

UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E ENERGIA



Participação da geração renovável no mercado de reservas de um sistema eléctrico

João Pedro Passagem dos Santos

Mestrado em Engenharia da Energia e Ambiente

Dissertação orientada por:
Doutor Hugo Algarvio
Professora Doutora Ana Estanqueiro

2024

Resumo

A crescente penetração de fontes de energia renováveis variáveis no tempo, *variable Renewable Energy Systems* (vRES), no sistema eléctrico, como a solar e a eólica, está a transformar significativamente os mercados de eletricidade, devido à sua natureza intermitente e imprevisível. Esta imprevisibilidade torna as previsões de produção e consumo de energia mais desafiantes, especialmente porque os mercados de eletricidade fecham entre 1 e 37 horas antes da entrega real da energia, o que pode resultar em discrepâncias entre a energia contratada e a energia realmente produzida ou consumida. Manter o equilíbrio entre a oferta e a procura em tempo real é vital para a segurança e estabilidade da rede, função que recai principalmente sobre os operadores de redes de transporte (*Transmission System Operators* (TSO)).

Os TSO utilizam mercados de reserva de energia, onde adquirem de forma simétrica potência secundária ascendente e descendente, com base em previsões de procura para as horas subsequentes. No entanto, essa abordagem simétrica pode ser ineficaz diante das flutuações das energias renováveis, levando à necessidade de ajustes mais dinâmicos e precisos.

Neste contexto, o presente trabalho propõe primeiramente um estudo do parâmetro variável por hora da fórmula do TSO português para a previsão de reserva necessária (ρ), onde usando os dados históricos horários no período 2010 a 2019, é calculado o ρ horário que resulte num menor erro médio na previsão, onde são obtidos resultados com erro inferior a 5%.

Este trabalho propõe de seguida um modelo baseado em técnicas de *machine learning* para calcular dinamicamente as reservas de potência secundária, tanto ascendente como descendente, integrando despachos programados para o dia seguinte, previsões de produção de vRES, a procura prevista e outras características operacionais.

Utilizando dados operacionais abertos do TSO espanhol, o modelo foi treinado com dados no período de 2014 a 2023, e validado com dados de referência de 2019 a 2022. A metodologia proposta demonstra uma melhoria significativa na utilização das reservas de potência secundária, com um aumento de aproximadamente 43% na eficiência das reservas ascendentes e cerca de 36% nas reservas descendentes. Este avanço contribui para uma gestão mais eficiente e equilibrada do sistema eléctrico, especialmente em cenários com elevada penetração de vRES.

Palavras chave: sistemas de reserva, mercados de energia, redes neuronais, previsões

Abstract

The growing penetration of time-varying renewable energy sources (vRES) into the electricity system, such as solar and wind, is significantly transforming the electricity markets due to their intermittent and unpredictable nature. This unpredictability makes forecasting energy production and consumption more challenging, especially as electricity markets close between 1 and 37 hours before the actual delivery of energy, which can result in discrepancies between the energy contracted and the energy actually produced or consumed. Maintaining the balance between supply and demand in real time is vital for the security and stability of the grid, a task that falls mainly to TSO.

TSOs use power reserve markets, where they symmetrically purchase upward and downward secondary power based on demand forecasts for subsequent hours. However, this symmetrical approach can be ineffective in the face of renewable energy fluctuations, leading to the need for more dynamic and precise adjustments.

In this context, this work first proposes a study of the hourly variable parameter of the Portuguese TSO formula for forecasting the required reserve (ρ), where using historical hourly data for the period 2010 to 2019, the hourly ρ that results in the lowest average error in the forecast is calculated, where results with an error of less than 5% are obtained.

This work then proposes a model based on machine learning techniques to dynamically calculate secondary power reserves, both upward and downward, integrating scheduled day-ahead dispatches, vRES production forecasts, forecast demand and other operational characteristics.

Using open operational data from the Spanish TSO, the model was trained with data from 2014 to 2023, and validated with reference data from 2019 to 2022. The proposed methodology demonstrates a significant improvement in the utilization of secondary power reserves, with an increase of approximately 43% in the efficiency of upstream reserves and around 36% in downstream reserves. This advance contributes to more efficient and balanced management of the electricity system, especially in scenarios with high vRES penetration.

