

O futuro da geração de energia elétrica no Brasil



GERAÇÃO POR USINA EM BASE HORÁRIA

Geração de energia por usinas, conjuntos e grupos de pequenas usinas em intervalos horários. Os Conjuntos, constituídos por usinas classificadas na modalidade Tipo II-C, conforme os Procedimentos de Rede, são estabelecidos por meio de Ajustamentos Operativos disponíveis no MPO. Por outro lado, os grupos de pequenas

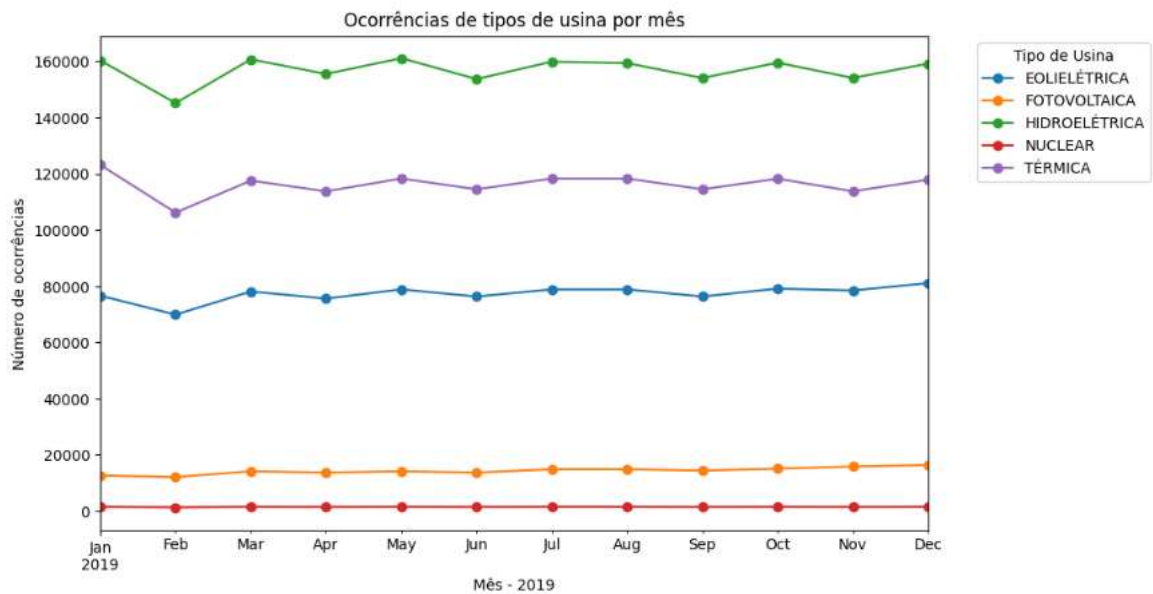
usinas, compostos por usinas Tipo III independentes do ONS, fornecem previsões de geração com precisão e o rigor dos processos de geração de energia, destacando a diversidade e a importância dos diferentes tipos de usinas.

Visualização rápida dos dados 2019-01-01

ite	id_subsistema	nom_subsistema	id_estado	nom_estado	cod_modalidadeoperacao	nom_tipousina	nom_tipocombustivel	nom_usina	ceg	val_geracao
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO I	HIDROELÉTRICA	Hidráulica	Balbina	UHE.PH.AM.000190-2.01	82.993
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO III	TÉRMICA	Óleo Diesel	Flores 4	UTE.PE.AM.029192-7.01	14.032
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO I	TÉRMICA	Gás	Ponta Negra	UTE.GN.AM.029361-0.02	65.343
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO I	TÉRMICA	Gás	Tambaqui	UTE.PE.AM.029276-1.01	50.980
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO III	TÉRMICA	Óleo Combustível	Distrito A	UTE.PE.AM.030273-2.01	0.000

