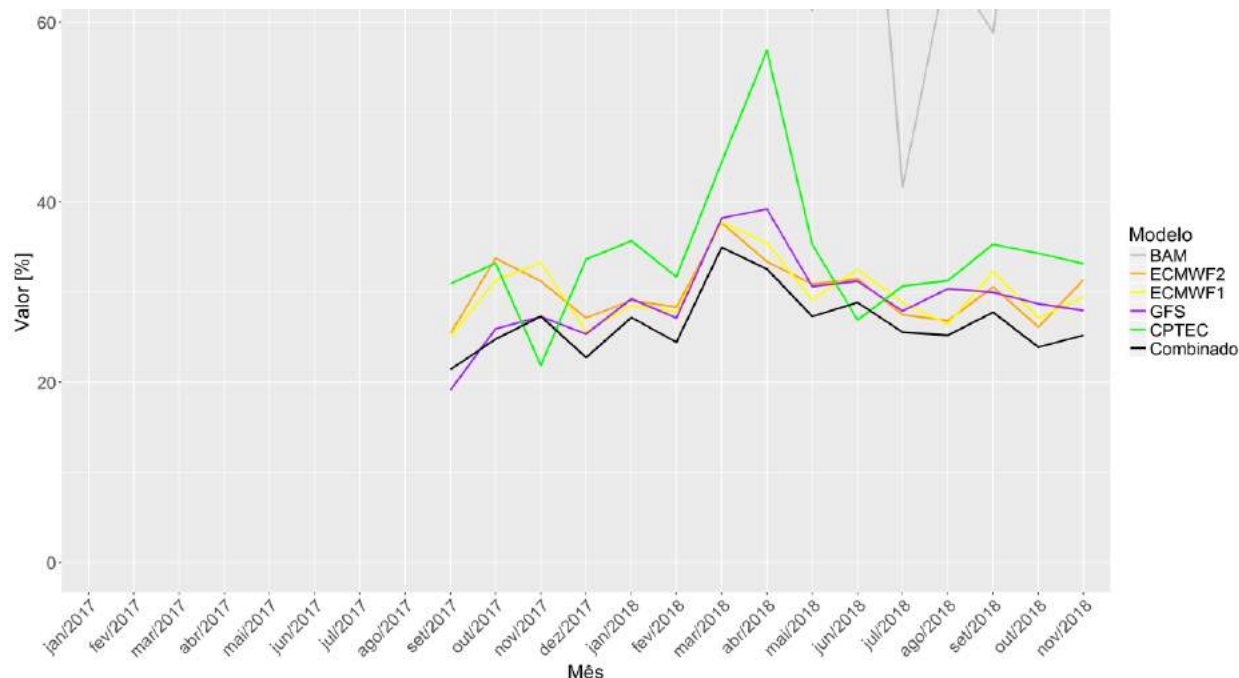


Figura 133 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Sul



Similarmente ao NMAPE normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva, a Figura 134 e a Figura 135 destacam o

NMAPE utilizando o fator de capacidade mensal. A diferença para o caso Nordeste é muito pequena, entretanto para o Sul, a mudança do fator de capacidade diário para o mensal apresenta grande melhoria nas informações que a métrica pode fornecer.

Figura 134 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Nordeste

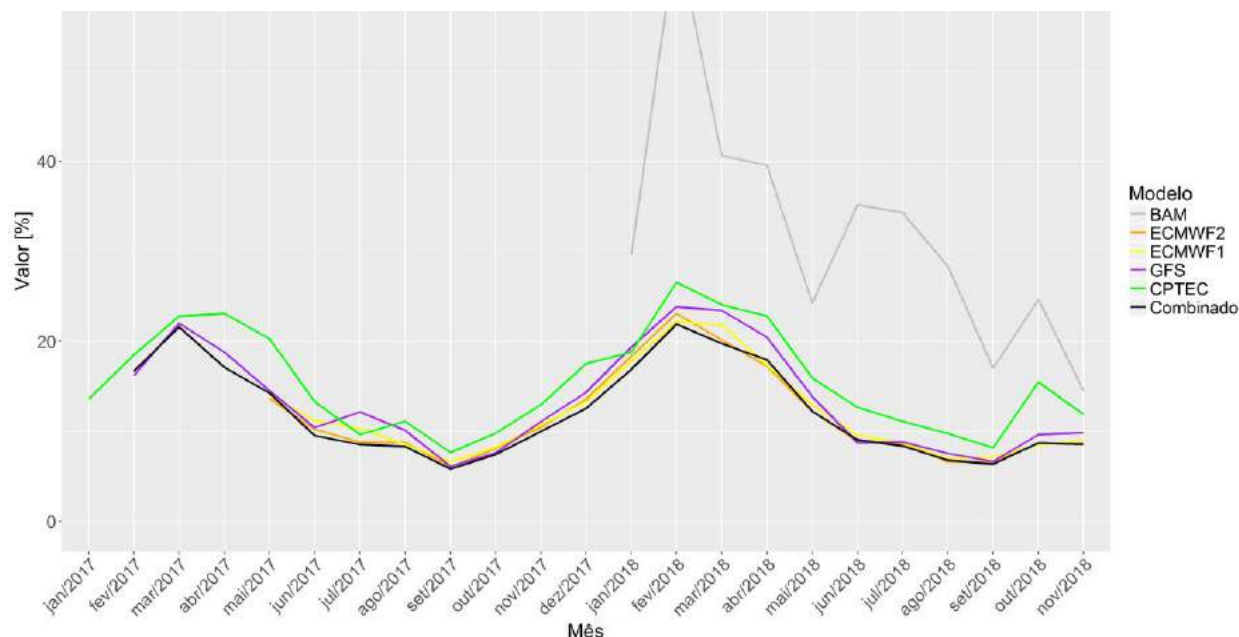
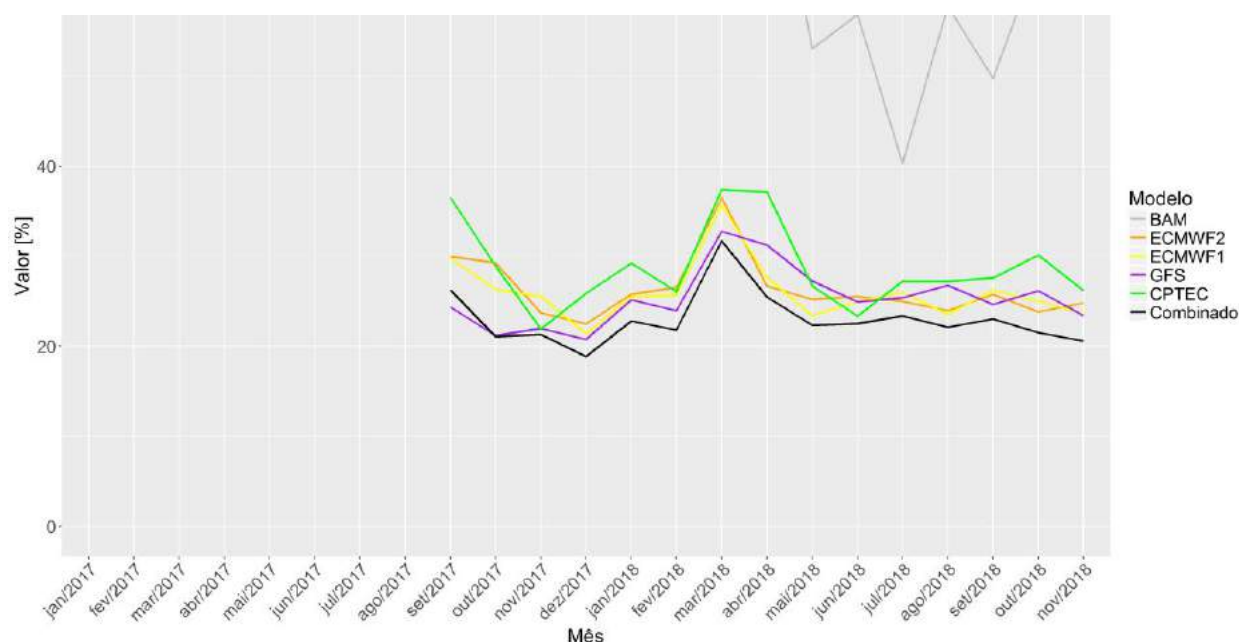


Figura 135 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Sul



Finalmente, a Figura 136 e a Figura 137 descrevem o NMAPE mensal, utilizando o fator de capacidade anual, sendo considerado o ano de 2017, mesmo para os meses de 2018. Baseando-se nestas figuras, conclui-se que essa métrica carrega a informação de impacto sistêmico que falta ao MAPE e nos demais NMAPEs por fator de capacidade, fornecendo uma informação de erro com um referencial fixo.

Figura 136 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Nordeste

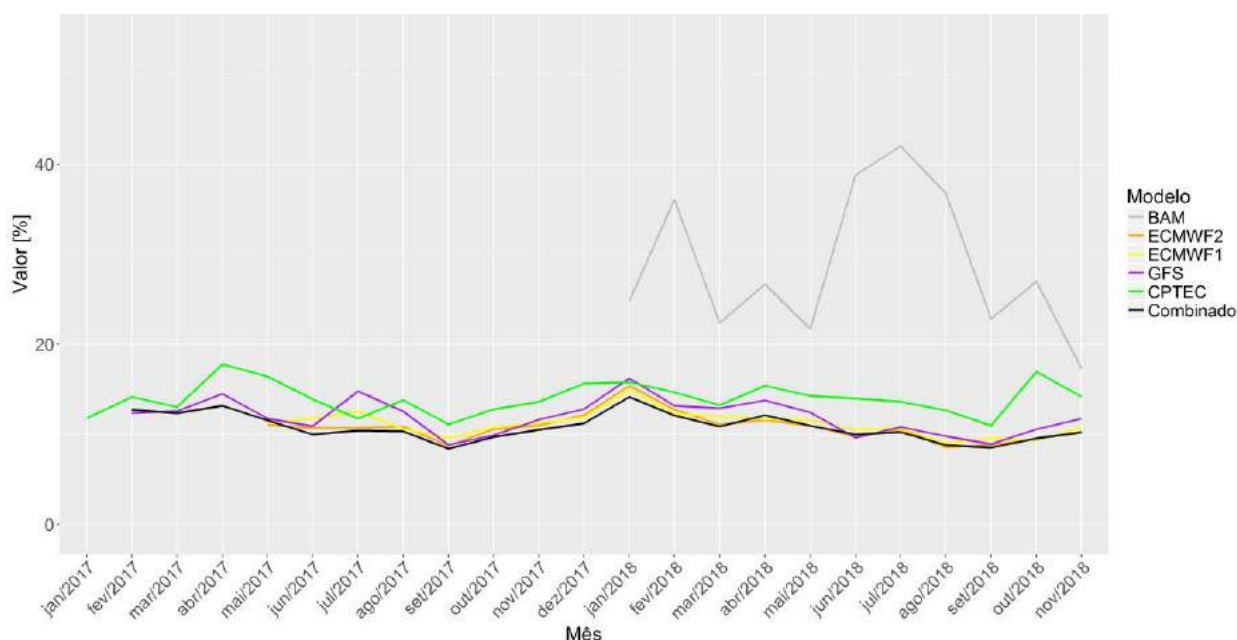
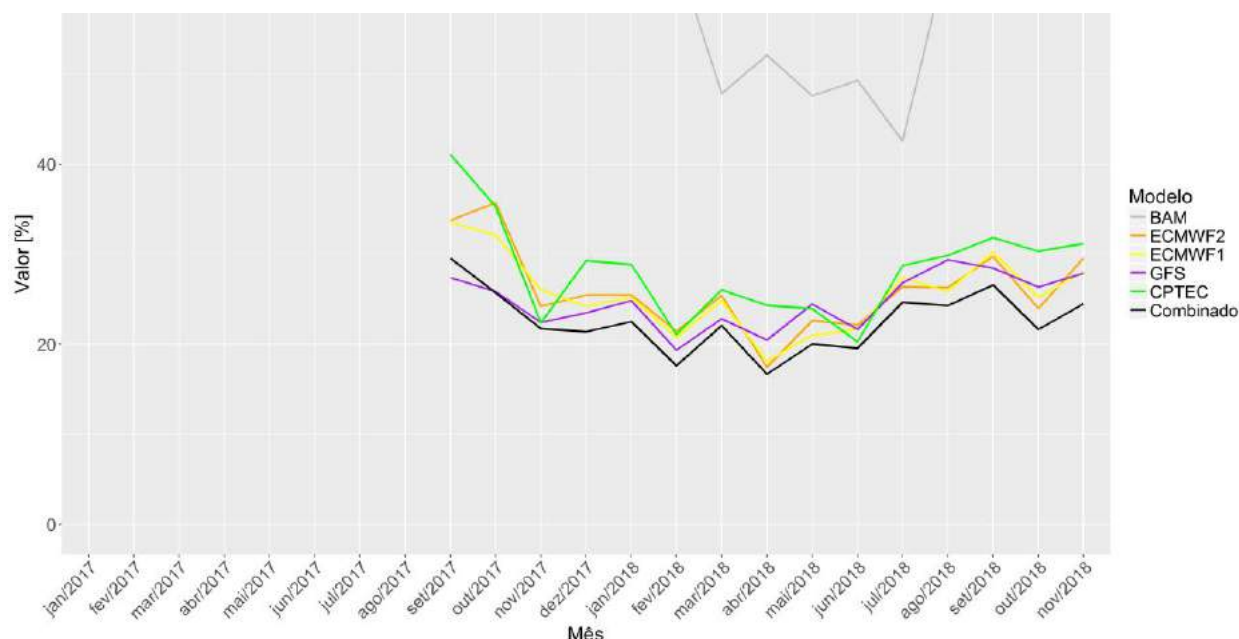
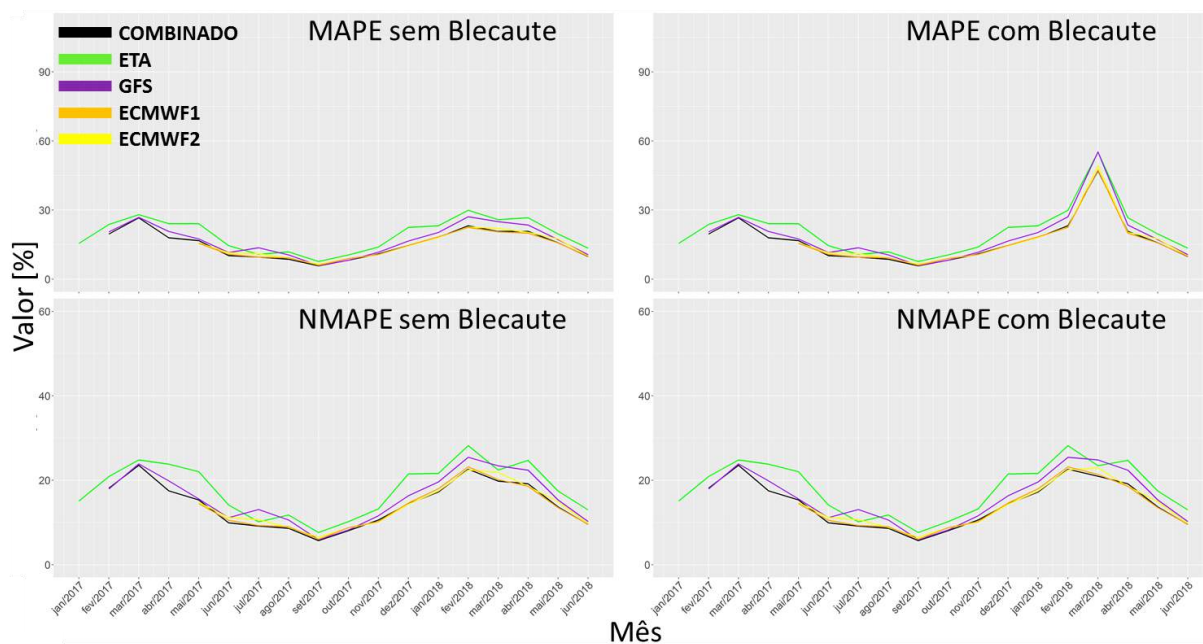