Palavras chave: reserve systems, energy markets, neural networks, forecast

Agradecimentos

Opcional, embora no caso de dissertações que decorram no âmbito de projetos financiados, por exemplo, pela FCT ou programas europeus devem ser mencionados aqui a referência e nome do projeto, e mais alguma informação conforme as regras de publicitação do projeto em questão.

Nome do Autor

Nomenclatura

Siglas e acrónimos

| | |
|---------|--|
| aFRR | <i>automatic Frequency Restoration Reserve</i> |
| AR | Auto-Regressivos |
| ARMA | Auto-Regressivos de Média Móvel |
| CNN | <i>Convolutional neural network</i> |
| DA | <i>Day-Ahead</i> |
| ENTSO-E | <i>European Network of Transmission System Operators for Electricity</i> |
| ESIOS | <i>Sistema de Información del Operador del Sistema</i> |
| FCNN | <i>Fully Connected Neural Network</i> |
| FCR | <i>Frequency Containment Reserve</i> |
| GGS | Gestor Global de Sistema |
| LSTM | <i>Long Short-Term Memory</i> |
| MA | Média Móvel |
| MAE | <i>Mean Absolute Error</i> |
| mFRR | <i>manual Frequency Restoration Reserve</i> |
| MIBEL | Mercado Ibérico de Eletricidade |
| MSE | <i>Mean Squared Error</i> |
| MSLE | <i>Mean Squared Logarithmic Error</i> |
| ODS | Objetivos de Desenvolvimento Sustentável |
| OMIE | <i>Operador del Mercado Ibérico de Energía - Pólo Espanhol, S.A</i> |
| OMIP | Operador do Mercado Ibérico de Energia Português, Sociedade Gestora do Mercado Regulamentado, S.A. |
| REE | <i>Red Eléctrica de España</i> |
| REN | Redes Energéticas Nacionais |
| SVM | <i>support vector machine</i> |
| TSO | <i>Transmission System Operators</i> |
| vRES | <i>variable Renewable Energy Systems</i> |

Simbologia

| | |
|-----|---------------|
| Hz | Hertz |
| MW | Megawatts |
| MWh | Megawatt-hora |

Índice

| | |
|--|-------------|
| Resumo | i |
| Abstract | ii |
| Agradecimentos | iii |
| Nomenclatura | iv |
| Lista de Figuras | vii |
| Lista de Tabelas | viii |
| 1 Introdução | 1 |
| 1.1 Enquadramento | 1 |
| 1.2 Objetivos e Perguntas de Pesquisa | 2 |
| 1.3 Organização do Documento | 2 |
| 2 Contexto e revisão bibliográfica | 4 |
| 2.1 Revisão bibliográfica | 4 |
| 2.2 Contextualização e motivação do trabalho | 6 |
| 2.2.1 Mercados de Energia | 6 |
| 2.2.1.1 Mercado Ibérico de Electricidade | 6 |
| 2.2.1.2 Mercado de Serviços de Sistema | 7 |
| 2.2.2 Previsão de Necessidades de Reservas | 9 |
| 2.2.2.1 Previsão de Banda Secundária no Mercado Ibérico de Electricidade . . | 10 |
| 2.2.2.2 Modelos <i>machine learning</i> para previsão | 11 |
| 3 Ferramentas e Métodos | 15 |
| 3.1 Ferramentas | 15 |
| 3.1.1 <i>Alquimodelia</i> | 15 |
| 3.1.1.1 Construtor de modelos | 15 |
| 3.1.1.2 <i>Gerador de dados</i> | 15 |
| 3.1.2 <i>MuadDib</i> | 15 |
| 3.2 Métodos | 16 |
| 3.2.1 Optimização | 16 |
| 3.2.2 <i>Machine Learning</i> | 16 |
| 3.2.2.1 Estatísticos | 16 |
| 3.2.2.2 Redes Neuronais | 18 |

