

PROPOSTAS PARA A PREVISÃO PROBABILÍSTICA DA GERAÇÃO EÓLICA

GOP/ PESSANHA, J.F.M.
BESSA, R.J.G.D.S.B.
PEÇAS LOPES, J.A.

A previsão do valor esperado da geração eólica sem uma quantificação adequada da incerteza não atende completamente as necessidades da operação.

Para lidar com a incerteza deve-se considerar as previsões de densidade de probabilidade da geração eólica fornecidas por métodos de previsão probabilística (ZHANG et al, 2014).

Objetivo, descrever e comparar duas propostas para previsão probabilística da geração eólica:

- regressão quantílica
- metodologia híbrida (processos gaussianos & estimador de densidade de probabilidade).

Previsão horária da geração eólica é função da
previsão horária da velocidade do vento

Curva de potência

PREVISÃO PROBABILÍSTICA

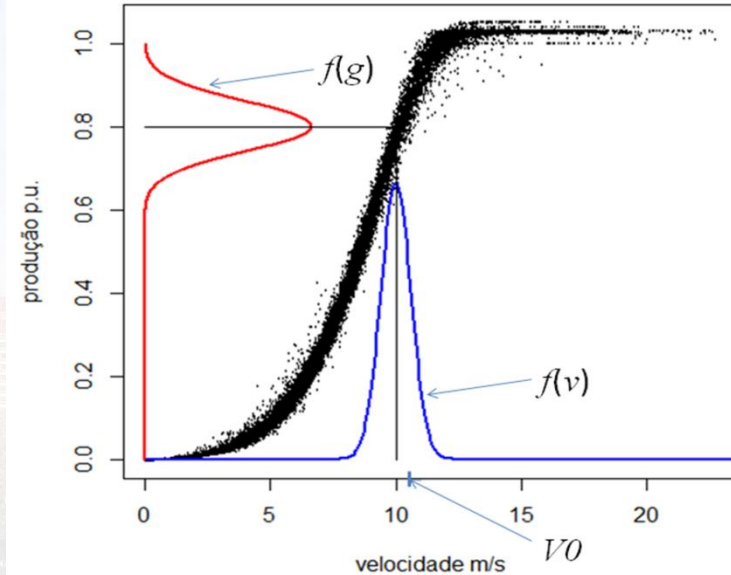
- Comportamento intermitente da velocidade do vento.
- Incertezas da medição.
- Direção do vento.

Densidade condicionada

$$f_h(g) = \int f(g|v) \cdot f_h(v) \cdot dv$$

Densidade de probabilidade da geração

Densidade de probabilidade da velocidade do vento



- Previsão da densidade de probabilidade da geração eólica (previsão probabilística)







—

- $$\left. \begin{aligned} u_h &= V_h \cdot \cos(\theta_h) \\ w_h &= V_h \cdot \sin(\theta_h) \end{aligned} \right\} \text{Transformação de coordenadas polares } (V, \theta) \text{ para cartesianas } (u, w)$$

$$f_h(g) = \int \int f(g|u, w) \cdot f_h(u) \cdot f_h(w) \cdot du dw$$

Densidades de probabilidade das coordenadas cartesianas da velocidade do vento na hora h , previstas por meio de dois Processos Gaussianos

Y é a velocidade verificada
X é a velocidade prevista

$$\rightarrow y_t = f(x_t) + \varepsilon_t \quad \forall t=1,n$$

Ruído gaussiano $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$

Série temporal Y com n observações

$$\begin{bmatrix} y \\ y(n+1) \end{bmatrix} \sim N_{n+1} \left(\begin{bmatrix} 0_n \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K_{n \times n} & k_{n \times 1} \\ k_{n \times 1}^T & k^* \end{bmatrix} \right)$$

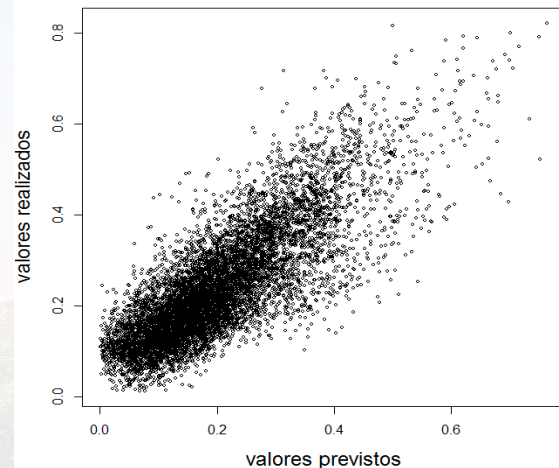
Previsão para o instante n+1

Matriz de covariâncias do vetor aleatório $[y, y(n+1)]$

Elementos da matriz de covariâncias

$$K(y_p, y_q) = v_1 \cdot \exp \left(-\frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \omega_i (x_d(p) - x_d(q))^2 \right) + \sum_{d=1}^D a_d x_d(p) x_d(q) + \sigma_\varepsilon^2 \delta(p, q)$$

