



GRUPO DE ESTUDO DE COMERCIALIZAÇÃO, ECONOMIA E REGULAÇÃO DO MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA - GCR

APRENDIZADO DE MÁQUINA NO SUPORTE ÀS DECISÕES NO MERCADO DE ENERGIA ELÉTRICA

**COSME RODOLFO ROQUE DOS SANTOS (1);ROBERTO CASTRO(2);RAFAEL FRANCISCO
MARQUES
SIEMENS (1);RCA PESQUISAS E DESENVOLVIMENTOS CIENTIFICOS LTDA(2)**

RESUMO

Estimar o preço de um ativo financeiro ou de produtos comercializáveis é uma tarefa complexa e que pressupõe a disponibilidade de uma quantidade razoável de amostras de dados. Em posse de uma base de dados consistente, é necessário escolher o melhor modelo de projeção.

Devido ao comportamento estocástico de algumas variáveis, em geral, os modelos estatísticos tradicionais de previsão de séries temporais não apresentam bons resultados.

Neste estudo, apresenta-se um algoritmo de Machine Learning, chamado de Árvore de Decisão e sua aderência ao processo de estimativa do PLD. A base de aprendizado do modelo é obtida a partir dos modelos oficiais: NEWAVE, DECOMP e DESSEM.

PALAVRAS-CHAVE

Inteligência Artificial, Machine Learning, Preço da Liquidação das Diferenças, PLD, Estimativa de Preço, Planejamento Energético, Árvore de Decisão.

1.0 - INTRODUÇÃO

A utilização de técnicas computacionais na previsão de Séries temporais é um dos campos mais ativos em pesquisas acadêmicas. Com o advento de técnicas de aprendizado de máquina, novos algoritmos estão sendo desenvolvidos e muitas vezes disponibilizados através de bibliotecas para uso em larga escala. Com a popularização de tais métodos de Machine Learning, surgem questionamentos em relação a sua eficácia, em comparação com os tradicionais métodos estatísticos que se utilizam de modelos autorregressivos, como o ARMA e ARIMA. Apesar dos modelos clássicos terem um longo histórico de utilização na previsão de séries temporais, estudos apontam [1] que os métodos estatísticos só superam os métodos de aprendizagem de máquina quando a base de dados é pequena. Portanto, à medida que o espaço de amostragem cresce, surgem novas relações entre as variáveis de entrada¹ e a variável alvo da previsão, sendo necessário um modelo que possa representar melhor as relações lineares e não lineares que constantemente são incorporadas ao problema e particularmente, que sejam capazes de identificar padrões de comportamento que permitam extrapolar as condições históricas para situações futuras, derivando as expectativas do parâmetro projetado dentro dos cenários futuros esperados.

Neste estudo são discutidas algumas características da formação do Preço da Liquidação das Diferenças (PLD), que tornam o método de aprendizado de máquina o mais indicado para o suporte na

¹ Também chamadas de *features*

estimativa dos seus movimentos futuros, apresentando-se os conceitos que envolvem a metodologia de Árvore de Decisão, e por fim, apresenta-se os resultados das estimativas do PLD horário, para diferentes horizontes de planejamento.

2.0 - CARACTERÍSTICAS DA FORMAÇÃO DO PLD

O Sistema Interligado Nacional (SIN) é caracterizado pela interligação, através da Rede Básica de Transmissão de Energia Elétrica, dos quatro subsistemas do país, definidos como Nordeste, Norte, Sul e Sudeste, este último em conjunto com o Centro-Oeste. Este sistema, operado centralizadamente pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) é integrado por empresas de Geração e Transmissão de energia elétrica, que podem ser públicas ou privadas.

O perfil de geração de energia elétrica brasileiro torna o sistema predominantemente hidrotérmico, ou seja, a maior parte da energia consumida tem como fontes de energia, usinas hidráulicas ou térmicas (Nuclear, Gás Natural, Carvão e Óleo Combustível). Dados da ANEEL, divulgados em julho de 2021, indicam que cerca de 62% da demanda de energia elétrica é atendida a partir de Usinas Hidrelétricas (UHE), 8% de Usinas Térmicas (UTE) a gás natural, 5% de UTEs a combustíveis líquidos originados do petróleo, e 2% de UTEs a carvão mineral. A contabilização de todas estas fontes representa cerca de 78% do atendimento da demanda de energia [2].

As fontes renováveis, como eólicas, pequenas centrais hidrelétricas e solares, possuem um papel importante na composição da matriz de geração de energia elétrica, porém no processo de otimização da operação, a expectativa da geração renovável é abatida da Demanda Bruta de energia elétrica esperada, não sendo consideradas explicitamente no processo de otimização da operação centralizada.

Devido à natureza estocástica da Demanda Bruta e da Geração Renovável, esta operação permite apresentar uma parcela única ao modelo de otimização hidrotérmico, sendo esta parcela conhecida como a Demanda Líquida de energia, adotada como determinística (cenário único) no processo de cálculo do PLD.

Esta característica hidrotérmica do sistema tem impactos diretos no preço da Energia elétrica gerada, tendo em vista que o custo para se gerar é uma função do despacho ótimo das fontes hidráulicas e térmicas, com o objetivo de se minimizar o custo ao longo de um horizonte de operação.

Pelo fato dos custos de geração hidráulica serem muito baixos, pode-se supor que as UHEs devam ser as primeiras a serem consideradas para o atendimento da Demanda Líquida. Contudo, é necessário atribuir-se um valor para a água armazenada nos reservatórios, que permita precificar seu valor ao longo de um horizonte de operação, quantificando-se assim, as consequências do deplecionamento dos reservatórios sobre o custo operativo do sistema.