ÍNDICE

| | |
|--|-----------|
| 4 Métricas e Dados | 22 |
| 4.1 Métricas | 22 |
| 4.1.1 Métricas de modelo | 22 |
| 4.1.2 Métricas de comparação modelo/benchmark | 23 |
| 4.2 Dados | 24 |
| 4.2.1 Dados Mercado Portugês | 24 |
| 4.2.2 Dados Mercado Espanhol | 25 |
| 4.2.2.1 Dados Utilizados | 25 |
| 4.2.2.2 Estudo dos dados | 25 |
| 4.2.2.3 Tratamento dos dados | 30 |
| 4.2.2.4 Dados de treino | 32 |
| 4.2.2.5 Dados de Validação | 32 |
| 5 Resultados e discussão | 37 |
| 5.1 Estimativa do parâmetro ρ da fórmula da REN | 37 |
| 5.2 Dimensionamento dinâmico da potência alocada na reserva secundária | 43 |
| 5.2.1 Estatísticos | 44 |
| 5.2.2 Redes Neuronais | 47 |
| 6 Conclusões e sugestões futuras | 53 |
| Referências | 54 |
| A Anexos | 57 |

Listas de Figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1.1 Objectivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU | 1 |
| Figura 2.1 Organizaçao MIBEL. Adaptado de [17] | 7 |
| Figura 2.2 Ilustração de um neurónio. Adaptado de [23] | 12 |
| Figura 2.3 Ilustração da operação de Convolução | 12 |
| Figura 2.4 Ilustração da camada de Convolução | 13 |
| Figura 2.5 Ilustração uma rede UNET. | 13 |
| Figura 3.1 Resultados de alocações totais em diferentes arquiteturas | 18 |
| Figura 3.2 Resultados de alocações totais em diferentes rácios | 20 |
| Figura 4.1 Série Temporal dos dados alvo | 26 |
| Figura 4.2 Janelas Temporais dos dados alvo | 26 |
| Figura 4.3 Frequênciados dados alvos | 27 |
| Figura 4.4 Correlação entre atributos | 28 |
| Figura 4.5 Valores de correlação entre atributos | 29 |
| Figura 4.6 Autocorrelação Temporal | 29 |
| Figura 4.7 Outliers | 31 |
| Figura 4.8 Dados em falta | 32 |
| Figura 4.9 Série Temporal dos dados de Benchmark c/ consumo real | 33 |
| Figura 4.10 Janelas temporais de benchmark energia a subir | 34 |
| Figura 4.11 Janelas temporais de benchmark energia a descer | 35 |
| Figura 4.12 Correlação entre benchmark e real | 36 |
| Figura 5.1 Histograma ρ | 37 |
| Figura 5.2 Valor do paramêtro ρ (hora) | 38 |
| Figura 5.3 Comparação ρ por hora | 39 |
| Figura 5.4 Comparaçao dos erros por ρ | 40 |
| Figura 5.5 Média historica de Banda de Reserva | 41 |
| Figura 5.6 Erro médio por hora Banda de Reserva | 41 |
| Figura 5.7 Erro médio por hora Banda de Reserva (Arredondamento) | 43 |
| Figura 5.8 Série Temporal dos dados de validação | 43 |
| Figura 5.9 Janelas temporais de modelos estatísticos energia a subir | 45 |
| Figura 5.10 Janelas temporais de modelos estatísticos energia a descer | 46 |
| Figura 5.11 Janelas temporais energia a subir | 48 |
| Figura 5.12 Janelas temporais energia a descer | 49 |
| Figura 5.13 Soma de Banda Secundária | 50 |
| Figura 5.14 Correlação entre previsão e real | 51 |