Visualização rápida dos dados 2020-01-01

ite	id_subsistema	nom_subsistema	id_estado	nom_estado	cod_modalidadeoperacao	nom_tipousina	nom_tipocombustivel	nom_usina	ceg	val_geracao
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO I	HIDROELÉTRICA	Hidráulica	Balbina	UHE.PH.AM.000190-2.01	143.411
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO I	TÉRMICA	Gás	Manauara	UTE.GN.AM.029432-2.01	65.929
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO III	TÉRMICA	Óleo Diesel	Mauá Bloco 6	UTE.PE.AM.002952-1.01	0.000
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO III	TÉRMICA	Óleo Diesel	Flores 3	UTE.PE.AM.029192-7.01	0.000
01	N	NORTE	AM	AMAZONAS	TIPO I	TÉRMICA	Gás	Aparecida Parte I	UTE.GN.AM.027250-7.02	116.481



EOLIELÉTRICA: Média de 77.004 ocorrências por mês, com um desvio padrão de aproximadamente 3.172.
FOTOVOLTAICA: Média de 14.194 ocorrências por mês, com um desvio padrão de aproximadamente 1.262.
HIDROELÉTRICA: Média de 157.244 ocorrências por mês, com um desvio padrão de aproximadamente 4.651.
NUCLEAR: Média de 1.456 ocorrências por mês, com um desvio padrão de aproximadamente 26.
TÉRMICA: Média de 116.760 ocorrências por mês, com um desvio padrão de aproximadamente 2.637.

Esses dados fornecem insights sobre a distribuição mensal da geração de energia por diferentes tipos de usinas, destacando a predominância da **geração hidroelétrica e térmica** ao longo do período analisado.

Correlações entre Variáveis: Foram identificadas correlações entre diferentes variáveis, como geração de energia e tipo de usina.

Descrição dos Modelos Utilizados e Critérios de Seleção:

O modelo selecionado foi a regressão linear devido à sua simplicidade, interpretabilidade e desempenho satisfatório nas métricas de avaliação.

Os critérios para seleção do modelo incluíram:

Desempenho das Métricas: O modelo foi avaliado com base em métricas como erro médio absoluto (MAE), erro médio quadrático (MSE), raiz do erro médio quadrático (RMSE) e coeficiente de determinação (R^2).

Simplicidade: O modelo escolhido era simples e fácil de interpretar, o que é importante para stakeholders que podem não ter conhecimento técnico em modelagem de dados.

Métricas e Avaliação do Modelo:

O modelo de regressão linear foi avaliado usando várias métricas de desempenho. Os resultados das métricas foram os seguintes:

Métricas e Avaliação do Modelo em 2019:

Mean Absolute Error (MAE): 63.05

Mean Squared Error (MSE): 31372.00

Root Mean Squared Error (RMSE): 177.12

R-squared (R^2): 0.81

Essas métricas indicam um desempenho satisfatório do modelo de regressão linear na previsão da geração de energia elétrica. O MAE, MSE e RMSE são relativamente baixos, o que sugere que o modelo está produzindo previsões próximas aos valores reais. Além disso, o R^2 de 0.81 indica que aproximadamente 81% da variabilidade nos dados de geração de energia elétrica é explicada pelo modelo.

O modelo de regressão linear demonstrou ser eficaz na previsão da geração de energia elétrica com base nos dados históricos disponíveis, apresentando métricas satisfatórias como MAE, MSE, RMSE e R^2 .

Variáveis como tipo de usina, tipo de combustível e região geográfica mostraram ter uma influência significativa na geração de energia elétrica, conforme indicado pela análise exploratória e pelo modelo preditivo.

Recomenda-se continuar monitorando e analisando os dados de geração de energia elétrica para identificar tendências futuras e tomar decisões informadas sobre o planejamento energético do país.

Métricas e Avaliação do Modelo em 2020:

Mean Absolute Error (MAE): 50.72

Mean Squared Error (MSE): 24430.86

Root Mean Squared Error (RMSE): 156.30

R-squared (R^2): 0.91

Mean Absolute Error (MAE): O MAE é a média das diferenças absolutas entre as previsões do modelo e os valores reais. No seu caso, o MAE é de aproximadamente 50.72. Isso significa que, em média, o modelo erra cerca de 50.72 unidades na previsão da quantidade de energia elétrica gerada.

Mean Squared Error (MSE): O MSE é a média dos quadrados das diferenças entre as previsões do modelo e os valores reais. Para o seu modelo, o MSE é de aproximadamente 24430.86. Como o MSE envolve o quadrado dos erros, ele é mais sensível a grandes erros individuais.