Para ilustrar a questão, pode-se considerar um cenário de operação onde o Custo Marginal de Operação (CMO) seja aproximadamente 100,00 R\$/MWh. Neste mesmo cenário, é esperado que devido ao agravamento da crise hídrica, dentro de 3 (três) meses, este valor suba para 250,00 R\$/MWh. Com as circunstâncias apresentadas, faz sentido o adiamento da turbinagem da água dos reservatórios, guardando água para geração de eletricidade no futuro.

Um cenário diferente poderia ser colocado, com uma expectativa de diminuição do CMO de 100,00 R\$/MWh, para valores ainda mais baixos de aproximadamente 50,00 R\$/MWh. Neste cenário, fica claro que a expectativa é de que o nível de Energia Natural Afluente (ENA) seja crescente no tempo, ocasionando um aumento na Energia Armazenada (EAR) nos reservatórios das usinas hidrelétricas. Com isso, a decisão mais natural é de turbinar parcialmente a água dos reservatórios neste momento, e aproveitar o preço favorável, sob pena de não apenas afetar a minimização da função de custo de energia, como também até verter água nos reservatórios nos próximos 3 (três) meses.

Portanto, a precificação do PLD, que é uma “proxy” do CMO frente às constantes mudanças, em especial, relacionadas às questões meteorológicas, favoráveis ou não à ENA e à EAR, como também aos Custos Unitários de Geração (CVU) de cada Usina Térmica, demanda o monitoramento periódico de *features* diretamente relacionadas com a variação deste indicador.

Tais *features*, estão incluídas no modelo hidrotérmico, calculado diariamente pela CCEE, através da cadeia de modelos matemáticos de otimização NEWAVE, DECOMP e DESSEM.

2.1 Features relacionadas ao Sistema Hidrotérmico

A cadeia de modelos matemáticos NEWAVE, DECOMP e DESSEM é utilizada tanto pelo ONS quanto pela CCEE, contudo os objetivos são diferentes. O ONS busca a melhor forma de operar o sistema elétrico,

no intuito de garantir o suprimento da demanda pelo menor custo possível. Já a CCEE visa determinar o PLD, por Submercado e com precificação horária, que será utilizado na contabilização do mercado de curto prazo (mercado spot) [3].

Para que haja uma conexão entre os resultados gerados pelas duas instituições, o ONS executa os modelos primeiramente, em seguida a CCEE utiliza tais resultados e trata as restrições elétricas e unidades geradoras em testes, processa novamente os modelos, e por fim, publica os preços [3].

O acoplamento entre os três modelos, se dá através da Função de Custo Futuro (FCF). Esta função representa um custo associado a cada uma das diversas possíveis trajetórias das variáveis de estado e turbinagem de água dos reservatórios das usinas hidráulicas, em conjunto com as respectivas complementações térmicas, para atendimento da Demanda Líquida.

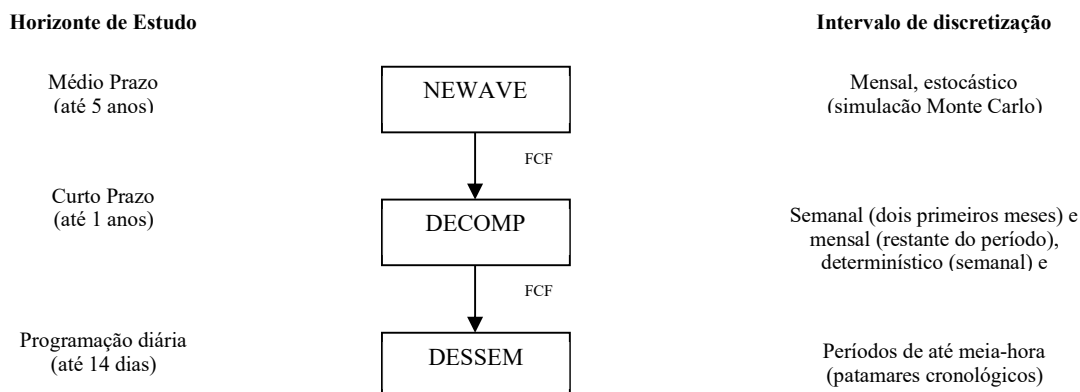


FIGURA 2 – Estrutura de acoplamento dos modelos

O cenário hidrológico é o principal responsável pela flutuação da FCF, portanto é mandatório incluir uma *feature* no modelo de Machine Learning que possa representar esta oscilação entre os diversos cenários. Neste modelo, será utilizada a *feature* PLD Semana Patamar como esta variável de entrada. Conforme visto na **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, os Patamares de carga terão perfis diferentes, a depender do horizonte a ser estudado:

- Curtíssimo e Curto Prazo:
 - PLD Semana Patamar a partir do deck de saída do DESSEM e do DECOMP, especificamente a parte determinística dos modelos.
- Médio Prazo:
 - PLD Semana Patamar a partir do deck de saída do DECOMP, especificamente a parte estocástica do modelo.
- Longo Prazo
 - PLD Semana Patamar a partir do deck de saída do NEWAVE, apresentando uma abordagem estocástica dos cenários hidrológicos em mais longo prazo.