Listas de Tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 2.1 Média das Bandas Calculada e Usada (REN) | 10 |
| Tabela 2.2 Média das Bandas Calculada e Usada (REE) | 11 |
| Tabela 3.1 Valores de ρ apresentado em [13] | 16 |
| Tabela 3.2 Variáveis de estudo dos modelos AR/MA | 17 |
| Tabela 4.1 Dados REN | 25 |
| Tabela 4.2 Indicadores retirados do site da ESIOS | 25 |
| Tabela 4.3 Autocorrelação Temporal | 30 |
| Tabela 4.4 Dados de Treino | 32 |
| Tabela 4.5 Resultados métricas benchmark | 35 |
| Tabela 5.1 Erros de Banda de Reserva por método de normalização ρ | 40 |
| Tabela 5.2 Valores de ρ propostos | 42 |
| Tabela 5.3 Resultados métricas Modelos Estatísticos | 44 |
| Tabela 5.4 Resultados Modelos Estatísticos | 47 |
| Tabela 5.5 $\Delta\%$ das médias dos Modelos Estatísticos | 47 |
| Tabela 5.6 Resultados métricas Modelos Neuronais | 47 |
| Tabela 5.7 Resultados Modelos | 51 |
| Tabela 5.8 $\Delta\%$ das médias dos Modelos | 51 |

1 Introdução

1.1 Enquadramento

Esta dissertação enquadra-se no âmbito do projeto [TradeRES](#), que estuda um sistema de mercado elétrico capaz de atender às necessidades da sociedade num sistema quase totalmente renovável. Tendo as características para se integrar nos [Objetivos de Desenvolvimento Sustentável \(ODS\)](#) 1.1.

O estudo da acessibilidade das energias renováveis ao mercado vigente integra-se nos ODS n°7, Energia Renováveis e Acessíveis, indo directamente de encontro a um dos pontos deste objectivo: 7.2.1 Peso das energias renováveis no consumo total final de energia. Por meio deste objectivo, a participação das renováveis no mercado faz também cumprir, embora indiretamente, o objectivo n°8 Trabalho Digno e Crescimento Económico, através do ponto 8.4, onde é dada primazia à eficiência dos recursos globais no consumo e na produção. Indirectamente, pois, ao haver um melhor uso das renováveis, o uso de energias não limpas vai diminuir, melhorando a gestão de recursos, e baixando o consumo de recursos naturais não renováveis.

Por último podemos incluir o objectivo n°13, Acção Climática, no qual, referimos de novo a diminuição de consumo de recursos finitos, mas mais importante, a melhor gestão de recursos renováveis. Promovendo o planeamento e estratégias de combate a emissões de gases de efeito estufa.



Figura 1.1: Objectivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU

1.2 Objetivos e Perguntas de Pesquisa

Foram aprovadas a nível europeu (2020)[\[1\]](#) medidas de alteração aos serviços de sistema, que serão seguidas pelos Estados-Membros. Nesta dissertação, será realizada a aplicação dessas medidas, iden-

1. INTRODUÇÃO

tificando as melhorias em relação ao design actual e avaliando se as novas medidas serão suficientes para garantir a operação de um sistema elétrico ~100% renovável, potencialmente identificando ações adicionais para garantir a robustez e segurança do sistema elétrico sem o uso de combustíveis fósseis.

A penetração das vRES no sistema de energia eléctrica trouxe maior incerteza na previsão e mercados de energia, pois estas estão mais sujeitos a elementos não controláveis como a velocidade do vento ou a radiação solar incidente.

As seguintes perguntas servirão de guia nesta pesquisa.

- a) Podemos reduzir a incerteza na produção criada pela participação das vRES nos sistemas de energia?
- b) A alocação dinâmica pode ter um efeito positivo no mercado de reservas?
- c) É possível prever a necessidade de reserva necessária baixando a alocação desperdiçada?

Para responder a essas perguntas, utilizaremos dados de previsão de geração de energia renovável para estimar a energia necessária para alocação secundária. Actualmente, os valores de previsão desse mercado estão distantes do consumo real, o que resulta em alocações no dia anterior que não estão em conformidade com as necessidades reais.

O objetivo deste trabalho é criar métodos de previsão, para o dia seguinte, da necessidade de alocação de banda de reserva secundária, de modo a alocar banda suficiente e baixar a alocação em excesso, usando dados históricos das mesmas.

Iremos explorar a optimização da fórmula de alocação de banda de reserva da REN, explorando novos valores para o parâmetro horário da mesma.

Utilizando técnicas de *machine learning* vamos criar um modelo para a previsão de alocação necessária do dia seguinte.

Previsões mais exactas tornam possível uma melhor gestão das alocações, resultando num menor gasto de recursos energéticos e financeiros.