Velocidades prevista x verificada



Densidade de probabilidade conjunta

Série temporal y com n observações
Previsão para o instante $n+1$

$$\begin{bmatrix} y \\ y(n+1) \end{bmatrix} \sim N_{n+1} \left(\begin{bmatrix} 0_n \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K_{n \times n} & k_{n \times 1} \\ k_{n \times 1}^T & k^* \end{bmatrix} \right)$$

Previsão da densidade de probabilidade da
velocidade do vento para o próximo instante

$$f(y(n+1) | y) \sim N(\mu_{n+1}, \sigma_{n+1}^2)$$

$$\mu_{n+1} = k_{n \times 1}^T \cdot K_{n \times n}^{-1} \cdot y_{n \times 1}$$

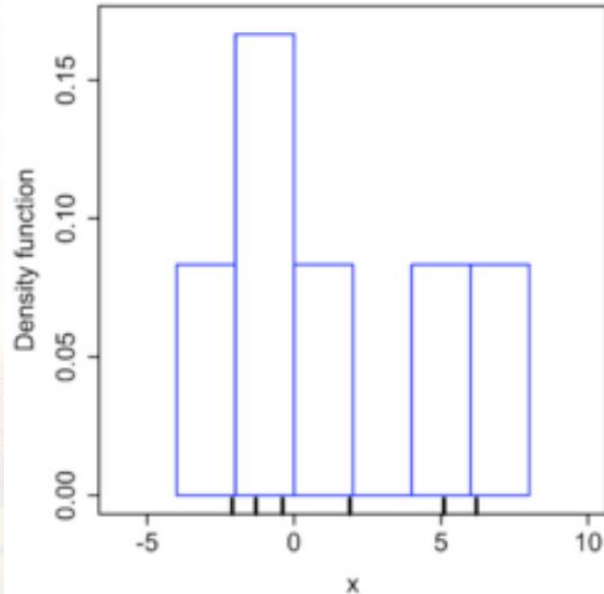
média

$$\sigma_{n+1}^2 = k^* - k_{n \times 1}^T \cdot K_{n \times n}^{-1} \cdot k_{n \times 1}$$