2.2 Features relacionadas às sazonalidades

O modelo de previsão de preço precisa considerar os padrões associados ao perfil temporal dos diversos horizontes considerados. Dessa forma, foram incluídas as seguintes *features*:

- Hora, podendo representar as oscilações horárias (i.e. horários de pico e vale dos preços), essenciais para a análise de curtíssimo prazo;
- Dia da Semana e Dia do Mês, podendo representar as oscilações dentro de uma mesma semana e mês, adequados para análise de curto prazo (i.e. separação de dias úteis e fins de semana, feriados, início do mês etc.);
- Mês, podendo representar os efeitos de eventos econômicos e meteorológicos anuais (i.e. período seco, período chuvoso, férias escolares, festas de fim de ano, carnaval, etc.).

2.3 Feature de precificação horária (PLD horário)

O histórico de PLD também entra como *feature* de entrada para o modelo, no intuito de se obter a correlação desta variável com todos os possíveis valores atribuídos às demais *features*. O histórico de PLD horário se inicia no dia 17 de abril de 2018 e se estende até a presente data, com atualização diária, sendo que o valor horário do PLD passou a ser utilizado efetivamente na contabilização da CCEE a partir de 1/1/2021. Entre abril de 2018 e dezembro de 2020, o parâmetro foi calculado em modo experimental, conhecido como “Operação Sombra”.

3.0 - O MÉTODO DE MACHINE LEARNING: ÁRVORES DE DECISÃO

As Árvores de Decisão (AD) são algoritmos muito relevantes para os estudos de Machine Learning, pois são eficientes, mas também simples para se extrair informação a partir de dados iniciais, que muitas vezes não são disponíveis em grande quantidade amostral.

Em comparação com outros algoritmos, as árvores de decisão apresentam vantagens de poderem ser usadas de maneira muito simples, a partir de pacotes de código aberto, mas além de tudo, os seus resultados podem ser facilmente compreendidos, interpretados e controlados, através de árvores estruturais de fácil leitura [5].

Uma AD é composta por uma estrutura de ramificação binária, que se baseia em classificar uma entrada de resultados associados a um conjunto de *features* [6]. Cada nó interno da árvore representa uma *feature*, cada ramificação deste nó representa um resultado, que poderá ser Verdadeiro ou Falso. Para cada nó do ramo, um valor será atribuído [7].

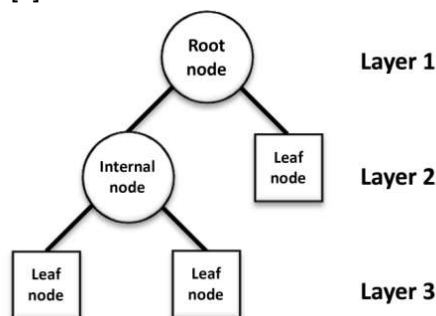


FIGURA 1 - Estrutura básica de uma Árvore de Decisão [7]

Estas estruturas são também chamadas de Árvores de Classificação e Regressão (CART, em inglês), pelo fato de poderem ser utilizadas em problemas relacionados à classificação de rótulos discretos (i.e. Sinal Amarelo, Vermelho ou Verde, etc.) ou atribuição de um valor contínuo (i.e. PLD é igual a 101,00 R\$/MWh, PLD é igual a 50,00 R\$/MWh).

Em problemas relacionados a dados não estruturados, tipicamente imagens, textos e vídeos, as Redes neurais apresentam um desempenho superior a outros métodos de machine learning. Contudo, quando os problemas apresentam dados estruturados e tabulares, tipicamente os tipos de dados disponíveis no setor elétrico, os algoritmos de Árvore de Decisão são as melhores escolhas [7].

O desenvolvimento do algoritmo foi baseado no desempenho apresentado por dois métodos conhecidos de Árvores de Decisão, chamados de Random Forest e XGBoost. Como é possível visualizar no comparativo abaixo, realizado para a semana de 8 a 18 de setembro de 2020, o método XGboost apresentou uma maior aderência à curva de PLD Horário real. Este comportamento foi verificado em outros horizontes de previsão. Portanto, o algoritmo escolhido foi XGBoost, obtido através de pacotes open-source em Python.