Figura 137 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Sul



A Figura 138 ilustra a necessidade do uso de mais de uma métrica para análise de desempenho das previsões. Nesta figura é retratado o impacto que a métrica MAPE possui, dependendo de uma situação atípica que pode ocorrer. Nestas figuras são apresentados o MAPE e NMAPE considerando ou não o blecaute ocorrido em março de 2018, quando a geração eólica foi limitada no subsistema Nordeste. Pode ser observado que apenas um dia é o suficiente para distorcer completamente a métrica MAPE em março de 2018, enquanto o NMAPE permanece praticamente inalterado neste mês.

Figura 138 Desvios com Blecaute ocorrido em março de 2018



A título de comparação, da Figura 139 à Figura 140 são apresentados os MAPEs mensais das previsões de tipo D até $D + 3$ dos subsistemas Nordeste e Sul para o período de avaliação de janeiro de 2017 a novembro de 2018.

Figura 139 Comparação do erro percentual absoluto médio mensal da previsão eólica de tipos D a D+3 para o Nordeste

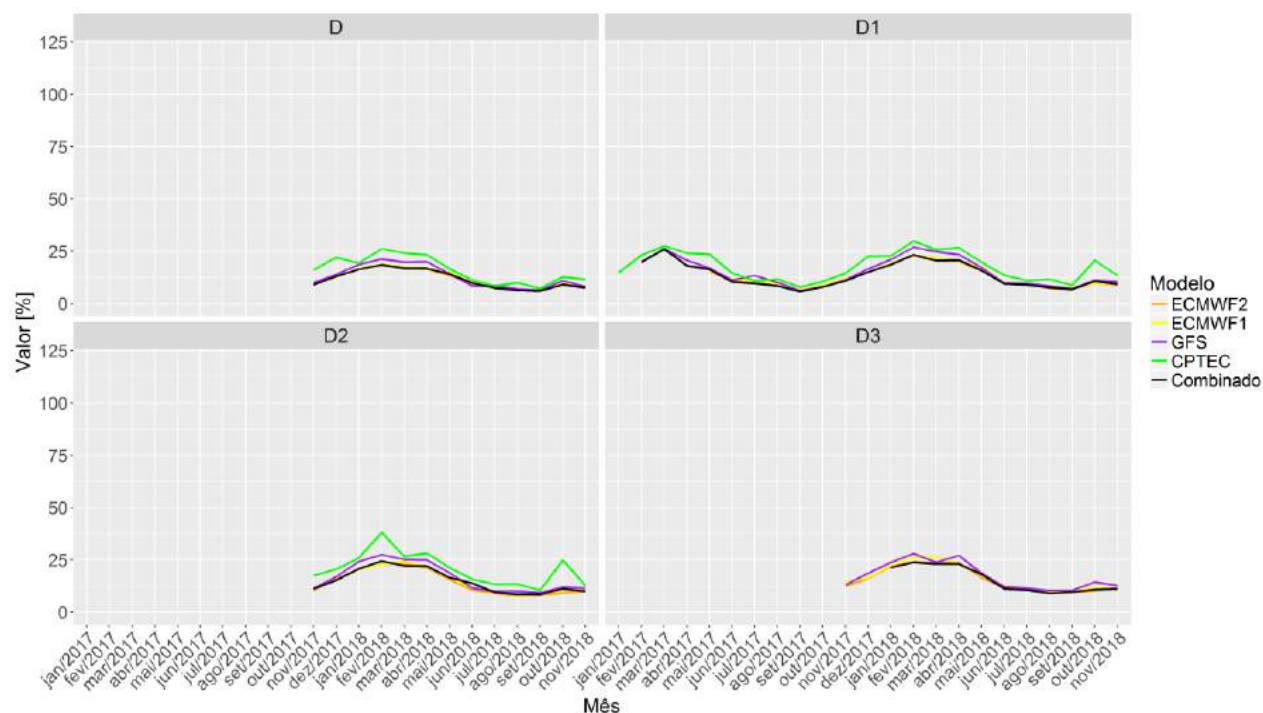
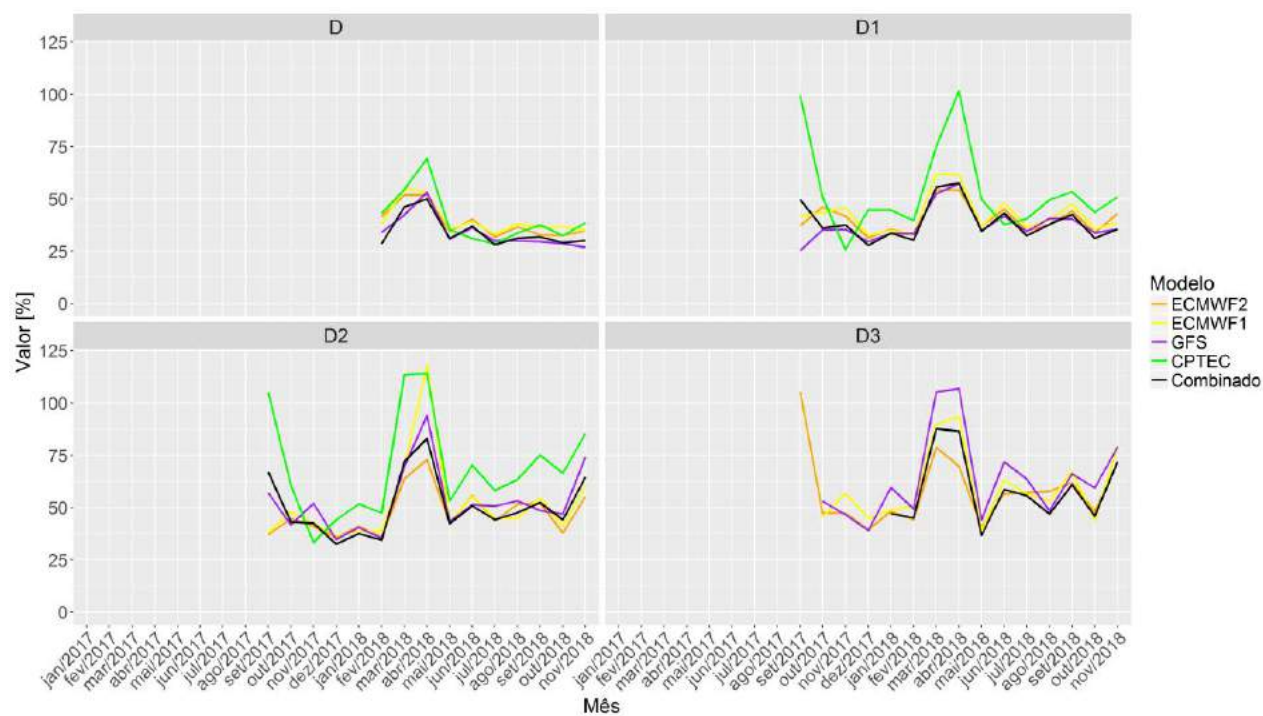


Figura 140 Comparação do erro percentual absoluto médio mensal da previsão eólica de tipos D a D+3 para o Sul



Como pode ser observado na Figura 139, existem previsões do tipo $D + 1$ desde início de 2017, porém para os outros horizontes não há previsões em todo o período. O motivo da falta destas previsões deve-se ao fato do modelo de previsão de geração eólica ter operado, inicialmente, com o objetivo de atender à Programação Diária, fazendo previsão para apenas um dia à frente.

Anteriormente, foram mencionadas sucessivas vezes a sazonalidade da geração eólica no subsistema Nordeste e a alta variabilidade no subsistema Sul, causa de desvios mais elevados no Sul em relação ao Nordeste. Na Figura 141 e na Figura 142 são evidenciadas estas características. Cada gráfico apresenta a média entre a geração máxima e mínima de cada dia ao longo do período de janeiro de 2017 a junho de 2018, representada pela linha azul. A área sombreada cobre o espaço entre o máximo e mínimo de cada dia. A linha vermelha representa a potência instalada, para referência da geração.

Confirma-se então que a geração no subsistema Nordeste é fortemente marcada por um comportamento sazonal, diretamente correspondente ao MAPE e NMAPE pela potência instalada, tendo períodos com maior e menor grau de dificuldade da previsão, em torno de setembro e abril, respectivamente.

No subsistema Sul, por outro lado, conforme já pontuado, é praticamente imperceptível uma variação sazonal da geração. Além disto, a produção de energia vai bruscamente a zero frequentemente, oscilando entre próximo de sua potência instalada e nulo rapidamente. Este comportamento e a baixa potência instalada (em comparação ao Nordeste) conferem ao MAPE baixa confiabilidade como métrica de precisão da geração neste subsistema.