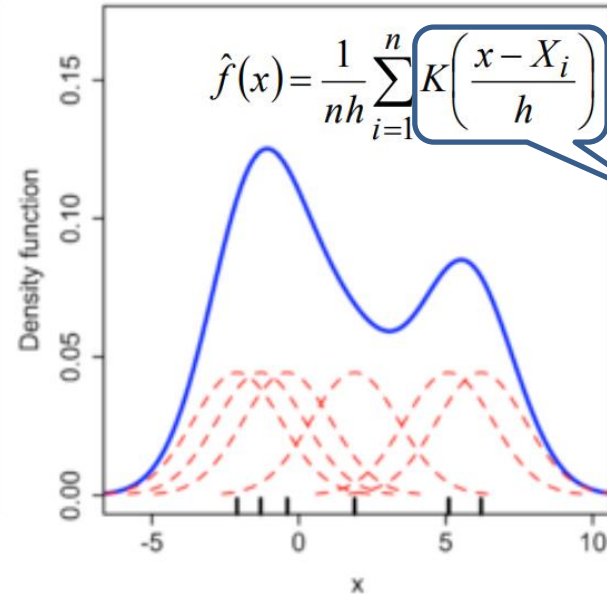
variância

- Estimação não paramétrica de densidades de probabilidade

Histograma



Kernel Density Estimator



Função
núcleo
(Kernel)
com largura
de banda h

https://en.wikipedia.org/wiki/Kernel_density_estimation

- Estimação não paramétrica de densidades de probabilidade condicionada

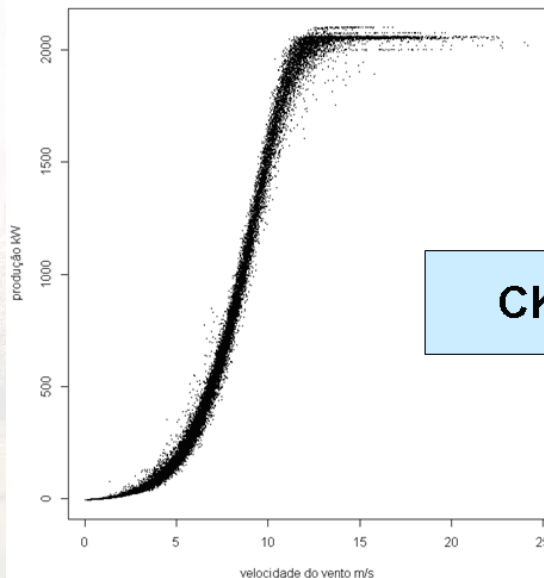
Y é a geração eólica

X é a velocidade do vento

$$\hat{f}(y|x) = \frac{\sum_{i=1}^n K_x\left(\frac{x - X_i}{h_x}\right) K_y\left(\frac{y - Y_i}{h_y}\right)}{\sum_{i=1}^n K_x\left(\frac{x - X_i}{h_x}\right)}$$

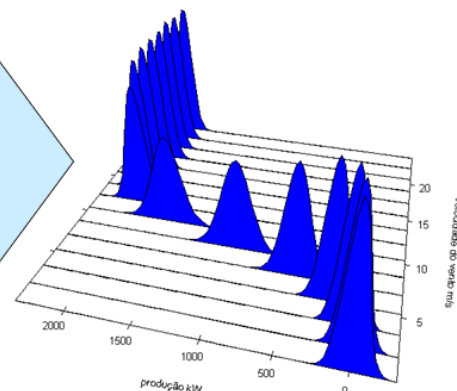
Conditional Kernel Density Estimator - CKDE

Diagrama de dispersão



CKDE

Densidades condicionais
 $f(\text{geração}|\text{velocidade})$



- Estimaco no paramtrica de densidades de probabilidade condicionada

$$\hat{f}(y|x) = \frac{\sum_{i=1}^n K_x\left(\frac{x-X_i}{h_x}\right) K_y\left(\frac{y-Y_i}{h_y}\right)}{\sum_{i=1}^n K_x\left(\frac{x-X_i}{h_x}\right)}$$

Conditional Kernel Density Estimator (JEON & TAYLOR, 2012)

$$\hat{f}(y|x) = \frac{1}{n \cdot h_y} \cdot \left[\sum_{i=1}^n K_y \left(\frac{y - Y_i}{h_y} \right) \right] \cdot \left[\frac{1}{n \cdot h_x \cdot h_y} \sum_{i=1}^n K_x \left(\frac{F_X(x) - F_X(X_i)}{h_x} \right) K_y \left(\frac{F_Y(y) - F_Y(Y_i)}{h_y} \right) \right]$$

Quantile Copula Estimator
(BESEA et al, 2012)

Quantile Copula Estimator

(BESSA et al, 2012)

Densidade condicional da geração eólica em função das componentes cartesianas U e W da velocidade do vento

$$\hat{f}(g | u, w) = \frac{1}{n \cdot h_g} \cdot \left[\sum_{i=1}^n K_g \left(\frac{g - G_i}{h_g} \right) \right] \cdot \left[\frac{1}{n \cdot h_u \cdot h_w} \sum_{i=1}^n K_u \left(\frac{F_u(u) - F_u(U_i)}{h_u} \right) K_w \left(\frac{F_w(w) - F_w(W_i)}{h_w} \right) K_g \left(\frac{F_Y(g) - F_Y(G_i)}{h_g} \right) \right]$$

REGRESSÃO QUANTILICA (NIELSEN et al, 2006)

- A equação de regressão quantílica fornece uma estimativa do quantil τ da variável resposta Y ($\tau = 0,5$ é a mediana) em função de um dado valor da variável explicativa X .