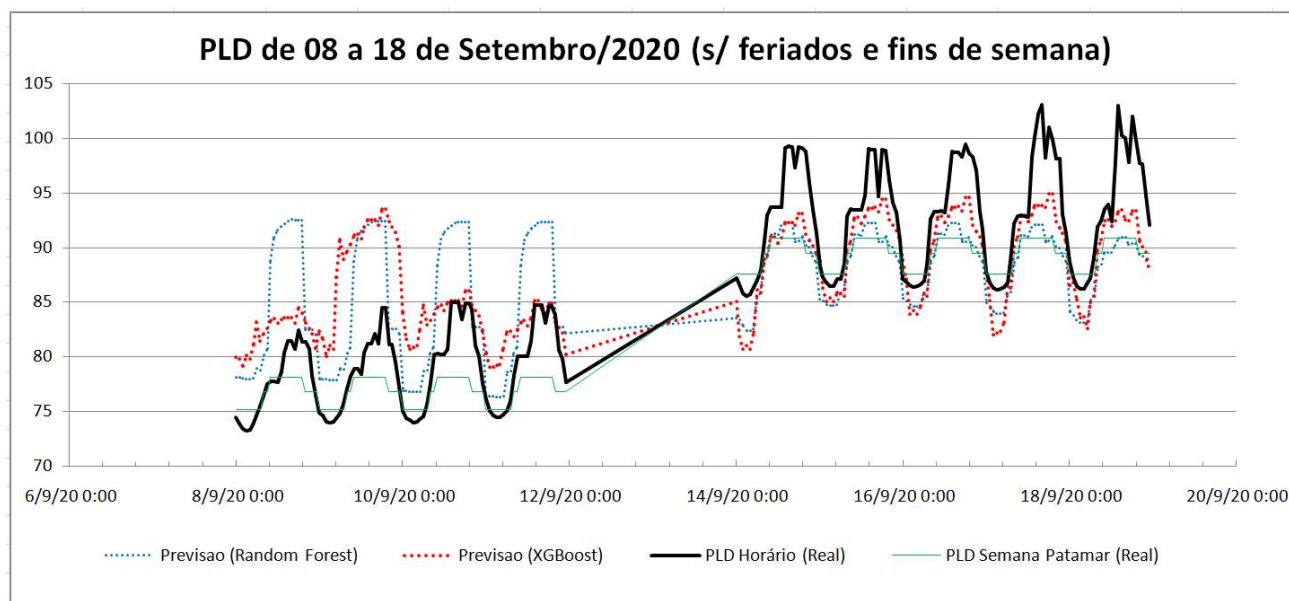


FIGURA 2 - Desempenho XGBoost versus Random Forest

3.1 Exemplo de Árvore de Decisão

Um esquiador mora próxima a uma montanha, e deseja criar uma Árvore de Decisão que o auxilie a decidir se vale a pena se locomover com seu carro até resorts, com diferentes distancias a partir de onde ele se encontra [4]. Este é um problema de classificação que responde a pergunta: Devo dirigir até o resort mais próximo e com boas condições de neve? Dessa forma, o resultado indicado pela Árvore de Decisão será um valor discreto, neste caso, Sim ou Não.

Variable	Value	Description
<i>Ski</i> (goal variable)	yes, no	Should I drive to the nearest ski resort with enough snow?
<i>Sun</i> (feature)	yes, no	Is there sunshine today?
<i>Snow_Dist</i> (feature)	≤ 100 , >100	Distance to the nearest ski resort with good snow conditions (over/under 100 km)
<i>Weekend</i> (feature)	yes, no	Is it the weekend today?

FIGURA 3 - Variáveis do problema

Os dados utilizados para a criação da árvore de decisão se encontra na FIGURA 4. Cada linha representa um dia, representando uma amostra.

Day	<i>Snow_Dist</i>	<i>Weekend</i>	<i>Sun</i>	<i>Sküing</i>
1	≤ 100	yes	yes	yes
2	≤ 100	yes	yes	yes
3	≤ 100	yes	no	yes
4	≤ 100	no	yes	yes
5	>100	yes	yes	yes
6	>100	yes	yes	yes
7	>100	yes	yes	no
8	>100	yes	no	no
9	>100	no	yes	no
10	>100	no	yes	no
11	>100	no	no	no

FIGURA 4 - Amostra de Dados

Como resultado do problema exposto, a FIGURA 5 apresenta a árvore de decisão.

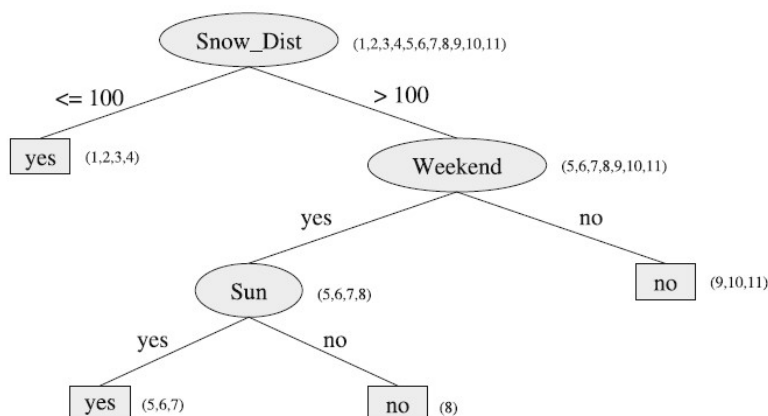


FIGURA 5 - Árvore de Decisão do problema

4.0 - RESULTADOS

Para a análise dos resultados obtidos com o processo de estimativa do PLD futuro, serão apresentados 4 (quatro) horizontes de projeção de preços. Para os cenários de mais curto prazo – até 1 (um) mês - a hidrologia do sistema é considerada determinística, portanto, as vazões são consideradas conhecidas, utilizando-se as previsões obtidas pelos modelo PREVIVAZ, desenvolvido pelo CEPEL. Para cenários de mais longo prazo, a incerteza nas afluições naturais aumenta, com isso são utilizados dados presentes em arquivos do DECOMP e NEWAVE, que se baseiam em previsões estocásticas das vazões, obtidas pelo modelo GEVAZP, também do CEPEL [8].