1.3 Organização do Documento

Este documento está dividido em capítulos. Sendo que os primeiros apresentam uma introdução às ideias e temas no 1, o estado de arte dos temas na literatura publicada no 2, e por fim uma contextualização dos temas abordados no 3, contando também com as arquiteturas de modelos de machine learning utilizados nesta experiência.

Os dois capítulos seguintes apresentam os dois diferentes estudos. No capítulo 4 é definido e apresentado o resultado do estudo da estimativa do parâmetro ρ da fórmula de estimativa da Redes Energéticas Nacionais (REN).

No capítulo 5 explora-se o segundo estudo, o dimensionamento dinâmico da alocação necessária. São apresentados os dados utilizados com um estudo preliminar sobre os mesmos, e o tratamento necessário para usar nos modelos.

No capítulo 6 as ferramentas de programação criadas para realizar a mesma.

Os 3 capítulos seguintes são os descritivos da experiência em si. Capítulo 7 são as métricas usadas e criadas para a validação da experiência, capítulo 8 é a estrutura e parametrização da mesma, e capítulo 9 apresenta os resultados.

Termina com um capítulo conclusivo onde são avaliadas as experiências como um todo, e o seu impacto no âmbito dos mercados de reserva.

2 Contexto e revisão bibliográfica

2.1 Revisão bibliográfica

A análise de séries temporais é um tema recorrente em pesquisa. Especialmente para previsões.

Desde as previsões para mercados de acções [2], fenómenos meteorológicos [3], e especialmente mercados energéticos, onde se quer ter em consideração o impacto das gerações mais voláteis.

As energias renováveis, devido à sua natureza, são as produções mais voláteis, logo alvo de estudo ideal para estas tecnologias [4], energia eólica [5], energia solar [6], aplicabilidade dos vários sistemas [7], procura [8]. Sendo que cada problema já apresenta arquiteturas e soluções diferentes, como a geração de energia fotovoltaica em casas pode ser melhor prevista com *Long Short-Term Memory* (LSTM)[9] mas também com uso de *support vector machine* (SVM)[10]. As várias faces destas tecnologias estão optimamente apresentadas em [11].

Para o estudo de previsões de séries temporais chega a ser o caso se pesquisar primeiramente com *deep learning*, antes de procurar outras soluções. Em [12] é visto o impacto dessa decisão, e se realmente compensa emergir em machine learning. O trabalho conclui que modelos simples, com alguma engenharia de atributos inteligente, conseguem competir, ou mesmo passar as qualidades de redes neurais profundas.

Esta conclusão mostra também que por vezes a procura por modelos mais complexos não compensa, e que cada problema/*dataset* deve ter a sua própria investigação e conclusão, consoante a quantidade/qualidade de recursos disponíveis.

Mas mesmo sem *machine learning* algumas fórmulas de previsão usadas podem ser melhoradas apenas pela extrapolação de parâmetros a partir dos dados históricos.

No caso do TSO português, a REN, para a previsão de bandas de reserva usa um modelo preditivo baseado na fórmula publicada pela *European Network of Transmission System Operators for Electricity* (ENTSO-E), multiplicando a esta um rácio horário.

Esta fórmula já foi alvo de estudo em [13], onde todos os parâmetros foram testados com os dados históricos, de modo a optimizar os mesmos. Neste trabalho apenas o rácio horário é posto em causa, e onde os valores apresentados em [13] apresentam erros médios por hora na casa dos 25%, este trabalho apresenta todos os erros médios por hora abaixo dos 5%. De notar que ambos os métodos são otimizações estatísticas baseadas em dados históricos, e como tal de 2016 a 2023 existe um grande aumento de dados disponíveis.

A previsão de bandas de reserva já foi alvo de estudo também através de redes neurais profundas, como em [14] que estuda o mercado espanhol. Este trabalho propõe prever o custo da alocação e faz usando um elevado número de atributos disponíveis pela *Sistema de Información del Operador del Sistema* (ESIOS), 32 variáveis. Apresentado bons resultados, este trabalho é um bom indicador que modelos de machine learning podem trazer melhores previsões que os métodos tradicionais.