Quantil (τ) da geração eólica

Coeficientes de regressão β

$$\hat{Q}_t(\tau) = \beta_0(\tau) + \sum_{j=1}^{10} b_j(u_t^*) \beta_j^u(\tau) + \sum_{j=1}^{10} b_j(w_t^*) \beta_j^w(\tau) + \varepsilon_t$$

$u^* = V \cos \theta$

$w^* = V \sin \theta$

Erro aleatório

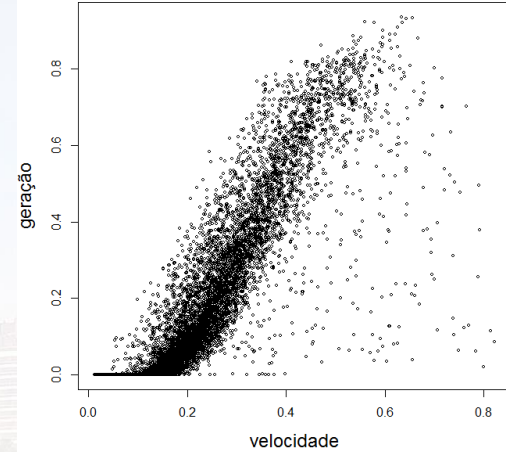
coeficientes das componentes cartesianas da velocidade do vento u^* e w^* em uma base de 10 funções *B-Splines* e que juntas totalizam 20 variáveis explicativas

Parque eólico Sotavento, Galícia – Espanha

- Capacidade instalada 17,56 MW
- 24 aerogeradores de 5 tecnologias e 9 fabricantes diferentes
- Terreno complexo (MARTI et al, 2006)
- Velocidade média anual 6,41 m/s
- Produção anual da ordem de 33MWh
- Fator de capacidade 21%

Dados disponibilizados:

- Médias horárias verificados de geração e velocidade/direção de vento
- Médias horárias previstas da velocidade/direção do vento obtidas por modelos NWP
- Período de janeiro/2014 até janeiro/2015
- Período de treinamento 1/1/2014 – 9/11/2014
- Período de validação 10/11/2014 – 16/11/2014



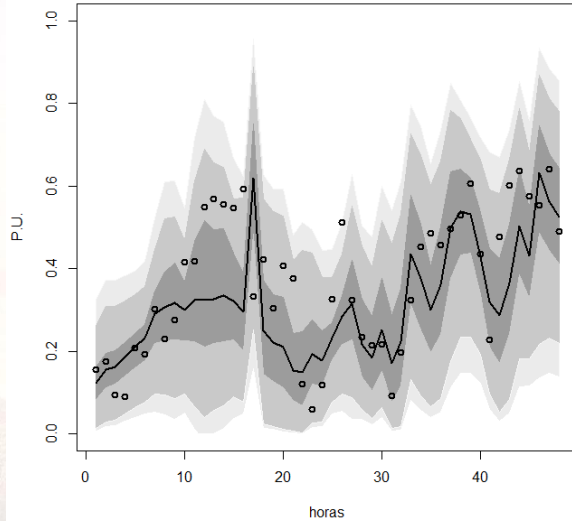
Modelo de regressão quantílica

- 9 modelos de regressão, um modelo para cada um dos seguintes quantis: 2,5%, 5%, 10%, 25%, 50%, 75%, 90%, 95% e 97,5%.
- modelos ajustados uma única vez com todas as 7.512 observações horárias do período insample (de 1/1/2014 até 9/11/2014).

Metodologia híbrida (processo gaussiano & quantile-copula estimator)

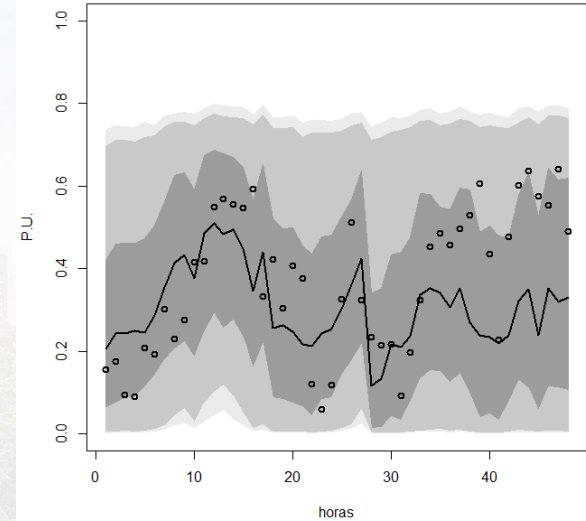
- Previsões das PDF's das componentes da velocidade do vento $f(u)$ e $f(w)$: dois Processos Gaussianos ajustados com base nas 96 médias horárias verificadas e previstas da velocidade do vento, anteriores ao dia da previsão
- A pdf $f(g|u,w)$ foi estimada por quantile-copula estimator com base nas médias horárias de velocidade e geração de 60 dias imediatamente anteriores ao primeiro dia do período de validação.
- Simulação de Monte Carlo para calcular $f_h(g) = \int \int f(g|u,w) \cdot f_h(u) \cdot f_h(w) \cdot du dw$