Em resumo, os horizontes são:

- Curtíssimo Prazo:
 - até 7 dias à frente,
 - Baseado nas previsões determinísticas das vazões, a partir do DECOMP,
 - Revisão diária da projeção e atualização da base de dados,
- Curto Prazo:
 - até 60 dias à frente
 - Revisão semanal da projeção
- Médio Prazo:
 - Entre o 3º e o 14 º meses
 - Revisão mensal da projeção
 - Dados de entrada baseado na análise prospectiva da CCEE, para o período em questão
 - Possibilidade de incorporação dos Resultados de Curto Prazo na Base de Aprendizagem do modelo
- Longo Prazo:
 - Entre o 15º e o 60º meses
 - Revisão mensal da projeção
 - Possibilidade de antecipação do Longo Prazo (a partir do 3º mês)
 - Possibilidade de incorporação dos Resultados de Médio Prazo na Base de Aprendizagem do modelo

4.1 Curtíssimo Prazo

Inicialmente é importante entender os Indicadores utilizados na avaliação da projeção. O primeiro indicador é chamado de MAPE (Erro Percentual Médio Absoluto, em inglês), e representa o percentual de erro observado, tendo como base o valor real:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Real_i - Previsto_i|}{Real_i} \times 100$$

Sendo:

n = numero de amostras

i = indice da amostra, correspondente a hora i

$Real_i$ = Valor do PLD real e divulgado pela CCEE, para a hora i

$Previsto_i$ = Valor do PLD previsto pelo Modelo, para a hora i

O segundo indicador é o IAT (Índice de Acerto na Tendência), e representa a aderência entre a variação do PLD real, verificado entre horas subsequentes, com a variação prevista nestes mesmos períodos. Para exemplificar, considere que entre as horas 00:00 e 01:00 de um determinado dia, foi previsto um aumento do PLD, e ao se verificar o PLD real para o mesmo período, foi constatado que o PLD também apresentou aumento. Neste exemplo, será atribuída uma nota 1 para este acerto, e caso não fosse similar, seria atribuída a nota 0.

Este indicador visa dotar o decisor da sensibilidade sobre o que esperar do comportamento do preço no horizonte de análise, respondendo com certa acurácia à pergunta: "Nesse horizonte o PLD vai subir ou vai baixar?"

Após a análise de todos os intervalos, todas as notas são somadas e o resultado é dividido pela máxima pontuação possível, que é 24 (número de horas do dia). O Resultado, multiplicado por 100, irá representar uma nota percentual da aderência entre a Previsão e o Realizado, na variação do PLD.

$$nota_i = \begin{cases} 1, & \text{Se } Previsto_i > Previsto_{i+1} \text{ e } Real_i > Real_{i+1}, \text{ ou } Previsto_i < Previsto_{i+1} \text{ e } Real_i < Real_{i+1} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

$$IAT = \frac{\sum_{i=1}^{24} nota_i}{24} \times 100$$

Sendo:

$Previsto_i$ = Variável que representa o Aumento ou Diminuição do PLD previsto, para o período i

$Real_i$ = Variável que representa o Aumento ou Diminuição do PLD real, para o período i

$nota_i$ = nota atribuída para o acerto da previsão em comparação ao real, para o período i

Com isso, foram verificados índices MAPE entre 0,81% a 1,67% para os Submercados, para a previsão de um dia à frente, que no caso foi o dia 22 de Julho de 2021, data de criação deste Informe Técnico. Este baixo percentual de erro mostra uma eficiência do modelo, apontando para um erro de no máximo 1,67% na média diária de erros para a previsão para o dia seguinte.

Para os índices IAT, foram verificados valores entre 56,52 e 65,22%, para os Submercados SUDESTE, SUL e NORTE. Para o Submercado NORDESTE, foi verificado um IAT um pouco menor, de 47,83%. Isso significa que a projeção de preço acertou a tendência de evolução para mais da metade dos valores realizados, exceto para o Nordeste, onde este índice ficou abaixo de 50%. O índice IAT permite o acompanhamento da tendência de evolução do preço, podendo ser muito útil para estratégias de compra e venda de energia *intra-day*. A discrepância verificada para o Submercado NORDESTE, tem como principal razão o impacto da geração Renovável, com sua natureza estocástica, no comportamento do PLD Horário.