No âmbito de energias vários trabalhos vieram mostrar que o uso de *machine learning* para previsões energéticas tem aplicabilidade [15] e muitos casos resultados melhores do que usados na indústria corrente. [7] [8]

Como muitos trabalhos apresentados em [11], o uso destas técnicas está a crescer e a produzir frutos. Como concluído neste trabalho as várias arquitecturas e modelos comuns de *machine learning* já foram

2. CONTEXTO E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

aplicados em energia, especialmente nas áreas de consumo e produção.

No caso do estudo de alocação necessária podemos ver que em [16] houve já uma melhoria de 13% e 8% em relação ao método usado pelo TSO, usando fórmulas dinâmicas de alocação, e neste trabalho usando *machine learning* são apresentadas melhorias de alocação em 44% e 38%.

2.2 Contextualização e motivação do trabalho

2.2.1 Mercados de Energia

2.2.1.1 Mercado Ibérico de Electricidade

O Mercado Ibérico de Eletricidade (MIBEL) é um exemplo de integração de mercados de energia entre países, funcionando como um elo entre os mercados de eletricidade de Portugal, Operador do Mercado Ibérico de Energia Português, Sociedade Gestora do Mercado Regulamentado, S.A. (OMIP) e Espanha, *Operador del Mercado Ibérico de Energía - Pólo Espanhol, S.A* (OMIE). Este mercado grossista compreende diferentes formatos de negociação, cada um desempenhando um papel específico na gestão da compra e venda de eletricidade.

O OMIP é responsável pela negociação a prazo de energia elétrica, enquanto que o OMIE é responsável pela negociação diária de energia elétrica.

O MIBEL é estruturado para fornecer uma plataforma eficiente e transparente para a transação de energia, garantindo a competitividade e a segurança de fornecimento. Vamos explorar os principais componentes deste modelo.

Mercado em Bolsa (Mercado Spot)

O mercado em bolsa, também conhecido como mercado spot, é uma das principais formas de negociação no MIBEL. Este mercado é dividido em duas vertentes: o mercado diário e o mercado intradiário. No mercado diário, as propostas de compra e venda de eletricidade são apresentadas para o dia seguinte, permitindo que os agentes ajustem suas previsões de produção e consumo com base nas condições de mercado mais recentes. Já o mercado intradiário permite a negociação para as horas seguintes, oferecendo maior flexibilidade para ajustes de última hora, o que é especialmente útil para acomodar variações inesperadas na oferta e procura. Este sistema dinâmico assegura que a eletricidade é negociada em tempo real, refletindo as necessidades e capacidades do sistema elétrico com um horizonte de curto prazo.

Mercado de Contratação a Prazo

Além do mercado spot, o MIBEL inclui o mercado de contratação a prazo, onde os agentes estipulam compromissos de compra e venda de eletricidade com semanas, meses, ou até anos de antecedência. Este mercado permite aos participantes fixar preços e volumes de energia para o futuro, mitigando os riscos associados à volatilidade dos preços no curto prazo. A contratação a prazo proporciona uma maior previsibilidade e estabilidade financeira para os produtores e consumidores de energia, permitindo um planejamento estratégico mais robusto. Os contratos podem variar em termos de maturidade, desde acordos de curto prazo até contratos de longo prazo, dependendo das necessidades e estratégias dos agentes envolvidos.

Mercado Livre de Contratação Bilateral Física

Outra componente importante do MIBEL é o mercado livre de contratação bilateral física, onde os agentes negociam diretamente a compra e venda de eletricidade para uma determinada maturidade no futuro. Este formato permite uma maior personalização dos contratos, uma vez que as condições podem ser ajustadas diretamente entre as partes envolvidas, sem a intervenção de um mercado centralizado. Esse tipo de negociação é particularmente vantajoso para grandes consumidores e produtores que procuram acordos específicos para atender às suas necessidades operacionais ou estratégias de *hedge* contra flutuações de preço.

2. CONTEXTO E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

ações de preços. A liberdade de negociação bilateral física oferece um nível adicional de flexibilidade e controle sobre as transações, promovendo uma maior eficiência no mercado.