Regressão Quantílica

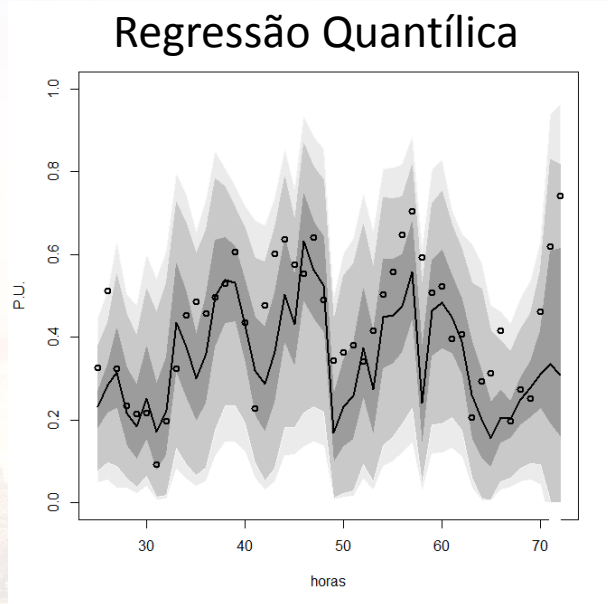


10/11/2014

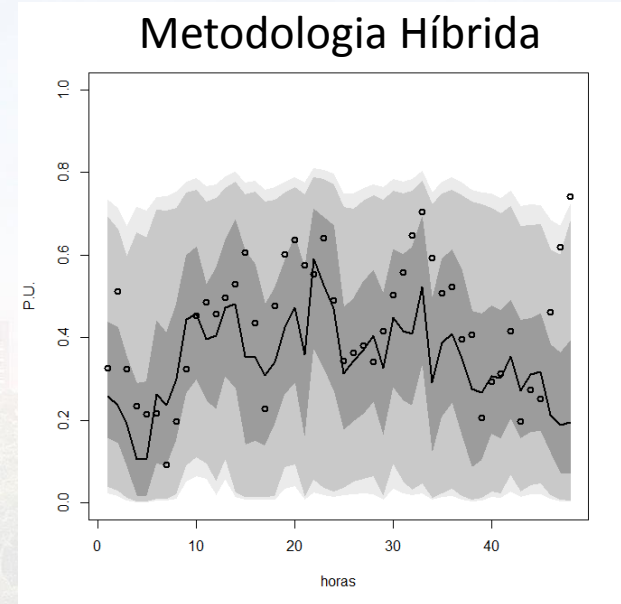
Metodologia Híbrida



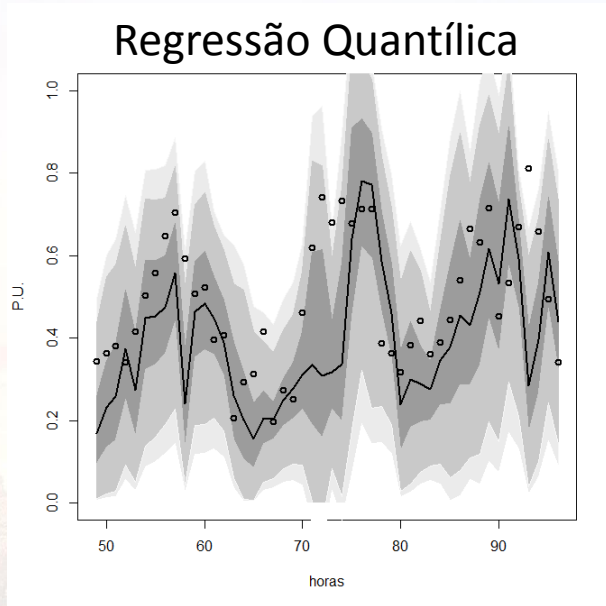
Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.