Figura 141 Variação da geração verificada no subsistema Nordeste

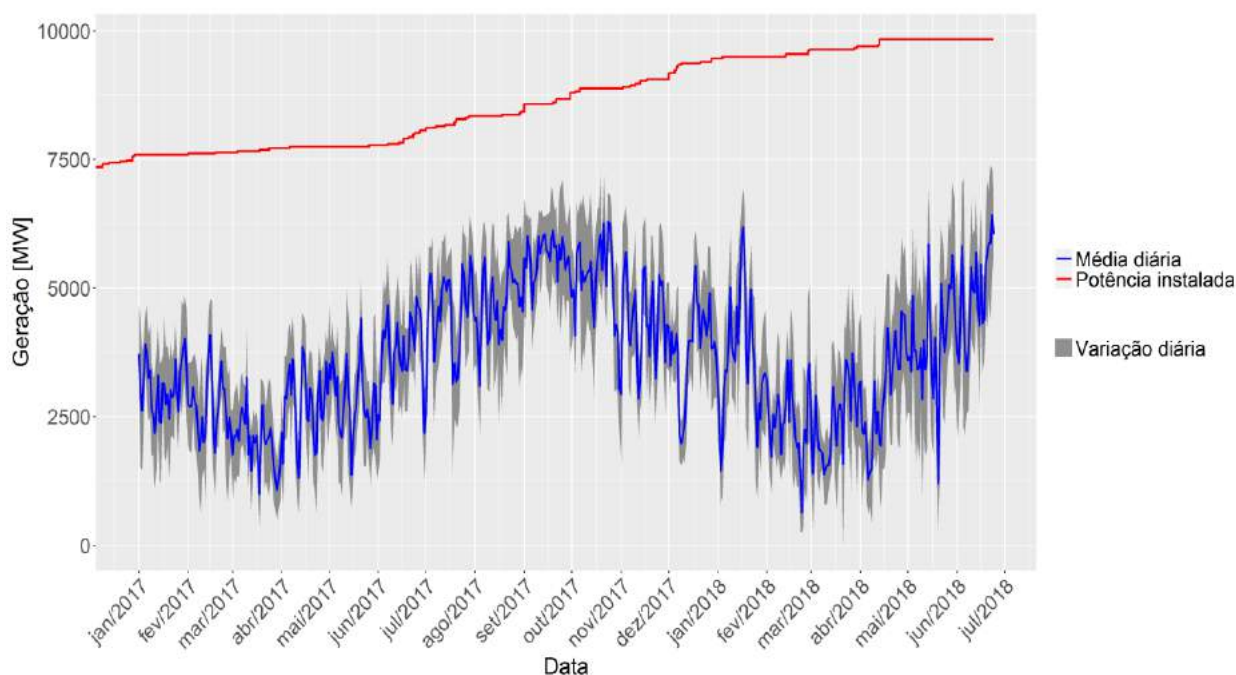
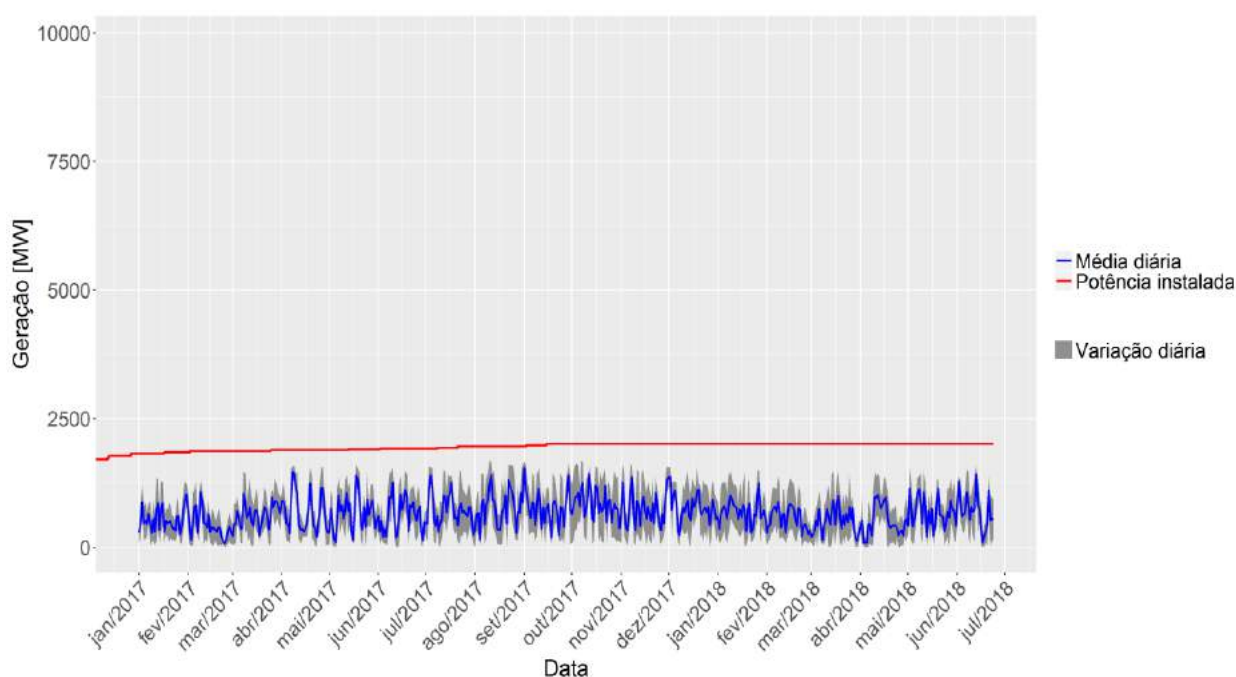


Figura 142 Variação da geração verificada no subsistema Sul



A seguir são apresentadas diversas tabelas com todas as métricas apresentadas para cada um dos subsistemas. O período considerado para obtenção de cada tabela não é o mesmo que aquele contemplado nos gráficos. Este período, desde janeiro de 2017, incorpora épocas em que nem todos os modelos encontravam-se

ativos, tornando uma comparação consolidada entre eles injusta. O período observado em cada tabela será especificado pontualmente.

Na Tabela 3 são apresentadas as métricas de forma sumarizada para o período de junho a dezembro de 2017. Este período foi selecionado para avaliar o desempenho da previsão neste ano considerando todos os modelos ativos, com exceção do modelo BAM.

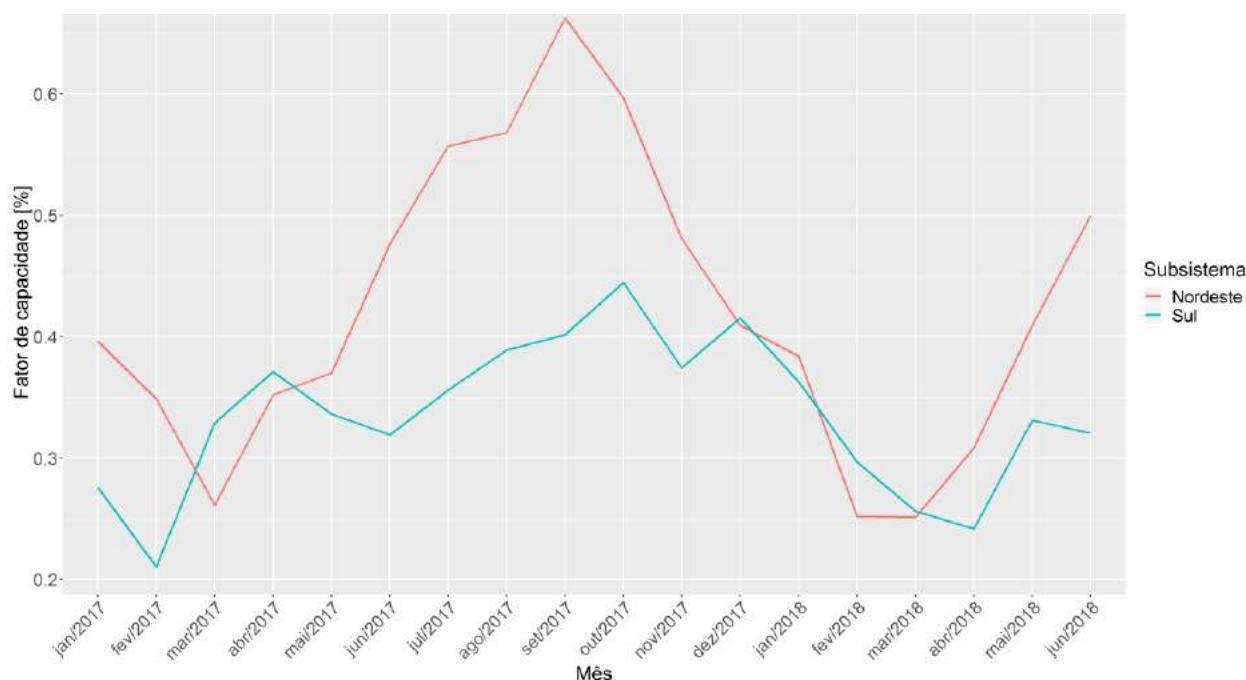
Tabela 3 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do NE no período de jun/2017 a dez/2017

Tipo	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	85,20	12,15	119,07	119,39	109,45	-
MAE	396,43	513,41	456,84	439,30	419,50	-
MAPE	9,70	12,83	10,94	10,58	10,10	-
RMSE	396,43	513,41	456,84	439,30	419,50	-
NMAPE _{pf}	4,20	5,44	4,84	4,65	4,44	-
NMAPE _{pe}	4,62	6,01	5,33	5,13	4,89	-
NMAPE _{fcd}	9,46	12,42	10,76	10,31	9,88	-
NMAPE _{fcm}	8,89	11,46	10,26	9,84	9,41	-
NMAPE _{fca}	10,08	13,13	11,64	11,20	10,67	-

Os índices dos erros médios quadráticos percentuais normalizados (NMAPE) explicitam a forma de normalização: *pf* - normalizado pela potência instalada final do período de estudo; *pe* - normalizado pela potência instalada evolutiva ao longo do período de estudo; *fcd* - normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva; *fcm* - normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva; *fca* - normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva.

Na Figura 143 é ilustrado o fator de capacidade mensal para o Nordeste e para o Sul. É possível constatar, com maior evidência no Nordeste, uma sazonalidade característica no fator de capacidade. Tal situação justifica a diferença sazonal no erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva, apresentado na Figura 134 e Figura 135.

Figura 143 Fator de capacidade mensal do subsistema Nordeste e Sul



Em seguida é apresentado, para o SIN como um todo, o sumário das métricas para o período de outubro de 2017 até setembro de 2018. As tabelas contemplam 12 meses, capturando um período fechado da sazonalidade anual. A Tabela 4, a Tabela 5, a Tabela 6 e a Tabela 7 apresentam os valores das métricas de desempenho para previsões realizadas no dia para o próprio dia (D), para um dia à frente ($D + 1$), dois dias à frente ($D + 2$) e três dias à frente ($D + 3$), respectivamente.

Tabela 4 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D

Métrica	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	99,33	-58,82	139,01	104,30	110,27	510,84
MAE	428,46	528,96	472,06	460,93	452,43	1285,25
MAPE	10,30	13,62	11,52	10,87	10,66	32,92
RMSE	428,46	528,96	472,06	460,93	452,43	1285,25
NMAPE _{pf}	3,48	4,30	3,84	3,75	3,68	10,45
NMAPE _{pe}	3,63	4,48	4,00	3,90	3,83	10,94
NMAPE _{fcd}	9,85	12,69	11,05	10,46	10,36	31,10
NMAPE _{fcm}	9,55	11,95	10,78	10,32	10,21	30,51
NMAPE _{fca}	8,28	10,22	9,13	8,91	8,75	24,96

Tabela 5 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D+1

Métrica	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	137,45	15,33	198,96	138,42	165,75	597,16
MAE	506,29	655,28	559,36	535,47	528,51	1411,42
MAPE	12,17	16,29	13,52	12,78	12,46	38,94
RMSE	506,29	655,28	559,36	535,47	528,51	1411,42
NMAPE _{pf}	4,11	5,33	4,55	4,35	4,30	11,47
NMAPE _{pe}	4,39	5,67	4,86	4,65	4,59	12,00
NMAPE _{fcd}	11,68	15,41	13,04	12,29	12,09	36,62
NMAPE _{fcm}	11,28	14,54	12,61	11,91	11,78	33,22
NMAPE _{fca}	10,03	12,95	11,09	10,62	10,49	27,39

Tabela 6 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D+2

Métrica	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	187,33	84,19	216,04	167,36	183,66	695,84
MAE	570,78	742,56	626,37	571,50	564,60	1485,06
MAPE	13,87	18,83	15,32	13,92	13,65	42,56
RMSE	570,78	742,56	626,37	571,50	564,60	1485,06
NMAPE _{pf}	4,64	6,03	5,09	4,64	4,59	12,07
NMAPE _{pe}	4,91	6,35	5,39	4,92	4,86	12,63
NMAPE _{fcd}	13,29	17,74	14,73	13,34	13,21	39,48
NMAPE _{fcm}	12,83	16,73	14,24	12,99	12,89	34,72
NMAPE _{fca}	11,20	14,50	12,30	11,22	11,09	28,82

Tabela 7 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D+3

Métrica	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	197,27	-	219,53	150,96	184,68	610,86
MAE	609,34	-	672,23	633,91	617,89	1426,34
MAPE	14,98	-	16,49	15,69	14,94	40,48
RMSE	609,34	-	672,23	633,91	617,89	1426,34
NMAPE _{pf}	4,95	-	5,46	5,15	5,02	11,59
NMAPE _{pe}	5,19	-	5,78	5,45	5,31	12,14
NMAPE _{fcd}	14,27	-	15,85	14,86	14,37	37,95
NMAPE _{fcm}	13,88	-	15,22	14,26	13,93	33,63
NMAPE _{fca}	11,84	-	13,19	12,43	12,12	27,70

É importante destacar que o modelo BAM entrou em teste a partir de jan/2018, sendo assim não abrange todos os dias de out/2017 a set/2018 como os demais modelos.

A seguir, na Tabela 8 e na Tabela 9, é apresentado o sumário das métricas para o período de outubro de 2017 até setembro de 2018, separadamente para os subsistemas Nordeste e Sul, respectivamente. Devido o volume de informações, serão descritas análises apenas para previsões um dia à frente ($D + 1$).