Mercado de Serviços de Sistema

Por fim, o mercado de serviços de sistema desempenha um papel crítico na manutenção do equilíbrio entre a produção e o consumo de energia elétrica em tempo real. Este mercado é responsável por garantir que a rede elétrica opere de forma segura e estável, ativando reservas e ajustando a produção conforme necessário para responder a variações inesperadas na procura ou na oferta. O mercado de serviços de sistema engloba uma série de mecanismos, incluindo a ativação de reservas de frequência e o despacho de unidades geradoras flexíveis, que são essenciais para a gestão da estabilidade da rede. A participação neste mercado é muitas vezes obrigatória para certos tipos de geradores, especialmente aqueles que possuem a capacidade de resposta rápida, como hidroelétricas e centrais térmicas.

Os mercados de serviços de sistema, português e espanhol, são geridos independentemente, onde o Gestor Global de Sistema (GGS) é o operador do mercado no respectivo país. REN em Portugal e *Red Eléctrica de España* (REE) em Espanha.

Em resumo, o MIBEL é um mercado complexo e multifacetado que oferece uma ampla gama de formatos de negociação para atender às diversas necessidades dos agentes de mercado. Desde a negociação em tempo real no mercado spot até compromissos de longo prazo no mercado de contratação a prazo e acordos personalizados no mercado bilateral, o MIBEL proporciona um ambiente robusto para a transação de eletricidade, promovendo a eficiência, a flexibilidade e a segurança do fornecimento de energia na Península Ibérica.[\[17\]](#)

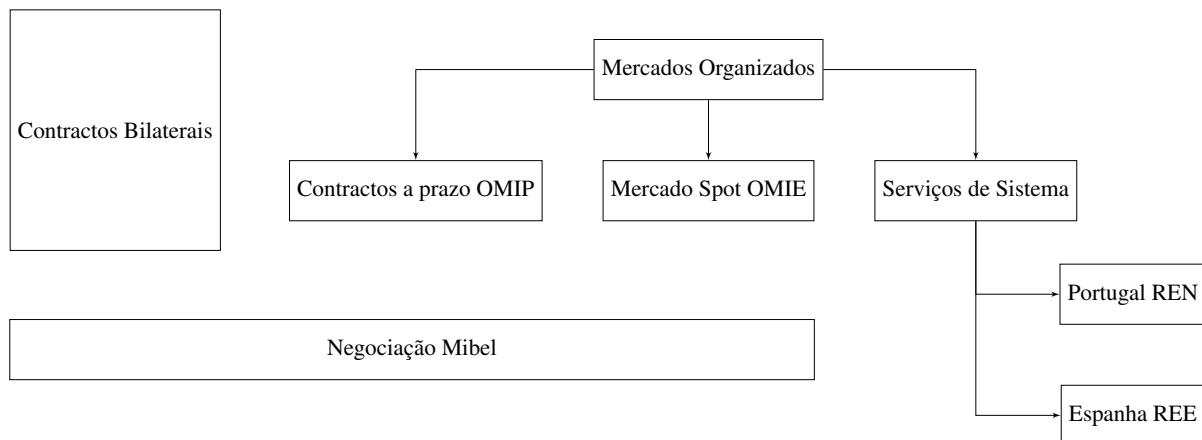


Figura 2.1: Organização MIBEL. Adaptado de [\[17\]](#)

2.2.1.2 Mercado de Serviços de Sistema

O mercado de serviços de sistema é uma componente fundamental dos mercados de energia, desempenhando um papel crucial na manutenção da segurança e estabilidade das redes elétricas [\[18\]](#). Esses serviços são essenciais para garantir que a produção e o consumo de energia permaneçam em equilíbrio, um requisito vital para o funcionamento seguro e eficiente de qualquer sistema eléctrico. A principal função dos serviços de sistema é assegurar a qualidade da energia fornecida, monitorizando parâmetros críticos como a frequência, a potência activa e reactiva, controlando a tensão na rede, arranque

automático e outras técnicas de sistemas. Esse controlo é realizado através da coordenação entre os geradores e os consumidores, com o objetivo de responder rapidamente a variações na oferta e na procura de energia [17] [13].