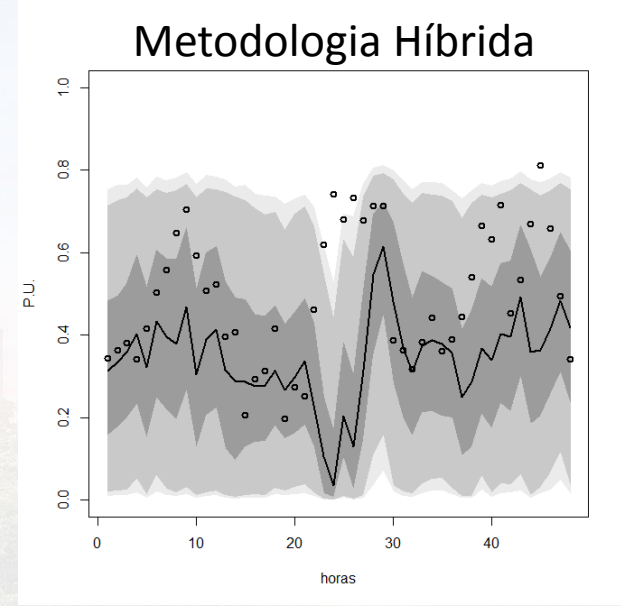
11/11/2014



Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.

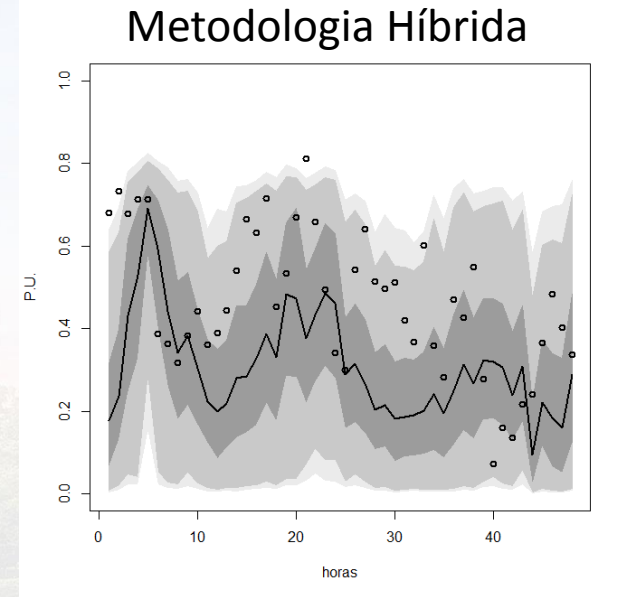
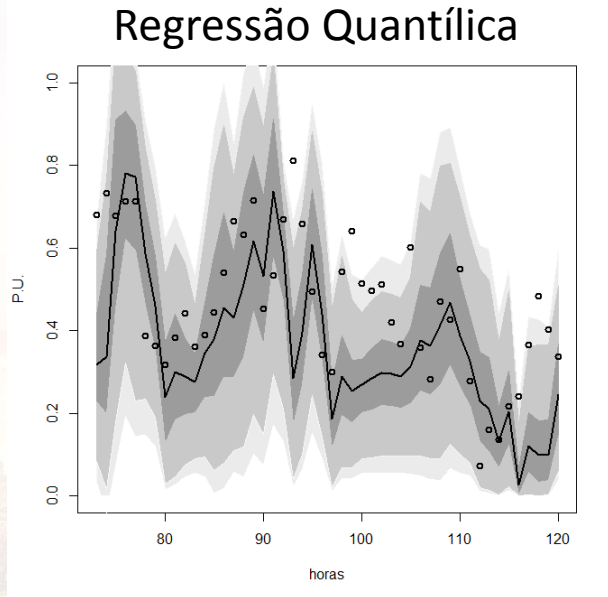


12/11/2014



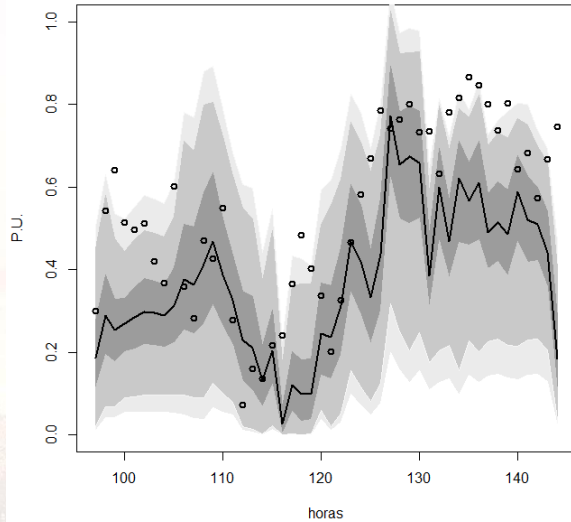
Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.