Root Mean Squared Error (RMSE): O RMSE é a raiz quadrada do MSE e fornece uma medida do erro médio em termos da mesma unidade que a variável de saída. No seu caso, o RMSE é de aproximadamente 156.30, o que indica que, em média, as previsões do modelo estão desviando em torno de 156.30 unidades da quantidade real de energia elétrica gerada.

R-squared (R^2): O R^2 é uma medida de quão bem as variações na variável de entrada explicam as variações na variável de saída. Ele fornece uma indicação da qualidade do ajuste do modelo aos dados observados. Um valor

de R^2 próximo a 1 indica um bom ajuste do modelo aos dados, enquanto um valor próximo a 0 indica que o modelo não está explicando a variabilidade dos dados. No seu caso, o R^2 é de aproximadamente 0.910, o que sugere que o modelo explica cerca de 91.0% da variabilidade na quantidade de energia elétrica gerada.

Essas métricas indicam que o modelo de regressão tem um desempenho muito bom na previsão da quantidade de energia elétrica gerada, com um erro médio relativamente baixo e uma capacidade de explicar a maioria da variabilidade nos dados. Isso sugere que o modelo está bem ajustado aos dados e pode ser útil para fazer previsões precisas.

Interpretação dos três primeiros e dos três últimos itens da lista de variáveis e seus coeficientes associados em um modelo de regressão de 2020:

nom_usina_Belo Monte: Esta variável, representando a usina Belo Monte, possui um coeficiente positivo de 3616.27. Isso sugere que a presença da usina Belo Monte está associada a um aumento de 3616.27 na quantidade de energia elétrica gerada.

nom_usina_Pimental: Esta variável, associada à usina Pimental, possui um coeficiente negativo de -2665.01. Isso indica que a presença ou operação da usina Pimental está associada a uma redução de 2665.01 na geração de energia elétrica.

nom_usina_Itaipu: Refere-se à usina hidrelétrica de Itaipu, com um coeficiente positivo de 2035.24. Isso indica que a presença ou operação da usina de Itaipu está associada a um aumento de 2035.24 na geração de energia elétrica.

ceg_UTE.GN.RJ.028029-1.01: Esta variável está associada a uma usina termelétrica no estado do Rio de Janeiro, com um coeficiente positivo muito pequeno de aproximadamente 0.043. Isso sugere que um aumento nessa variável tem um impacto mínimo na geração de energia elétrica.

nom_usina_Termomacaé: Esta variável, representando a usina Termomacaé, também tem um coeficiente positivo muito pequeno de aproximadamente 0.043. Isso indica que a presença ou operação da usina Termomacaé tem um impacto mínimo na geração de energia elétrica.

din_instante_2020-01-23 23:00:00: Esta parece ser uma variável de timestamp associada a uma data específica. Ela tem um coeficiente negativo muito pequeno de aproximadamente -0.039. Isso sugere que essa data específica tem um impacto muito pequeno na geração de energia elétrica.

Conclusão

Esses **coeficientes** são importantes para entender a influência de cada variável no **modelo de regressão**. Valores positivos indicam que a presença ou aumento da variável está associada a um aumento na geração de energia elétrica, enquanto valores negativos indicam o oposto.

As informações fornecidas sobre os coeficientes das variáveis em um modelo de regressão fornecem insights sobre como diferentes fatores impactam a geração de energia elétrica no Brasil.

Dito isso, para entender o futuro da geração de energia elétrica no Brasil com base nesses dados, seria necessário analisar mais detalhadamente as variáveis e os coeficientes associados a elas. Além disso, é importante considerar outros fatores externos que podem afetar a geração de energia elétrica, como **políticas governamentais, mudanças nas fontes de energia, condições climáticas e demanda de energia**.

Em resumo, considerando a importância das fontes de energia renovável e a necessidade de redução das emissões de carbono, **recomenda-se investimentos adicionais em tecnologias de energia limpa e sustentável**. Essas conclusões e recomendações podem orientar futuras pesquisas e políticas no setor de energia elétrica do Brasil, visando **garantir um suprimento confiável e sustentável de energia no país**.