Tabela 8 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do NE no período de out/2017 a set/2018

Métrica	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	131,24	38,68	168,77	136,85	155,87	446,64
MAE	474,71	612,77	522,04	500,98	488,73	1338,89
MAPE	13,73	18,20	15,26	14,34	13,81	46,36
RMSE	474,71	612,77	522,04	500,98	488,73	1338,89
NMAPE _{pf}	4,55	5,88	5,01	4,80	4,69	12,84
NMAPE _{pe}	4,92	6,35	5,42	5,20	5,08	13,58
NMAPE _{fcd}	13,07	17,04	14,58	13,69	13,32	42,46
NMAPE _{fcm}	12,35	15,86	13,77	13,01	12,73	37,86
NMAPE _{fca}	10,76	13,87	11,84	11,36	11,09	29,68

Tabela 9 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do S no período de out/2017 a set/2018

Métrica	Combinado	CPTEC	GFS	ECMWF1	ECMWF2	BAM
ME	6,21	-19,70	30,19	1,57	9,88	42,11
MAE	144,30	181,11	159,38	163,08	165,93	346,93
MAPE	39,06	53,55	39,05	43,57	41,29	189,28
RMSE	144,30	181,11	159,38	163,08	165,93	346,93
NMAPE _{pf}	7,69	9,65	8,49	8,69	8,84	18,49
NMAPE _{pe}	7,69	9,65	8,49	8,69	8,84	18,49
NMAPE _{fcd}	27,39	36,04	30,22	30,77	30,71	92,97
NMAPE _{fcm}	23,01	28,85	25,49	25,98	26,36	63,76
NMAPE _{fca}	21,94	27,54	24,23	24,80	25,23	52,75

A seguir são apresentadas figuras com informações complementares às últimas tabelas e figuras. Os gráficos da Figura 144 e da Figura 145 apresentam boxplot para cada intervalo do dia, representando o subsistema Nordeste e Sul, respectivamente. São ilustradas nestas figuras as características dos desvios brutos, em MW, para a previsão de geração eólica com cada um dos modelos meteorológicos utilizados, bem como com o modelo combinado.

Figura 144 Erro bruto do subsistema Nordeste (jan/2017 – nov/2018)

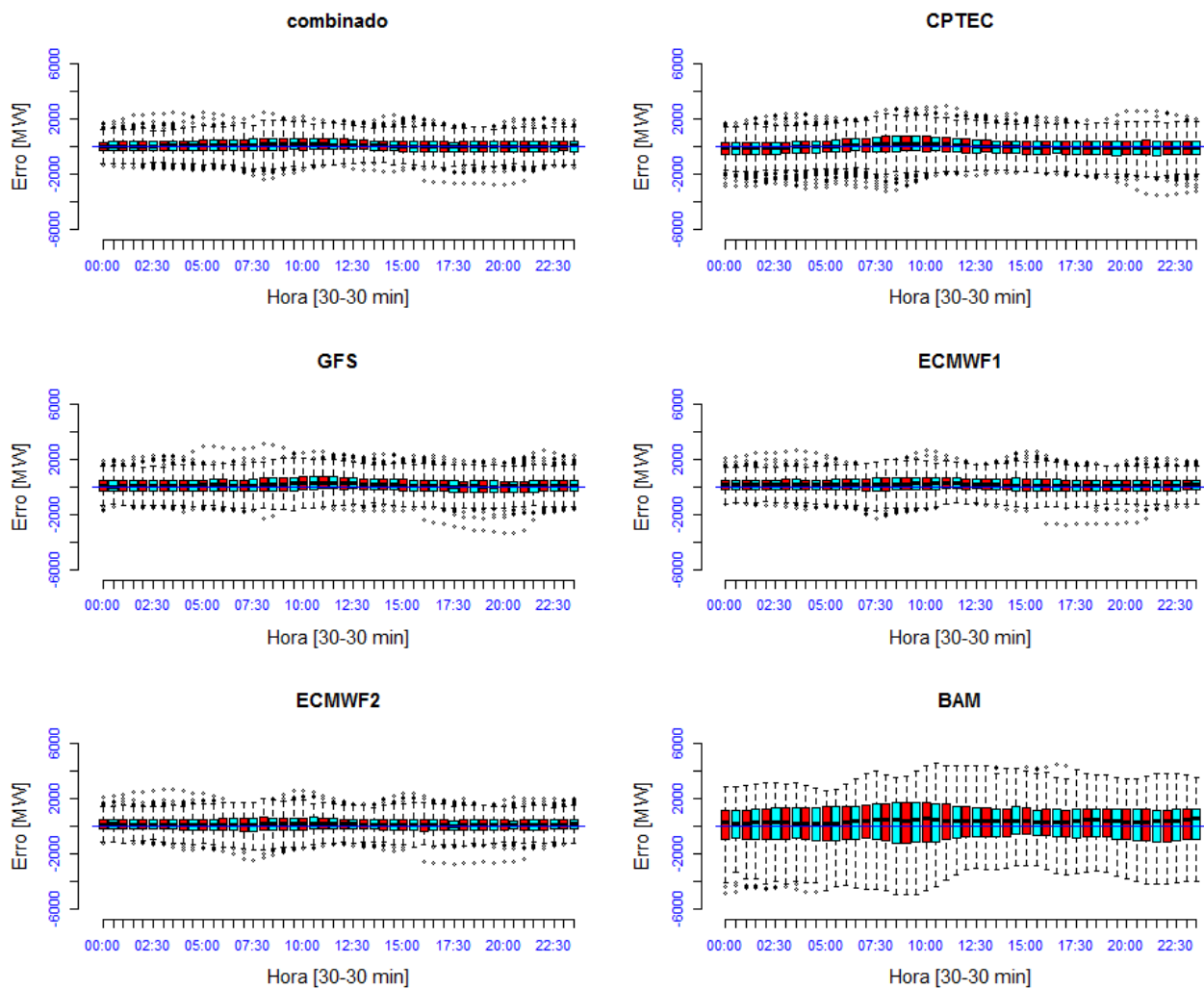
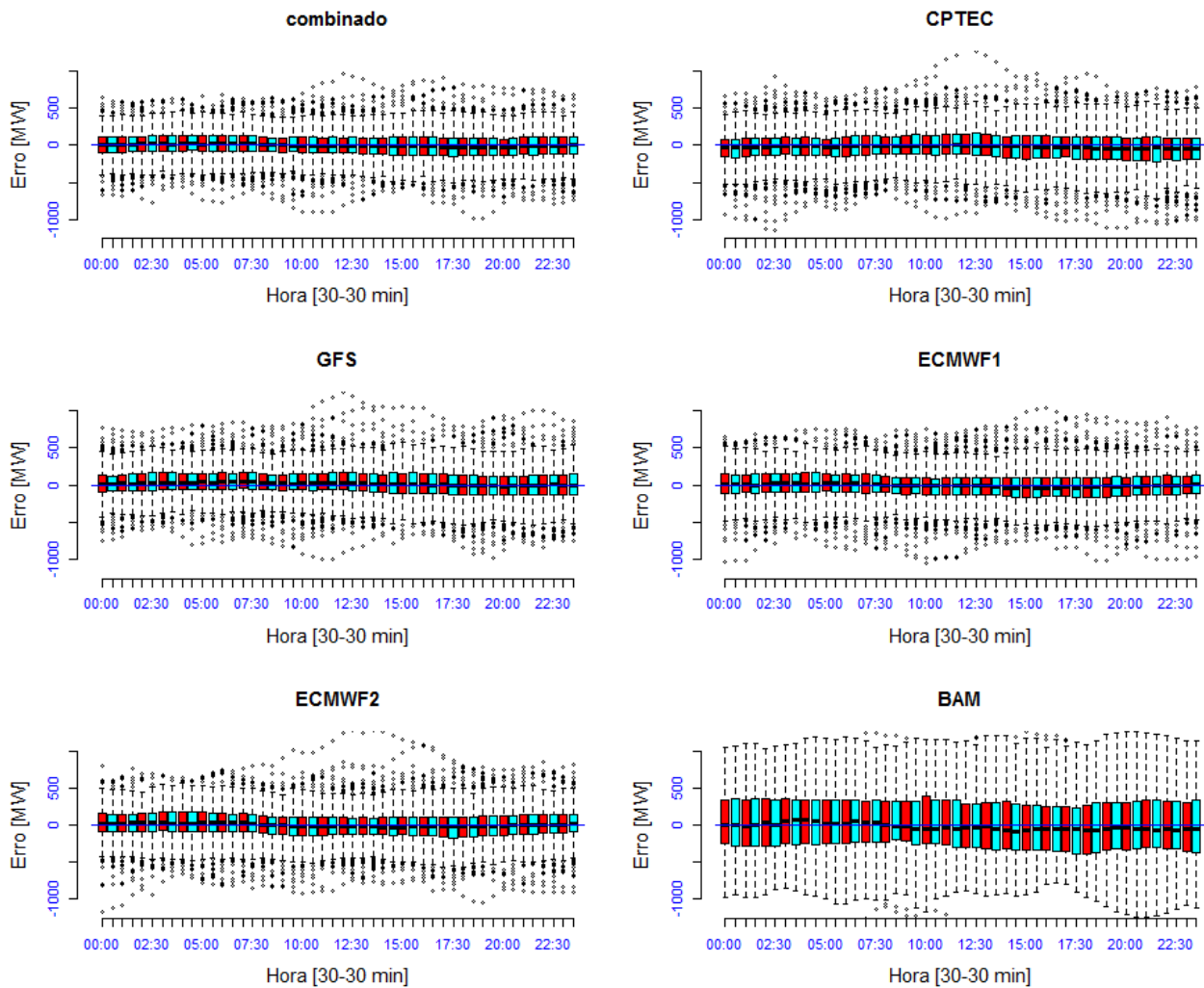


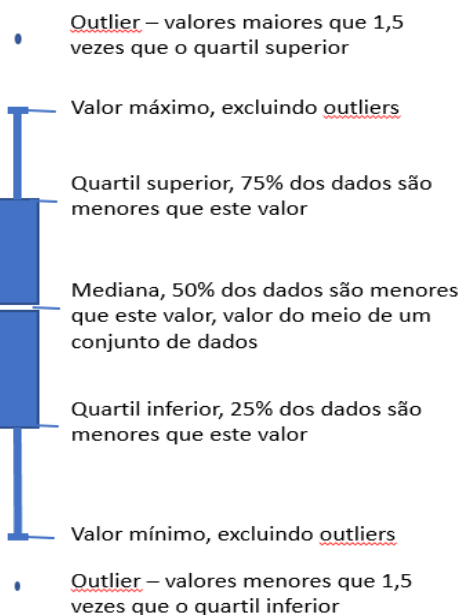
Figura 145 Erro bruto do subsistema Sul (jan/2017 – nov/2018)



Os eixos dos gráfico da Figura 144 e Figura 145 estão limitados a 60% da potência instalada simulada.

A Figura 146 descreve as características dos boxplot apresentados.

Figura 146 Característica do boxplot



Os gráficos da Figura 144 e da Figura 145 destacaram os boxplot para cada intervalo do dia, o que permite avaliar o desempenho do modelo para qualquer intervalo de trinta minutos. No entanto, esses gráficos não permitem um entendimento do desempenho do modelo ao longo do ano, sendo assim são apresentados na Figura 147 e na Figura 148 os boxplot dos erros mensais para o Nordeste e Sul, respectivamente. São considerados os erros para os meses de janeiro de 2017 a novembro de 2018, compreendendo um período de mais de 12 meses de análises para a previsão com quase todos os modelos meteorológicos.