13/11/2014



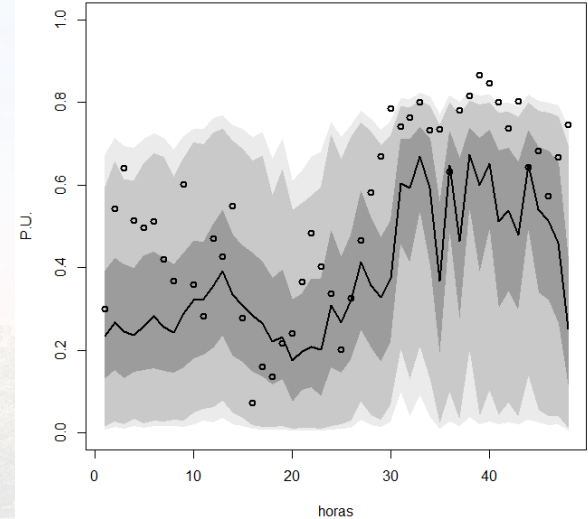
Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.

Regressão Quantílica



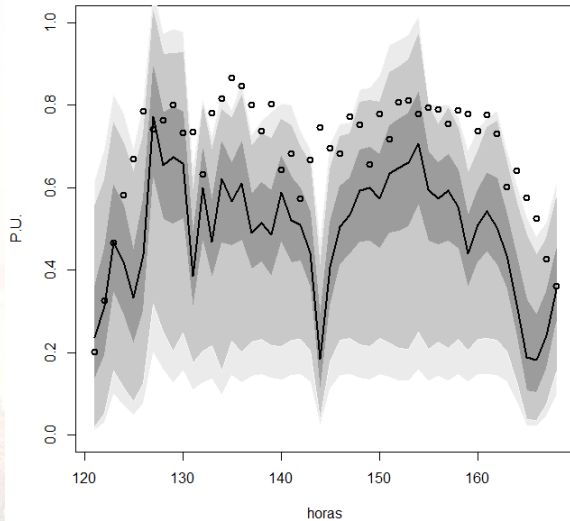
14/11/2014

Metodologia Híbrida



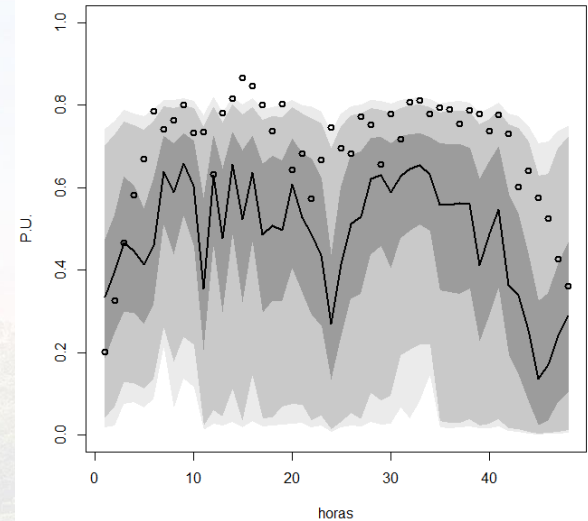
Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.