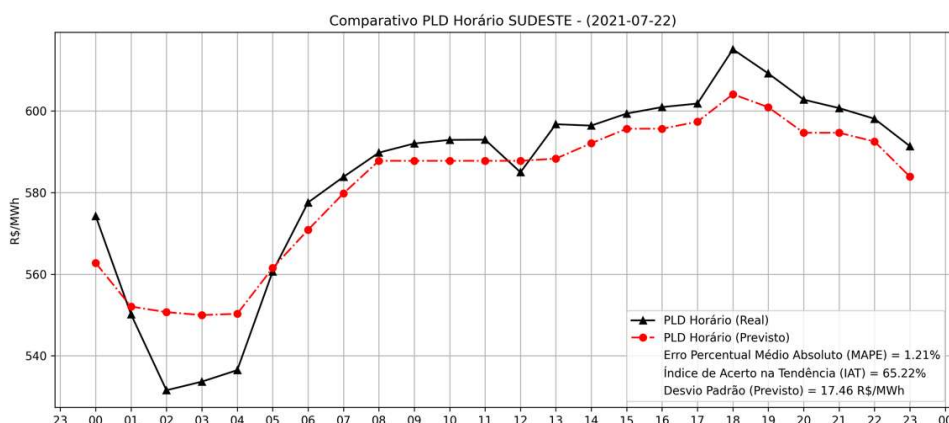
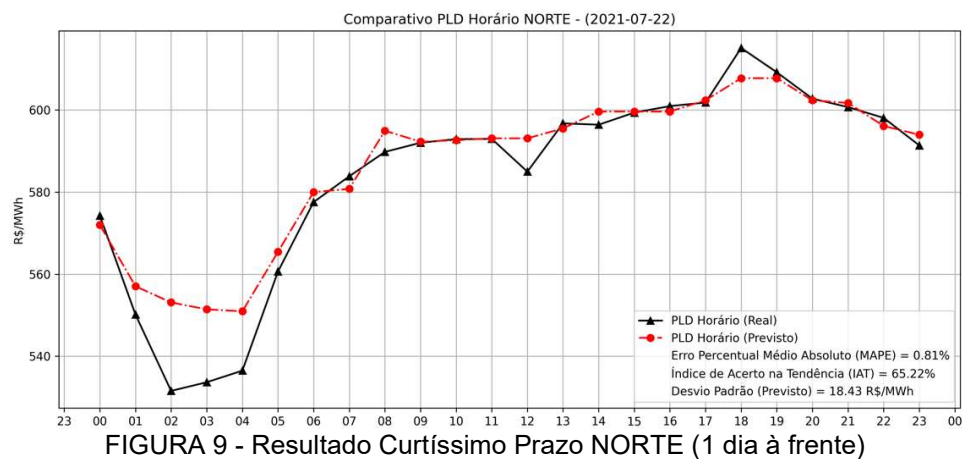
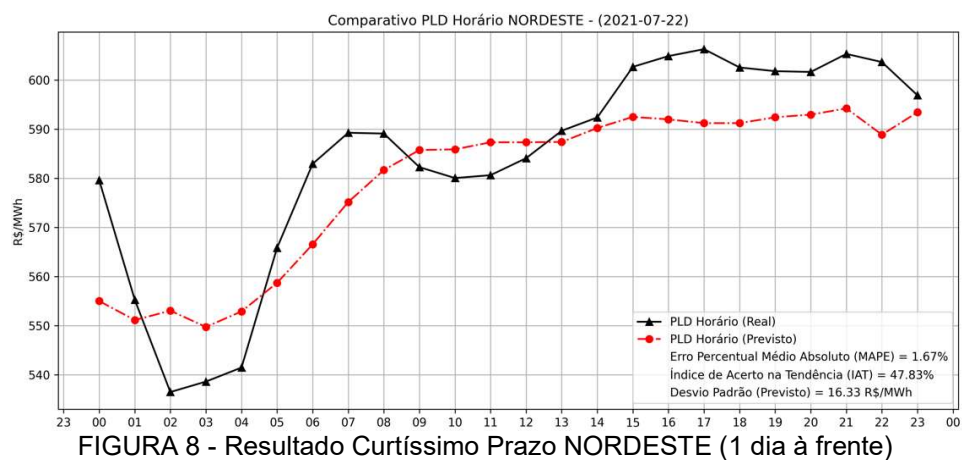
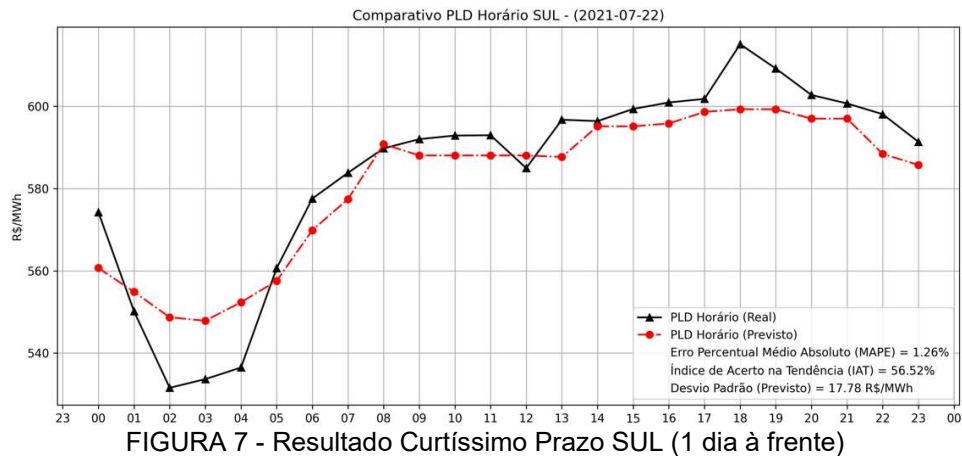


FIGURA 6 - Resultado Curtíssimo Prazo SUDESTE (1 dia à frente)



4.2 Curto Prazo

Para a análise de Curto Prazo, mede-se a assertividade do modelo considerando uma situação hipotética, ao realizar uma previsão do PLD horário para um mês inteiro sem atualizações intermediárias desta projeção. O mês escolhido foi Julho de 2021, e a base de dados incorpora dados do PLD horário até o dia 25 de Junho de 2021, que coincide com a reunião do PMO para o mês subsequente (julho de 2021).

Os Resultados obtidos na TABELA 1 apontam um erro MAPE entre 7,92 e 14,06%, superiores ao obtido na previsão de curtíssimo prazo. Esta discrepância entre os dois horizontes pode ser explicada pelo aumento gradual da incerteza nos preços, a partir do primeiro dia previsto. Em outras palavras, os primeiros dias possuem um MAPE menor devido à *feature* PLD Semana Patamar ser assertiva em relação ao cenário

hidrológico, e à medida que os dias evoluem dentro do horizonte de 30 dias, aumenta-se a incerteza sobre esta *feature*, que consequentemente também aumenta os MAPEs.

Em relação aos índices IAT, percebe-se que os Submercados SUDESTE e NORTE apresentam os melhores índices, indicando que o perfil de evolução do preço entre períodos apresenta um padrão mais bem definido. Parte do desempenho verificado para os Submercados NORDESTE e SUL pode ser explicado pela maior incerteza inerente à Geração Renovável presente.