Figura 147 Erro bruto mensal do subsistema Nordeste (jan/2017 – nov/2018)

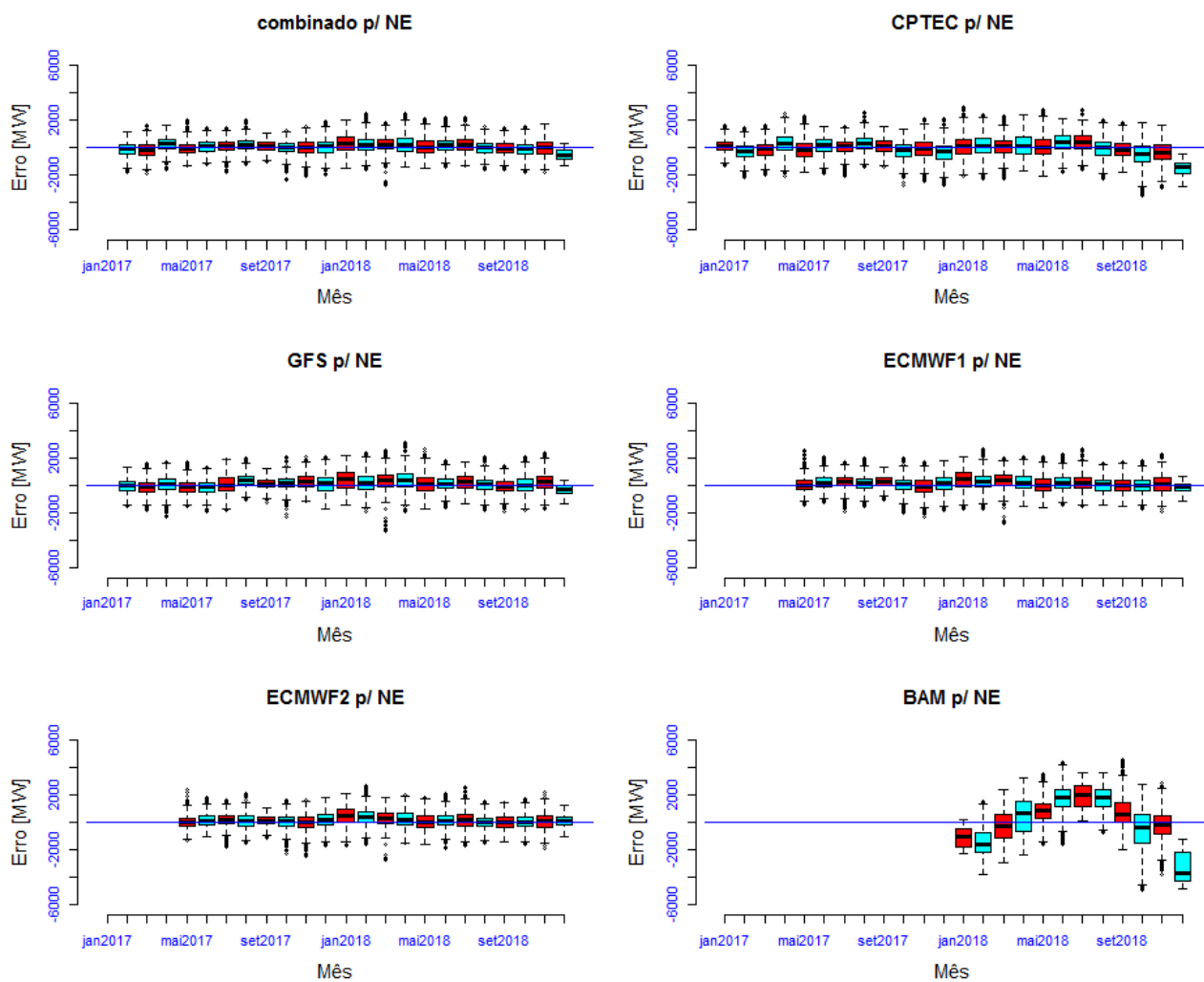
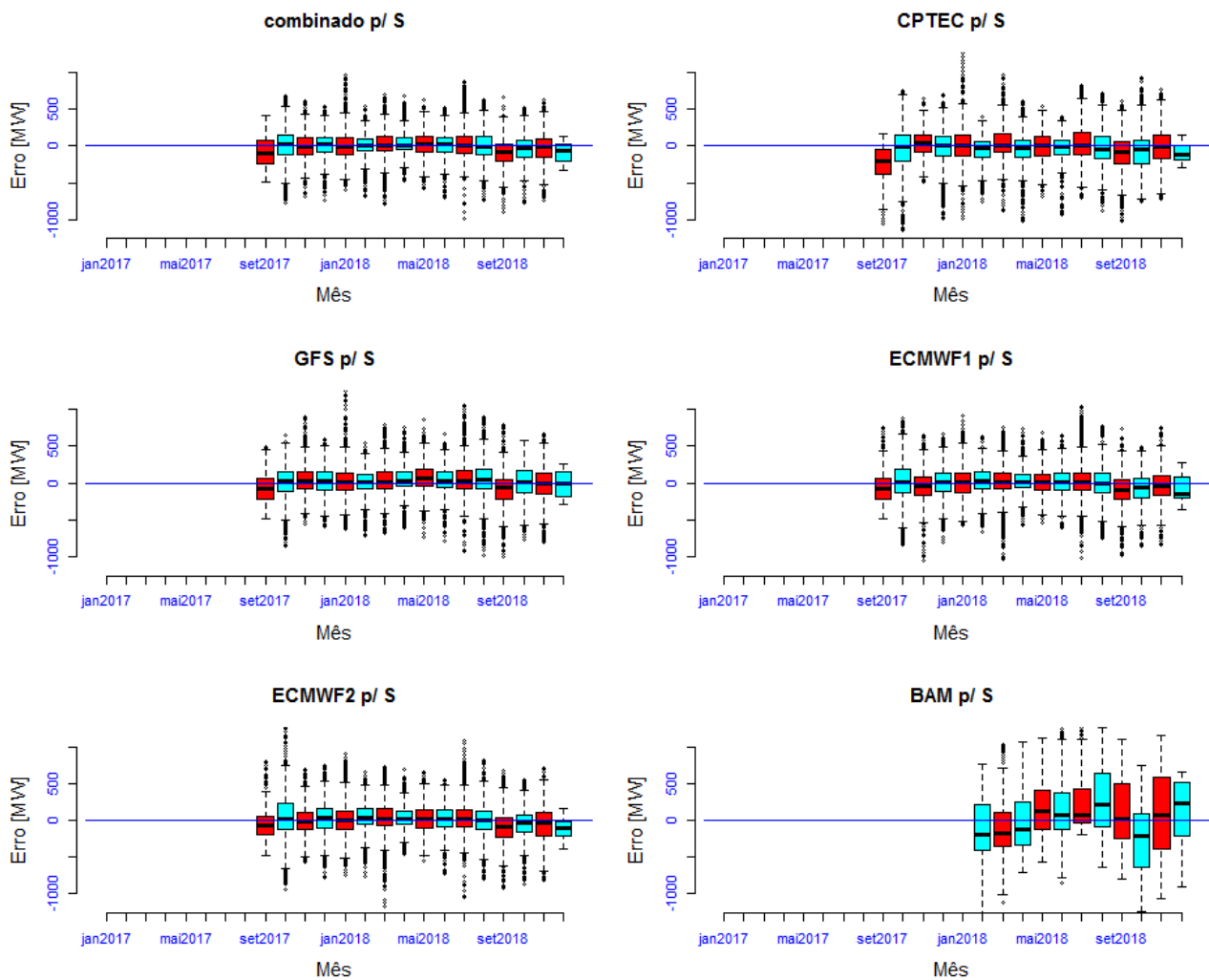


Figura 148 Erro bruto mensal do subsistema Sul (jan/2017 – nov/2018)



Os eixos dos boxplot apresentados na Figura 147 e na Figura 148 estão limitados a 60% da potência instalada simulada.

Por razões de segurança operativa, o modelo de combinação atribui pesos diferentes, a depender do sinal do desvio da previsão. Quando a geração verificada supera a previsão, é atribuído peso 0,3, quando a situação se inverte é atribuído peso 0,7. A escolha desses pesos foi pertinente pelo fato de que quando a geração verificada é muito inferior à previsão, pode ser necessário o despacho de outras fontes de geração não programadas previamente. Tal situação pode induzir uma tendência de a previsão combinada subestimar a geração.

A Figura 149 e a Figura 150 apresentam como informação adicional a distribuição dos erros brutos para o Nordeste e o Sul, respectivamente.

Figura 149 Distribuição dos erros brutos do subsistema Nordeste (jan/2017 – nov/2018)

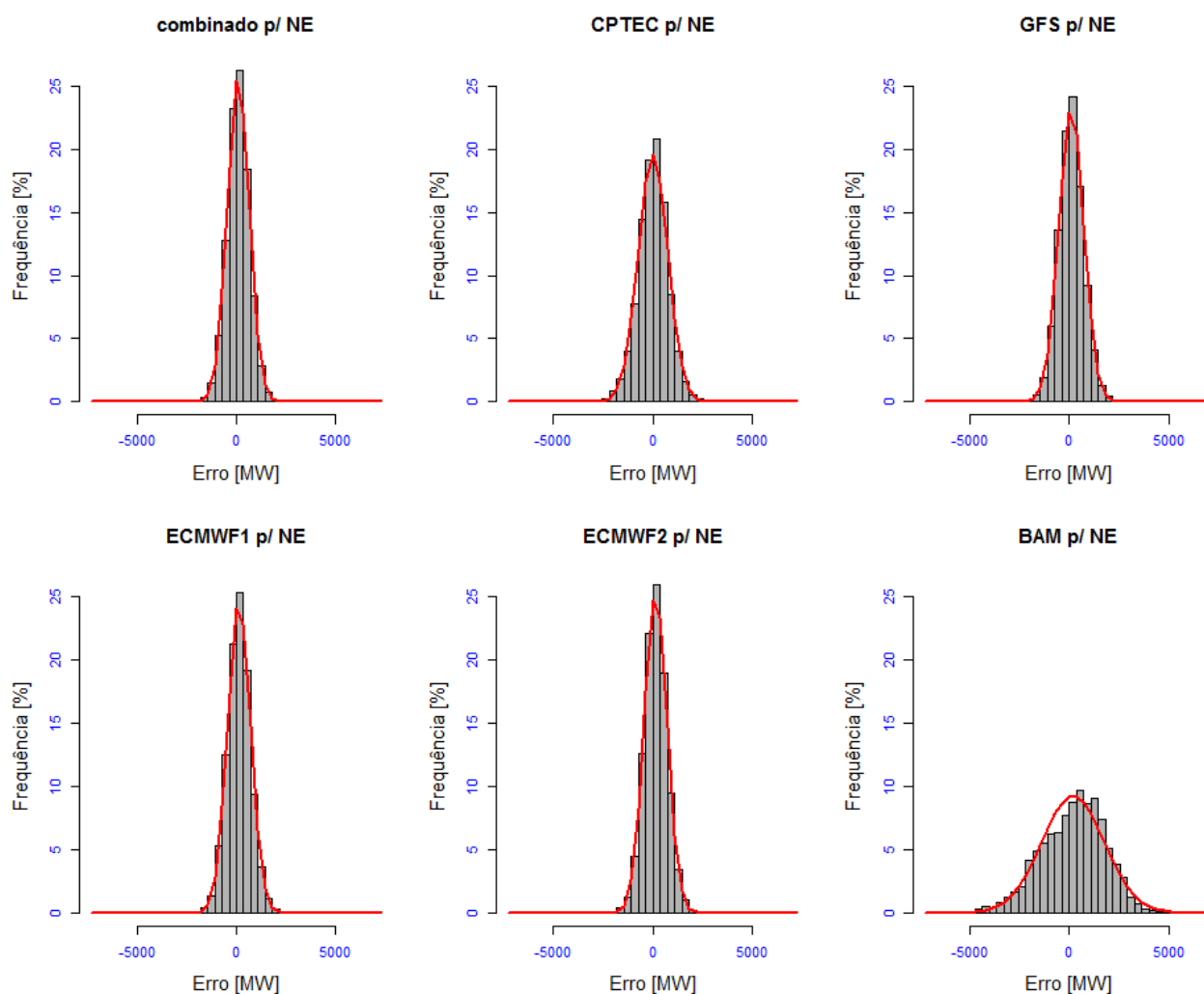
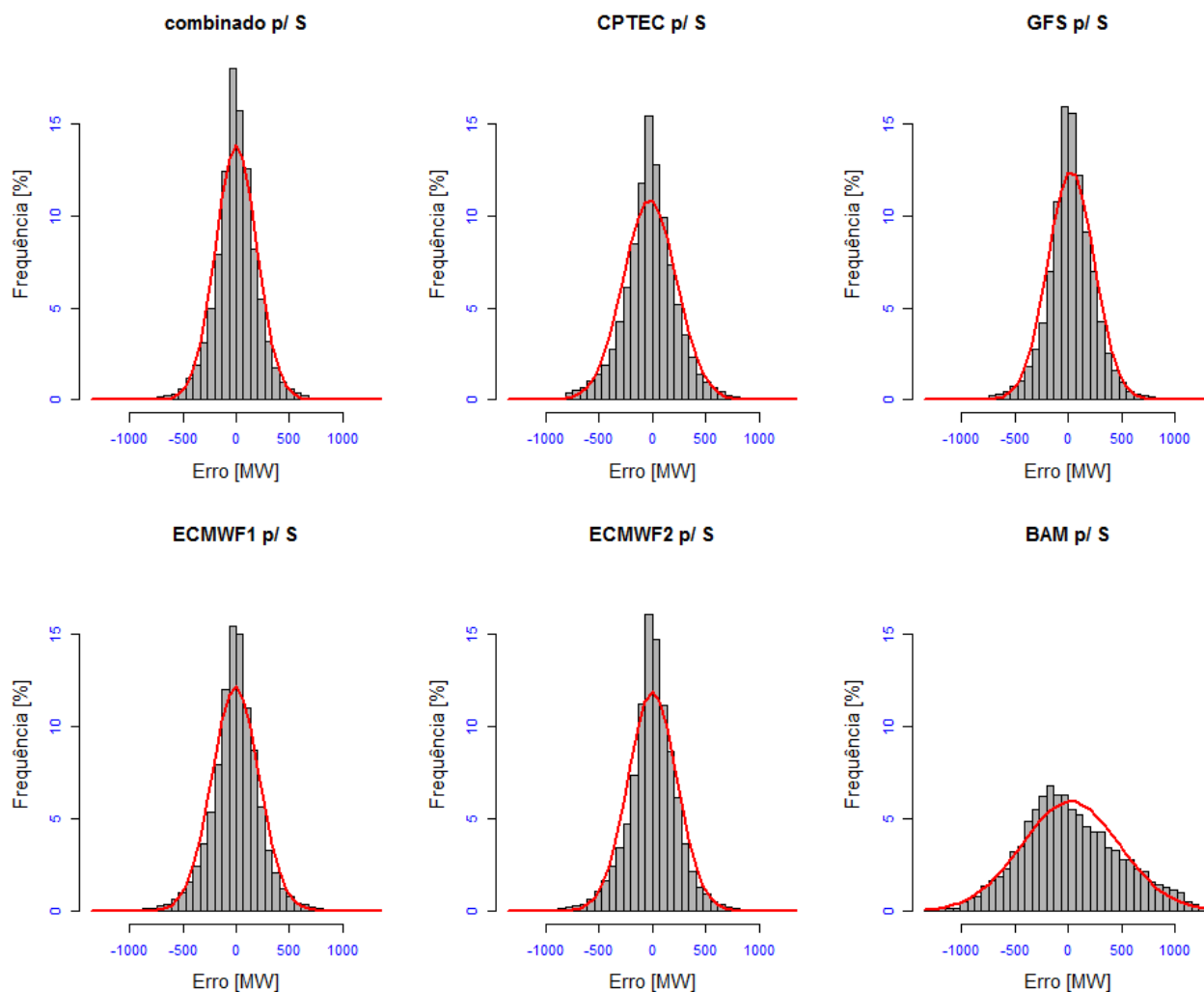