Regressão Quantílica



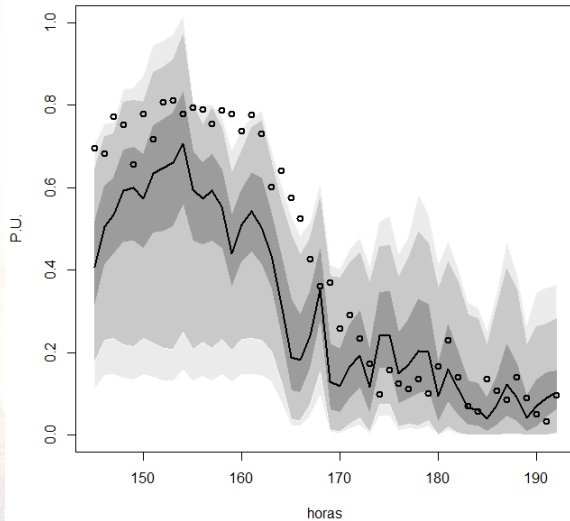
15/11/2014

Metodologia Híbrida



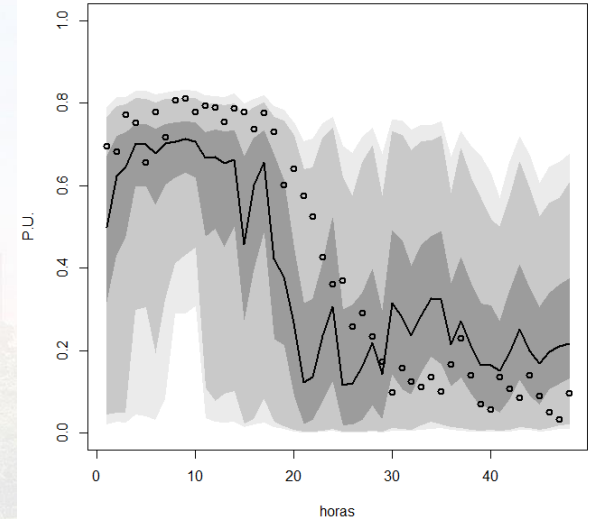
Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.

Regressão Quantílica



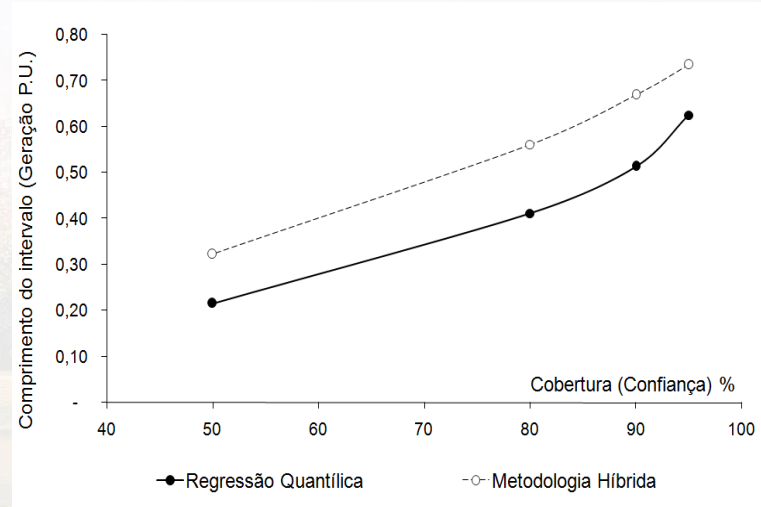
16/11/2014

Metodologia Híbrida



Quantis 2,5%, 5%, 10%, **25%, 50%, 75%**, 90%, 95% e 97,5%.

Nitidez: tamanho médio dos intervalos de previsão, intervalos mais estreitos significam maior qualidade



CONCLUSÕES

Duas abordagens para a previsão probabilística da geração eólica de curto prazo:

- regressão quantílica
- metodologia híbrida: processo gaussiano e quantile-copula estimator

Ambas fornecem previsões até 48 horas à frente, atualizadas diariamente.

A regressão quantílica apresentou uma performance ligeiramente superior.

A metodologia híbrida é promissora, mas demanda maior esforço computacional. Ela oferece a possibilidade de corrigir o viés e modelar a incerteza das previsões de velocidade do vento oriundas dos modelos NWP.

Mais investigações devem ser realizadas no sentido de diminuir a dispersão das densidades previstas para a geração eólica, por exemplo, transformações nos dados.

Referências

Bessa, R.J., Miranda, V., Botterud, A., Zhou, Z., Wang, J. Time-adaptive quantile-copula for wind power probabilistic forecasting, Renewable Energy, v. 40, n. 1, p. 29-39, April, 2012.

Jeon, J., Taylor, J.W. Using Conditional Kernel Density Estimation for Wind Power Density Forecasting, Journal of the American Statistical Association, v.107, p. 66-79, 2012.

Marti, I., Kariniotakis, G., Pinson, P., Sanchez, I., Nielsen, T.S., Madsen, H., Giebel, G., Usaola, J., Palomares, A. M., Brownsword, R., Tambke, J., Focken, U., Lange, M., Sideratos, G., Descombes, G. (2006) Evaluation of Advanced Wind Power Forecasting Models – Results of the Anemos Project, European Wind Energy Conference, Athènes, Greece, February.

Zhang, Y., Wang, J., Wang, X. Review on probabilistic forecasting of wind power generation, Renewable and Sustainable Energy Reviews, v. 32, p. 255-370, 2014.

JOSÉ FRANCISCO MOREIRA PESSANHA

 (21) 2598-6066 , (21) 2598-6471

 francisc@cepel.br

 www.cepel.br