Submercado	MAPE	IAT
SUDESTE	14,06%	63,19%
NORDESTE	7,92%	46,11%
SUL	12,96%	44,78%
NORTE	13,72%	52,94%

TABELA 1 - Índices da Simulação de Curto Prazo (30 dias à frente)

4.3 Médio e Longo Prazos

As projeções de Médio e Longo Prazo têm por objetivo indicarem a tendência do movimento dos preços atuais, com base nos cenários hidrológicos e econômicos projetados. Portanto, não haverá o cálculo de índices de assertividade, e para esta análise, o Submercado SUDESTE foi escolhido como exemplo a ser discutido. Na previsão de Médio Prazo da FIGURA 10, é possível verificar que é esperada uma queda relevante da *feature* PLD Semana Patamar, e consequentemente do PLD horário, a partir do início de Novembro de 2021. Uma informação importante sobre esta observação é de que o mês de novembro representa o início da temporada de chuvas, portanto mais favorável à ENA e à EAR.

Para o mês de Novembro e Dezembro de 2021, apesar da indicação mais favorável apontada pela *feature* de entrada do modelo, o PLD Horário previsto acaba se desacoplando, alcançando uma diferença de R\$ 87,97 em 10 de Dezembro de 2021. Este desacoplamento pode ser interpretado como uma indicação de que o modelo sugere uma maior cautela com o otimismo em relação a um possível ciclo de chuvas mais favorável. Essa cautela do modelo se baseia no histórico da base de dados para o período, com ao menos três períodos chuvosos, de 2018 a 2020, para se extrair o padrão.

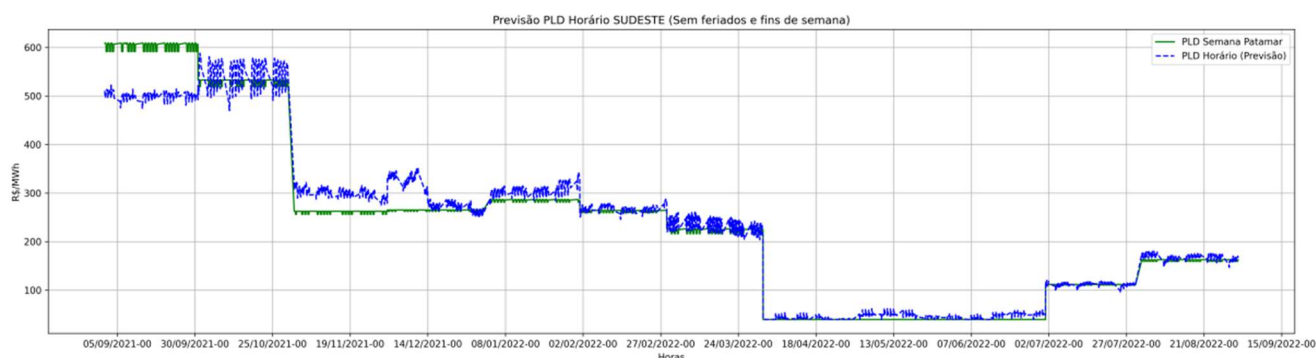


FIGURA 10 - Resultado de Médio Prazo (do 3º ao 14º Mês)

Este mesmo desacoplamento fica evidenciado na previsão de longo prazo, porém com maior intensidade. Para os meses de Dezembro e Janeiro, dos ciclos 2022/2023, 2023/2024 e 2024/2025 as diferenças são superiores à R\$ 70 na maior parte do período.

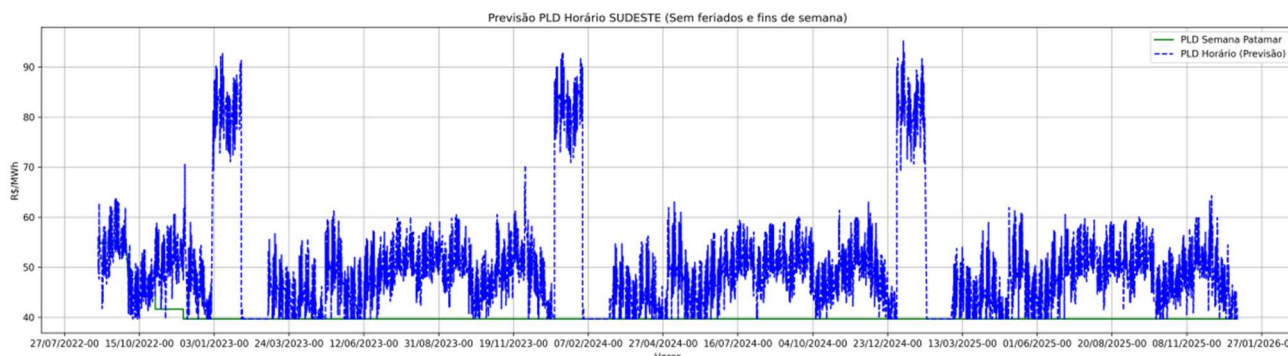


FIGURA 11 - Resultado de Longo Prazo (do 15º ao 60º Mês)

Adicionalmente, é possível verificar no restante do horizonte, a previsão do modelo é majoritariamente superior ao indicado pela *feature* PLD Semana Patamar. A principal explicação para este comportamento se deve ao viés otimista [9] [10] que a cadeia de modelos NEWAVE, DECOMP e DESSEM apresenta para a Função de Custo Futuro.