Figura 150 Distribuição dos erros brutos do subsistema Sul (jan/2017 – nov/2018)



O eixo das abcissas dos gráficos da Figura 149 e a Figura 150 estão limitados a 70% da potência instalada simulada.

Como pode ser observado, tanto na Figura 149 e quanto na Figura 150 a maior frequência de erros está centralizada em torno de zero, conforme o esperado. O pequeno viés que pode ser observado na Figura 144, na Figura 145, na Tabela 8 e na Tabela 9 corresponde a uma pequena assimetria da distribuição dos erros.

Similarmente, a Figura 151 e a Figura 152 ilustram a distribuição do NMAPE para o Nordeste, considerando a normalização pelo produto entre o fator de capacidade mensal e a potência instalada evolutiva e pelo produto entre o fator de capacidade anual e a potência instalada evolutiva, respectivamente. De acordo com as figuras, conclui-se que, embora ocorram erros mais altos, a frequência destes é muito baixa.

Figura 151 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Nordeste, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva

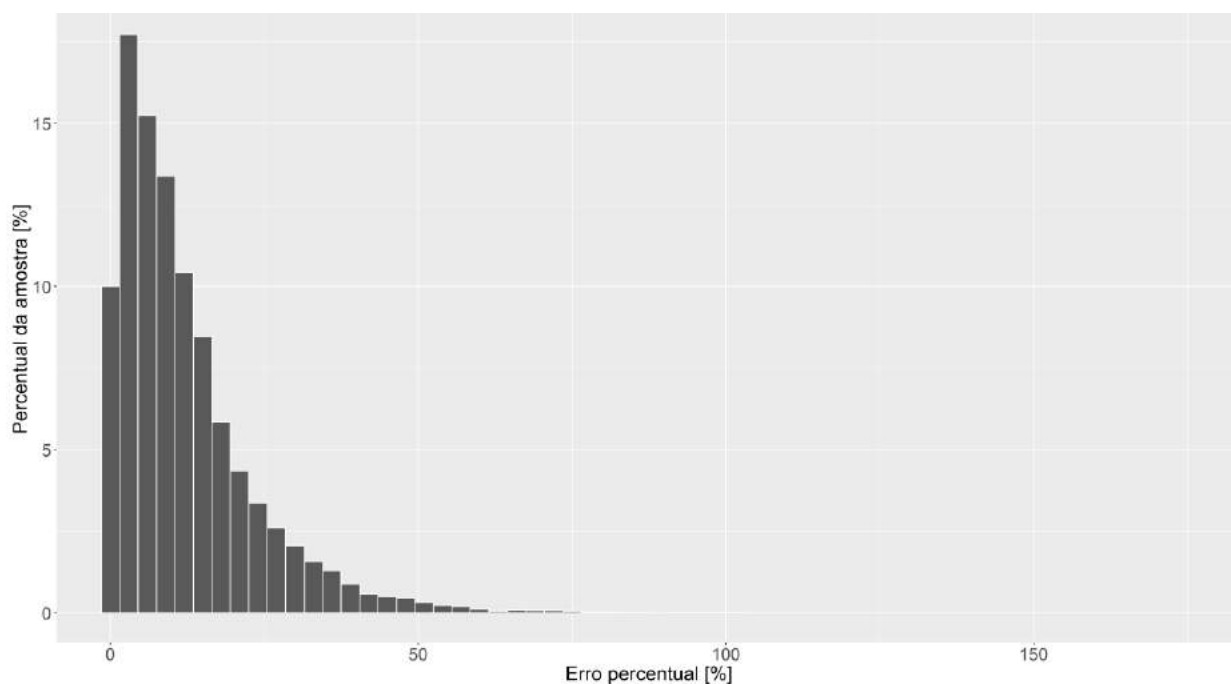
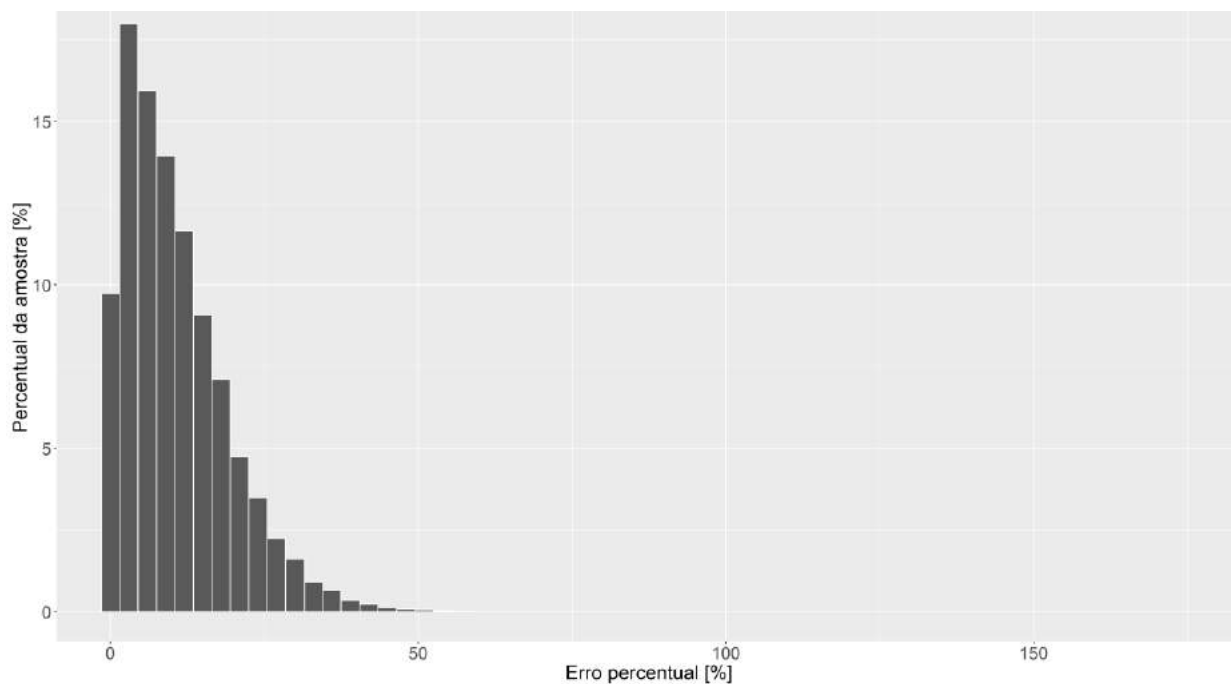


Figura 152 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Nordeste, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva



Já na Figura 153 e na Figura 154 estão destacadas as mesmas características do NMAPE para o subsistema Sul. A métrica é calculada, tal como no exemplo anterior, normalizando-se o erro pelo produto entre o fator de capacidade mensal e a potência instalada evolutiva e pelo produto entre o fator de capacidade anual e a potência instalada evolutiva, respectivamente.

Figura 153 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Sul, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva

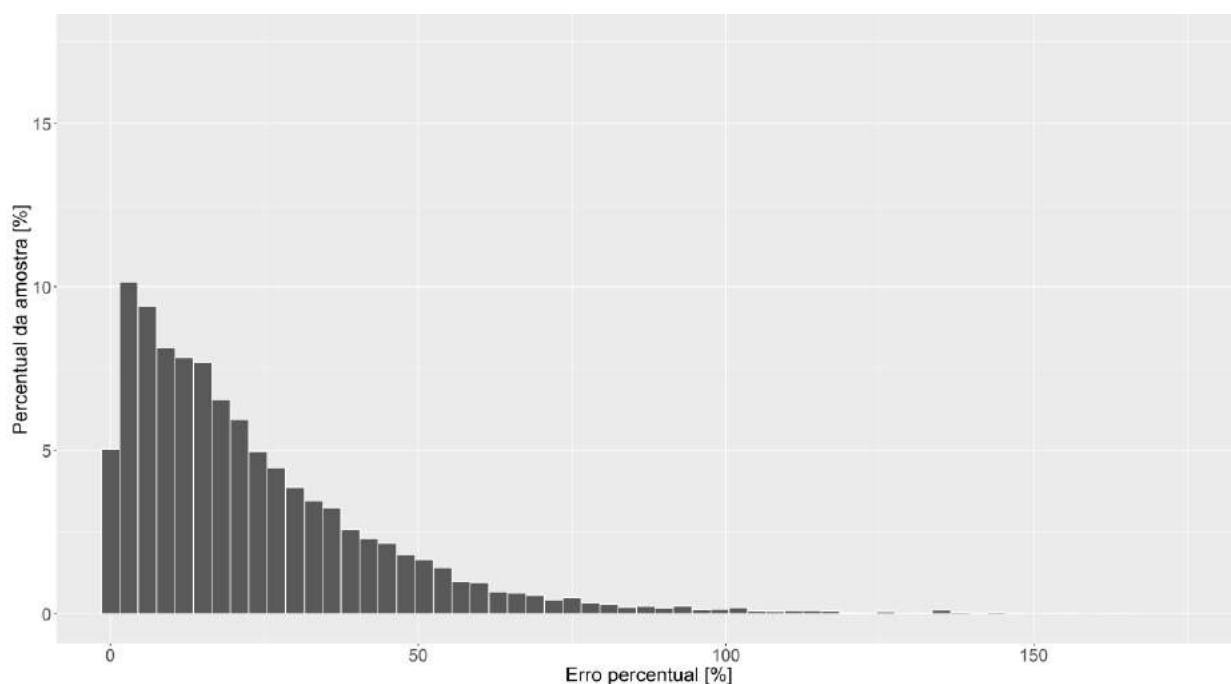
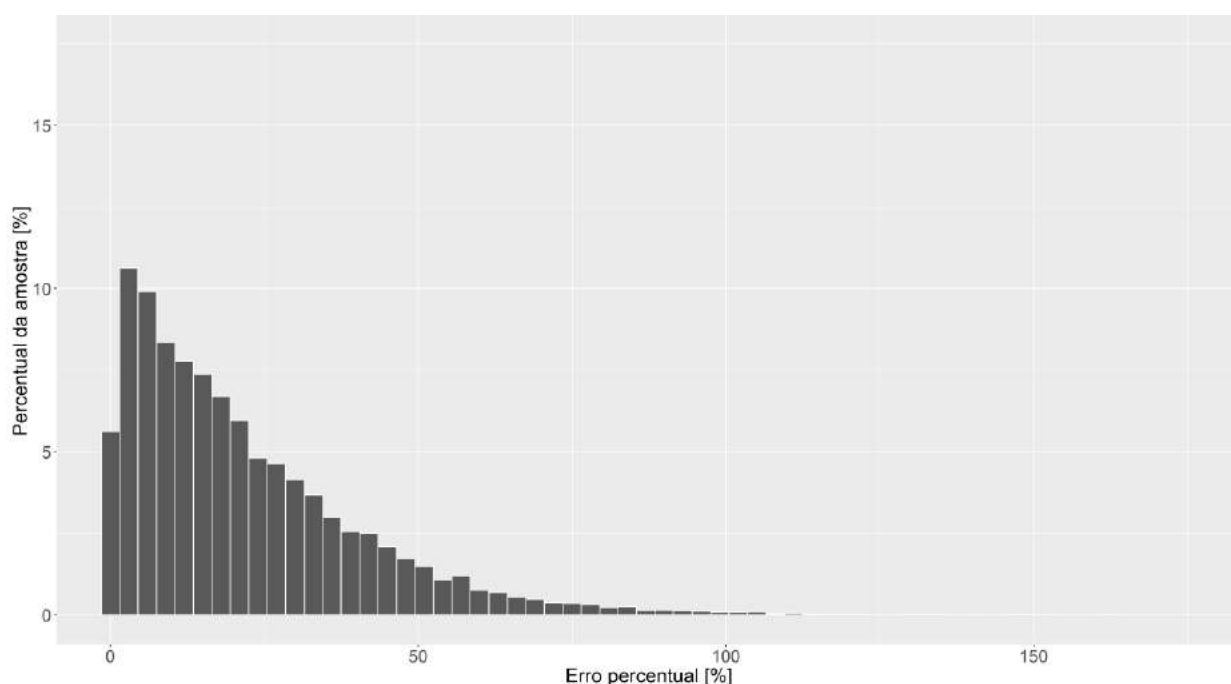


Figura 154 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Sul, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva



Em complementação às análises anteriores, na Figura 155 e na Figura 156 são apresentadas as dispersões entre o valor verificado e o previsto, para o Nordeste e o Sul, respectivamente. Nestas figuras estão ilustradas as dispersões para previsões de geração eólica para cada modelo meteorológico.

São marcados em cores diferentes os pontos de horizontes distintos: os pontos em preto relacionam dados de janeiro de 2017 a novembro de 2018, ou seja, compreende o período de previsão desde o início de operação até próximo à elaboração deste relatório; os pontos desenhados em cinza descrevem dados dos últimos 180 dias deste mesmo período; os pontos em vermelho descrevem dados dos últimos 30 dias deste mesmo período. Adicionalmente é apresentada nestas figuras uma reta de 45°, curva em azul escuro, e uma reta em azul claro proveniente de uma regressão linear com os dados totais.

Com o intuito de observar numericamente as características lineares dos dados previstos em relação aos dados observados, é adicionado nestas figuras o coeficiente de determinação R^2 .

Figura 155 Correlação dos dados previstos e verificados para o Nordeste

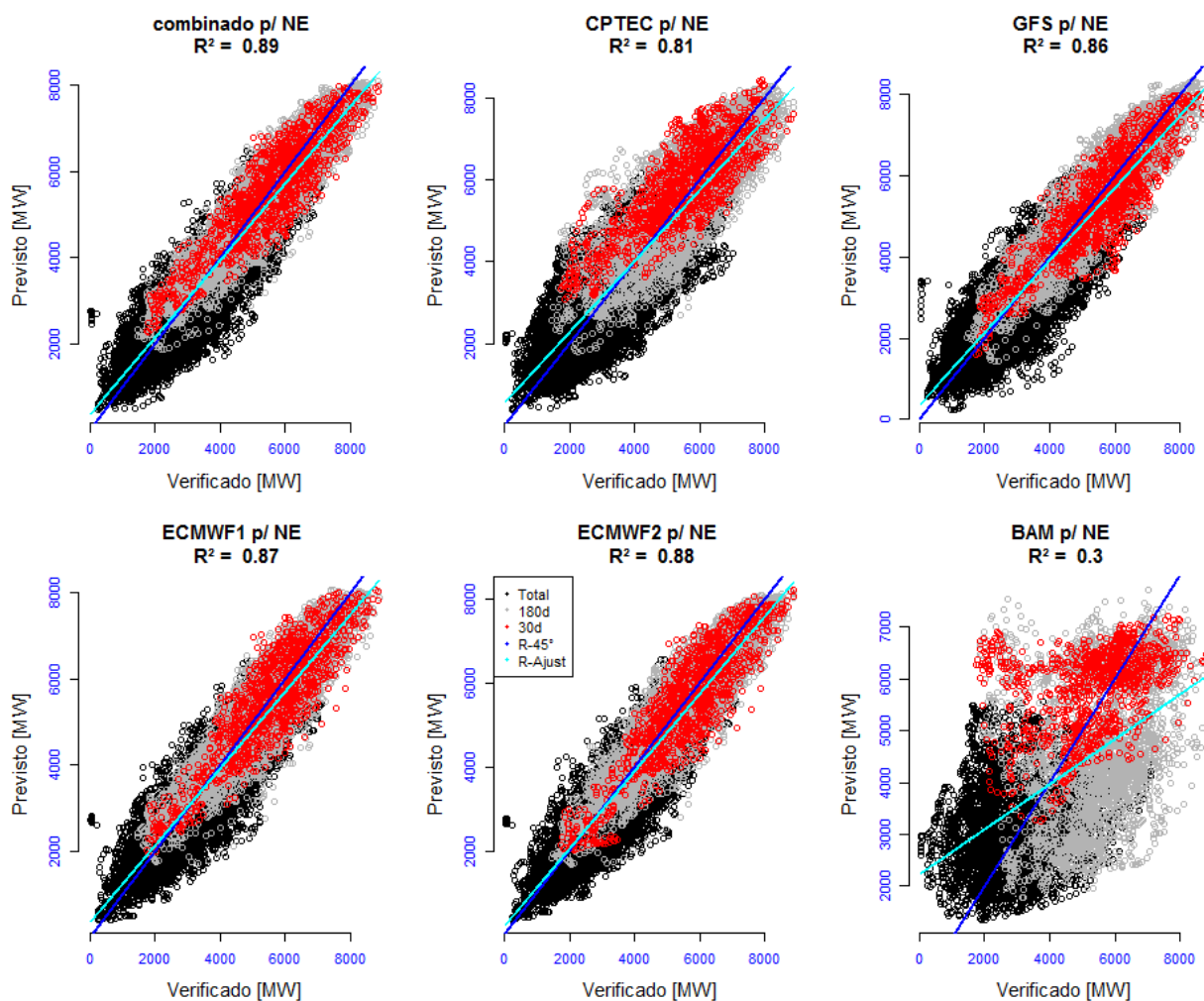
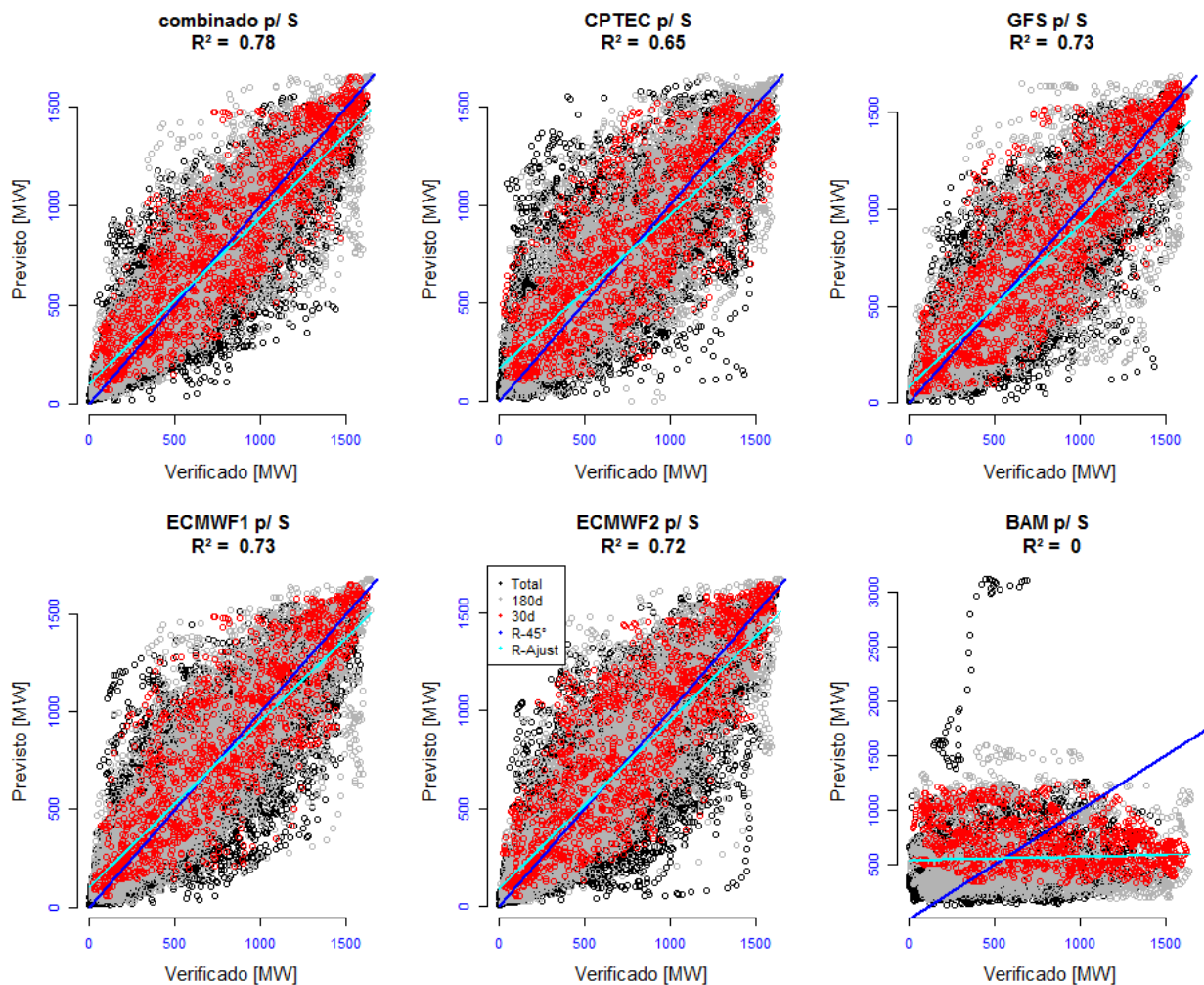


Figura 156 Correlação dos dados previstos e verificados para o Nordeste



Vale salientar que na Figura 155 e na Figura 156 os modelos apresentam um bom coeficiente de determinação, com exceção do modelo BAM, que ainda deve passar por ajustes para melhoria de seus resultados.

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os bons resultados obtidos com o modelo até o momento demonstram acerto na escolha das técnicas utilizadas, sejam elas para o tratamento dos dados, a estimação dinâmica das curvas Vento x Potência e a correção do viés da previsão de vento. Os resultados já alcançados estimulam o prosseguimento do avanço dos estudos visando a melhoria do processo de previsão da geração de fonte eólica, tanto para Programação Diária quanto para a operação em Tempo Real.

Espera-se que a disseminação da metodologia e a distribuição do programa em código aberto propiciem contribuições e propostas de aperfeiçoamento provenientes das valorosas equipes técnicas dos Agentes dos SIN.

9 BIBLIOGRAFIA

- [1] S. C. CHOU, C. R. SOUZA, J. L. GOMES, E. F. D. EVANGELISTA, C. OSÓRIO e M. CATALDI, “Refinamento estatístico das previsões horárias de temperatura a 2 m do modelo Eta em estações do Nordeste do Brasil,” *Revista Brasileira de Meteorologia*, vol. 22, pp. 287-296, 2007.
- [2] Q. MAO, R. T. MCNIDER, S. F. MUELLERE e H. JUANG, “An Optimal Model Output Calibration Algorithm Suitable for objective temperature forecasting,” *Wea. Analysis and Forecasting*, vol. 14, pp. 190-202, 1994.
- [3] M. N. M. Rolo, “Previsão de Produção Eólica com Modelização de Incertezas,” Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto., 2014.
- [4] J. M. Bates e C. W. J. Granger, “The Combination of Forecasts,” *OR*, Vol. 20, No. 4 (Dec., 1969), pp. 451-468. Operational Research Society, 1969.
- [5] L. Lima, G. Vasconcelos e F. Teixeira, “Energia Eólica: Uma abordagem de previsão no contexto do Brasil”. *PUC-Rio*.
- [6] R. J. Campos, “Previsão de séries temporais com aplicações a séries de consumo de energia elétrica,” Belo Horizonte, 2008.
- [7] A. L. F. Batista, “Modelo de Series Temporais e Redes Neurais Artificiais na Previsão de Vazão,” Lavras, 2009.
- [8] R. Ballini, S. Soares e M. G. Andrade, “Previsão de vazões médias mensais usando redes neurais nebulosas,” *SCIELO. Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, Vols. %1 de %214, n. 3, p. 680-693, Julho/Setembro 2003.
- [9] D. J. ROSSI, “Previsão da Velocidade dos Ventos por Redes Neurais Artificiais e ARIMA de Box & Jenkins,” Ilha Solteira, 2013.
- [10] J. G. BOX J, “Time series analysis, forecasting and control.,” San Francisco: Holden Day, 1976.
- [11] P. P. S. N. G. G. B. R. KARINIOTAKIS G., “The state of the art in short-term prediction of wind power – from an offshore perspective,” *Sea TechWeek*, 2004.
- [12] F. U. LANGE M, “Physical approach to short-term wind power prediction,” *New York, NY: Springer*, 2006.
- [13] E. T. HIBON M, “To combine or not to combine: selecting among forecasts and their combinations,” *International Journal of Forecast*, vol. 21, p. 15–24, 2005.
- [14] H. F. SILVA, “Um Sistema Integrado de Monitoração e Previsão de Carga Elétrica de Curto Prazo,” Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-RIO, 2001.
- [15] E. L. MENDES, “Tratamento de Dados Faltantes e Aberrantes em Séries Temporais de Carga Minuto a Minuto,” Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-RIO, 2013..
- [16] A. M. FOLEY, P. LEAHY e E. J. MCKEOGH, “Wind Power Forecasting & Prediction Methods,” em *9th International Conference on Environment and Electrical Engineering*, Prague, Republica Czech, 2010.