5.0 - CONCLUSÃO

Além das tradicionais aplicações voltadas ao planejamento energético de distribuidoras e consumidores de energia elétrica nos médios e longos prazos, a descentralização da geração de energia elétrica - através de fontes renováveis - combinada com a introdução de tecnologias que permitem o seu armazenamento, criou um novo mercado que demanda por soluções de previsão de previsões energéticas, com foco nos curtíssimos e curtos prazos.

E com os resultados obtidos, em especial para o curtíssimo e curto prazo, é possível verificar que o método desenvolvido se apresenta como uma ferramenta interessante a ser utilizada no suporte a equipes de Planejamento e Operação de Plantas de Armazenamento de Energia (Sistema de Armazenamento por Baterias (BESS), Central Hidroelétrica Reversível (PHS), dentre outras) [11] como também a equipes de comercialização de energia, que busquem se beneficiar de oportunidades no curto prazo. No cenário atual, de constantes mudanças climáticas, é imprescindível ter em mãos um método que seja flexível e consiga captar as novas relações lineares e não lineares das variáveis envolvidas.

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

1. CERQUEIRA, V.; TORGO, L.; SOARES, C. Machine Learning vs Statistical Methods for Time Series Forecasting: Size Matters. University of Porto. Porto. 2019.
2. ANEEL. Sistema de Informações de Geração da ANEEL. SIGA. Disponível em: <<https://bit.ly/2IGf4Q0>>. Acesso em: 16 jul. 2021.
3. CEPEL. Manual de Treinamento - NEWAVE e DECOMP. Rio de Janeiro: [s.n.].
4. ERTEL, W. Introduction to Artificial Intelligence. Second edition. ed. Weingarten: Springer.
5. SKIENA, S. S. The Data Science Design Manual. NY: Springer, 2017.
6. CHIU, M.-H.; HAO, L. C. THE USE OF FACIAL MICRO-EXPRESSION STATE AND TREE-FOREST MODEL FOR PREDICTING CONCEPTUAL-CONFLICT BASED CONCEPTUAL CHANGE, Taiwan, Janeiro 2016.
7. GOMES, P. T. Conheça o Algoritmo XGBoost. Data Geeks, 2019. Disponível em: <<https://www.datageeks.com.br/xgboost/>>. Acesso em: 12 Agosto 2021.
8. COSTA, F. D. S.; MACEIRA, M. E. P.; DAMÁZIO, J. M. Modelos de Previsão Hidrológica Aplicados ao Planejamento da Operação do Sistema Elétrico Brasileiro. Workshop Previsão de Vazões, Setembro 2007.
9. MOLINA, X. Avaliação da Acurácia do Modelo de Simulação a Usinas Individualizadas Baseada no Pós Operativo. Campinas: Acervo UNICAMP, 2016.
10. SALES, C. J. D.; HOCHSTETLER, R. A crise hídrica e o setor elétrico sob estresse? Insituto Acende Brasil, São Paulo, 8 Julho 2021.

11. ZOoba, A. F. Energy Storage - Technologies and Applications. [S.l.]: [s.n.], 2013.
12. CEPEL. Manual do Usuário - Modelo DESSEM. In: CEPEL Programação Diária da Operação de Sistemas Hidrotérmicos com Representação Detalhada das Unidades Geradoras, Consideração da Rede Elétrica e Restrições de Segurança. 16.7. ed. Rio de Janeiro: [s.n.], 2019. Cap. I, p. 14.

DADOS BIBLIOGRÁFICOS



(1) COSME RODOLFO ROQUE DOS SANTOS

Cosme dos Santos é Engenheiro Eletricista, graduado pela UNICAMP, com pós graduação em Energias Renováveis, Eficiência Energética e Geração Distribuída pela Poli-USP. Atualmente, esta desenvolvendo sua tese de Mestrado em Planejamento Energético pela UNICAMP. Adicionalmente, atua com Líder Técnico de Projetos de Telecomunicações e Smart Grid na Siemens Brasil.

(2) ROBERTO CASTRO

Graduado em engenharia elétrica pela Escola de Engenharia Mauá, Mestrado e Doutorado em Engenharia Elétrica pela Unicamp, cursou o COSE. Pós-Doutorado e professor colaborador na POLI/USP. Desenvolveu pesquisas e cursou programas na London Business School, programa de gestão de projetos na Swidish International Development Agency e na Suíça, na área de Gestão de Risco de Investimentos no ITH (Zurique). Professor de pós-graduação em Gestão de Risco e Regulação da Indústria de Energia Elétrica no PECE/POLI. Experiência de 35 anos no setor elétrico (CESP, Elektro e CPFL). Conselheiro e diretor de mercado da CCEE. Atualmente é consultor na MRTS.

(3) RAFAEL FRANCISCO MARQUES

Engenheiro eletricista formado pela PUC-Campinas, com especialização em Coordenação e Operação de Sistemas Eletroenergéticos - UNICAMP e MBA em Gestão de Negócios de Energia Elétrica - FGV. 20 anos de experiência no setor elétrico, desenvolvendo atividades relacionadas à gestão de energia, planejamento, comercialização, gerenciamento de contratos e de riscos, participação em leilões (geração e transmissão), profundamente engajado no contexto regulatório setorial, contribuindo para o desenvolvimento de um arcabouço estável e direcionado ao crescimento do mercado. Participação em processos estratégicos, atuando em grupos de estudos e frentes de trabalho junto às principais Associações e Órgãos Institucionais do Setor Elétrico Brasileiro.