Figuras

Figura 1 Etapas da metodologia de previsão de geração de fonte eólica da programação	6
Figura 2 Regressão ajustada entre os dados horários do PI e CCEE para um determinado dia	8
Figura 3 Identificação de não conformidade entre a geração horária do PI e CCEE	8
Figura 4 Identificação de não conformidade – geração horária do PI e CCEE com alta correlação	9
Figura 5 Identificação de não conformidade: vento do PI x vento da EPE e geração CCEE1h	11
Figura 6 Processo de montagem do melhor histórico de geração verificada	12
Figura 7 Processo de montagem do melhor histórico de vento verificado	14
Figura 8 (usina-exemplo 1) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios	17
Figura 9 (usina-exemplo 1) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios	18
Figura 10 (usina-exemplo 1) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico	19
Figura 11 (usina-exemplo 2) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios	19
Figura 12 (usina-exemplo 2) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios	20
Figura 13 (usina-exemplo 2) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico	20
Figura 14 (usina-exemplo 3) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios	21
Figura 15 (usina-exemplo 3) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios	21
Figura 16 (usina-exemplo 3) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico	22
Figura 17 (usina-exemplo 4) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios	22
Figura 18 (usina-exemplo 4) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios	23
Figura 19 (usina-exemplo 4) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico	23
Figura 20 (usina-exemplo 5) dispersão Vento x Potência para identificação de dados espúrios	24
Figura 21 (usina-exemplo 5) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios	24
Figura 22 (usina-exemplo 5) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico	25
Figura 23 (usina-exemplo 6) dispersão Vento x Potência com identificação de dados espúrios	25

Figura 24 (usina-exemplo 6) correlação dos dados verificados para identificação de dados espúrios	26
Figura 25 (usina-exemplo 6) identificação de dados espúrios e resultado do melhor histórico	26
Figura 26 Quadrículas do modelo Eta para o Sul e Nordeste	27
Figura 27 Quadrículas do modelo GFS para o Sul e Nordeste	28
Figura 28 Quadrículas do modelo ECMWF para o Sul e Nordeste	28
Figura 29 Quadrículas do modelo BAM para o Sul e Nordeste	29
Figura 30 Regressão ajustada para o 1º e 20º intervalo do dia.	31
Figura 31 Regressão ajustada para o 30º e 48º intervalo do dia.	31
Figura 32 Regressão ajustada para o 39º e 6º intervalo do dia com ajuste pobre.	32
Figura 33 Regressão ajustada para o 48º intervalo do dia com aumento do tamanho histórico.	33
Figura 34 Característica do vento de um ponto no NE, previsões dos modelos Eta e GFS, respectivamente	34
Figura 35 Característica do vento de um ponto no NE, previsões dos modelos ECMWF de alta resolução e <i>ensemble</i> , respectivamente	34
Figura 36 Característica do vento de um ponto no Sul, previsões dos modelos Eta e GFS, respectivamente	35
Figura 37 Característica do vento de um ponto no Sul, previsões dos modelos ECMWF de alta resolução e <i>ensemble</i> , respectivamente	35
Figura 38 Desvios brutos do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 usina do RN	37
Figura 39 Desvios percentuais do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 do RN	38
Figura 40 Desvios brutos do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 da BA	39
Figura 41 Desvios percentuais do vento previsto e corrigido para os dias D e D+1 da BA	40
Figura 42 Característica do viés de vento previsto para o modelo do CPTEC	41
Figura 43 Característica do viés de vento previsto para o modelo do GFS	41
Figura 44 Característica do viés de vento previsto para do ECMWF de alta resolução	42
Figura 45 Característica do viés de vento previsto para o <i>ensemble</i> do ECMWF	42
Figura 46 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o RN	43
Figura 47 Dispersão do vento previsto médio para o RN	44
Figura 48 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o BA	44
Figura 49 Dispersão do vento previsto médio para a BA	45
Figura 50 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o CE	45
Figura 51 Dispersão do vento previsto médio para o CE	46

Figura 52 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o PE	46
Figura 53 Dispersão do vento previsto médio para o PE	47
Figura 54 Vento médio verificado, previsto e previsto corrigido para o PI	47
Figura 55 Dispersão do vento previsto médio para o PI	48
Figura 56 Curva de potência de uma turbina real.	50
Figura 57 Estimação da curva de potência para o 1º e 10º período.	52
Figura 58 Estimação da curva de potência para o 30º e 48º período.	52
Figura 59 Estimação das quarenta e oito curvas.	53
Figura 60 Estimação das quarenta e oito curvas com variação em direção do vento.	54
Figura 61 Estimação da curva de potência para o 1º e 10º período com horizonte menor.	55
Figura 62 Estimação da curva de potência para o 30º e 48º período com horizonte menor.	56
Figura 63 Estimação da curva de potência com considerações de histórico diferentes.	57
Figura 64 Curva genérica para criação de limites.	58
Figura 65 Curvas limites e aplicação	59
Figura 66 Dispersão Vento x Potência com os limites inferiores e superiores	60
Figura 67 Exemplo 1: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística	60
Figura 68 Exemplo 2: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística	61
Figura 69 Exemplo 3: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística	61
Figura 70 Exemplo 4: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística	62
Figura 71 Exemplo 5: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística	62
Figura 72 Exemplo 6: Dispersão com curvas limites e aplicação da regressão logística	63
Figura 73 Regressões usando o CPTEC e GFS, respectivamente	63
Figura 74 Regressões com previsão usando o ECMWF alta resolução e <i>ensemble</i> , respectivamente	64
Figura 75 Evolução da capacidade instalada de um determinado ponto estabilizada	65
Figura 76 Evolução da capacidade instalada de um determinado ponto em variação	66
Figura 77 Regressão ajustada entre geração média e total	67
Figura 78 Dispersão Vento x Potência média e total, respectivamente	68
Figura 79 Escolha dos dias para combinação	71
Figura 80 Gradação linear de pesos para suavização dos desvios por intervalo	72
Figura 81 Aplicação da gradação linear ao longo dos intervalos	73
Figura 82 Comparação das previsões em caso de desvio zero	75
Figura 83 Exemplo de fatores para o caso de desvio zero	75

Figura 84 Exemplo de fatores para o caso de desvio 0.001	76
Figura 85 Aplicação da combinação dos resultados do modelo de previsão para o NE	77
Figura 86 Aplicação da combinação dos resultados do modelo de previsão para o Sul	78
Figura 87 Comparação da separação da separação das usinas para o Grupo 1	78
Figura 88 Comparação da separação da separação das usinas para o Grupo 2	79
Figura 89 Comparação da separação da separação das usinas com violação da potência instalada	81
Figura 90 Comparação da separação da previsão por usinas usando a correção pela geração verificada	82
Figura 91 Comparação da separação da previsão por usinas usando a correção pela geração prevista	83
Figura 92 Comparação da separação da previsão por usinas usando a correção pela geração verificada e prevista	84
Figura 93 Aplicação dos modelos para 33 usinas (previsão com vento previsto)	86
Figura 94 Coeficiente de correlação entre o vento previsto e verificado das 33 usinas	87
Figura 95 Dispersão entre o vento previsto e verificado da usina com menor correlação	88
Figura 96 Dispersão entre o vento previsto e verificado da usina com a correlação média	88
Figura 97 Dispersão entre o vento previsto e verificado da usina com a maior correlação	89
Figura 98 Exemplo de aplicação do MAPE e NMAPE	90
Figura 99 Exemplo de aplicação do MAPE e NMAPE	91
Figura 100 Exemplo de erro com geração verificada superior à previsão	92
Figura 101 Exemplo de erro com verificado mais baixo que a previsão	93
Figura 102 Exemplo de erro para um período do Sul	94
Figura 103 Geração e previsão eólica para D-1, D e D+1 do subsistema Nordeste	95
Figura 104 Geração e previsão eólica para D-1, D, D+1, D+2 e D+3 do subsistema Nordeste	96
Figura 105 Indicadores de qualidade da previsão eólica para o subsistema Nordeste	97
Figura 106 Geração e previsão eólica para a Bahia	98
Figura 107 Geração e previsão eólica para o Ceará	98
Figura 108 Geração e previsão eólica para o Pernambuco	99
Figura 109 Geração e previsão eólica para o Piauí	99
Figura 110 Geração e previsão eólica para o Rio Grande do Norte	100
Figura 111 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo combinado	101
Figura 112 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do Eta	101

Figura 113 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do GFS	102
Figura 114 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do ECMWF1	102
Figura 115 boxplot dos erros brutos para 30 dias do modelo utilizando dados do ECMWF2	103
Figura 116 Evolução mínima, media e máxima da geração de fonte eólica do NE para os últimos 3 anos	104
Figura 117 Evolução mínima, media e máxima da geração de fonte eólica do NE para os últimos 60 dias	104
Figura 118 Geração e previsão eólica para D-1, D, D+1, D+2 e D+3 do Sul	105
Figura 119 Geração e previsão eólica para D-1, D, D+1, D+2 e D+3 do NE	106
Figura 120 Erro médio mensal da previsão eólica para o Nordeste	107
Figura 121 Erro médio mensal da previsão eólica para o Sul	108
Figura 122 Erro absoluto médio mensal da previsão eólica para o Nordeste	108
Figura 123 Erro absoluto médio mensal da previsão eólica para o Sul	109
Figura 124 Erro absoluto médio percentual mensal da previsão eólica para o Nordeste	110
Figura 125 Erro absoluto médio percentual mensal da previsão eólica para o Sul	110
Figura 126 Erro médio quadrático mensal da previsão eólica para o Nordeste	111
Figura 127 Erro médio quadrático mensal da previsão eólica para o Sul	111
Figura 128 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada final do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Nordeste	112
Figura 129 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada evolutiva ao longo do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Nordeste	113
Figura 130 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada final do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Sul	113
Figura 131 Erro médio absoluto percentual, normalizado pela potência instalada evolutiva ao longo do período de estudo, mensal da previsão eólica para o Sul	114
Figura 132 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Nordeste	115
Figura 133 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade diário e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Sul	115
Figura 134 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Nordeste	116

Figura 135 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Sul	116
Figura 136 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Nordeste	117
Figura 137 Erro médio absoluto percentual, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva, mensal da previsão eólica para o Sul	118
Figura 138 Desvios com Blecaute ocorrido em março de 2018	119
Figura 139 Comparação do erro percentual absoluto médio mensal da previsão eólica de tipos D a D+3 para o Nordeste	120
Figura 140 Comparação do erro percentual absoluto médio mensal da previsão eólica de tipos D a D+3 para o Sul	120
Figura 141 Variação da geração verificada no subsistema Nordeste	122
Figura 142 Variação da geração verificada no subsistema Sul	122
Figura 143 Fator de capacidade mensal do subsistema Nordeste e Sul	124
Figura 144 Erro bruto do subsistema Nordeste (jan/2017 – nov/2018)	128
Figura 145 Erro bruto do subsistema Sul (jan/2017 – nov/2018)	129
Figura 146 Característica do boxplot	130
Figura 147 Erro bruto mensal do subsistema Nordeste (jan/2017 – nov/2018)	131
Figura 148 Erro bruto mensal do subsistema Sul (jan/2017 – nov/2018)	132
Figura 149 Distribuição dos erros brutos do subsistema Nordeste (jan/2017 – nov/2018)	133
Figura 150 Distribuição dos erros brutos do subsistema Sul (jan/2017 – nov/2018)	134
Figura 151 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Nordeste, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva	135
Figura 152 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Nordeste, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva	135
Figura 153 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Sul, normalizado pelo produto entre fator de capacidade mensal e potência instalada evolutiva	136
Figura 154 Distribuição dos NMAPEs do subsistema Sul, normalizado pelo produto entre fator de capacidade anual e potência instalada evolutiva	137
Figura 155 Correlação dos dados previstos e verificados para o Nordeste	138
Figura 156 Correlação dos dados previstos e verificados para o Nordeste	139

Tabelas

Tabela 1 Desvios de previsão de geração de fonte eólica	96
---	----

Tabela 2 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do NE para 30 dias	100
Tabela 3 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do NE no período de jun/2017 a dez/2017	123
Tabela 4 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D	124
Tabela 5 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D+1	125
Tabela 6 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D+2	125
Tabela 7 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do SIN no período de out/2017 a set/2018 para previsões do tipo D+3	126
Tabela 8 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do NE no período de out/2017 a set/2018	126
Tabela 9 Desvios de previsão de geração de fonte eólica do S no período de out/2017 a set/2018	127