No contexto europeu, a regulação desses serviços é coordenada pela ENTSO-E, que estabelece os requisitos e normas para a operação dos sistemas de energia, e a operação dos mesmos é da responsabilidade dos TSO nacionais. Essas reservas são activadas conforme necessário para manter a frequência da rede no seu valor nominal de 50Hz, ajustando a potência activa dos geradores em resposta a variações imprevistas na procura ou na oferta de energia.

As reservas de frequência, ou reservas de controlo, são divididas em três categorias principais: primária, *Frequency Containment Reserve* (FCR), secundária, *automatic Frequency Restoration Reserve* (aFRR), e terciária, *manual Frequency Restoration Reserve* (mFRR). Cada uma com funções específicas e tempos de resposta distintos. A reserva primária é activada automaticamente e de forma quase instantânea, dentro de segundos após um distúrbio na rede, para estabilizar rapidamente a frequência. A reserva secundária entra em ação logo em seguida, substituindo gradualmente a reserva primária e ajustando a frequência de volta ao seu valor programado. Finalmente, a reserva terciária é utilizada para corrigir desvios de longo prazo e libertar as outras reservas para possíveis eventos futuros, completando o ciclo de controlo da frequência e assegurando que o sistema retorne a um estado de equilíbrio estável.

Todas estas correções no sistema podem ser efectuadas tanto a injectar mais potência na rede, como a diminuir a potência existente, a estas chamamos Banda a Subir e Banda a Descer, respectivamente.

A harmonização dos mercados europeus de eletricidade, especialmente nos mercados diários, intradiários e de balanço, é uma realidade em desenvolvimento que busca reduzir custos e melhorar as condições de participação para todos os envolvidos [19]. No entanto, a integração das vRES, como a eólica e a solar, apresenta desafios adicionais devido à sua natureza intermitente e dependente de condições climáticas. Embora tecnicamente viável, devido a este paradigma de imprevisibilidade e ao facto de serem fontes não despacháveis, a participação dessas fontes nos mercados de balanço enfrenta restrições significativas para garantir a segurança e a estabilidade da rede.

A actual infraestrutura dos mercados de serviços de sistema precisa, portanto, ser adaptada para acomodar essas novas fontes de energia. Uma parte essencial dessa adaptação é o desenvolvimento de métodos mais robustos para prever a necessidade de reservas, que levem em consideração a variabilidade das vRES. Actualmente, as previsões são baseadas principalmente em fórmulas criadas pelas operadoras, mas esta abordagem muitas vezes falha em capturar a complexidade e a incerteza associadas à produção renovável. Assim, há uma crescente exploração de técnicas avançadas, como o uso de modelos de *machine learning*, para melhorar a precisão das previsões e otimizar a gestão das reservas. Além disso, a evolução para um mercado pan-europeu harmonizado de serviços de sistema envolve não apenas a uniformização de regras e requisitos técnicos, mas também a criação de incentivos económicos que tornem a participação atraente para todos os tipos de produtores de energia, incluindo os renováveis. Isso é particularmente importante, uma vez que os mercados de balanço são fundamentais para garantir que as redes elétricas possam operar de forma estável e segura, mesmo com altas penetrações de vRES. Ao permitir que essas fontes renováveis participem de forma mais activa e competitiva nos mercados de balanço, espera-se não apenas reduzir os custos de operação dos sistemas eléctricos, mas também aumentar a viabilidade económica das vRES.

Com a crescente dependência de fontes de energia renovável e a necessidade de sistemas eléctricos mais resilientes e flexíveis, o papel dos serviços de sistema continuará a expandir-se e a evoluir, exigindo inovações tanto na gestão técnica quanto na regulação económica dos mercados de energia.

2. CONTEXTO E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Estrutura e Funcionamento das Reservas de Frequência

A reserva primária, FCR, é o primeiro nível de resposta e é acionada automaticamente em questão de segundos após a detecção de um desvio de frequência, que pode ocorrer devido a falhas na produção ou variações repentinhas na procura. Esta reserva é activada até 15 segundos após o distúrbio e permanece activa por cerca de 30 segundos, ou até que a reserva secundária possa assumir o controlo. A FCR é geralmente suportada por geradores que possuem capacidade técnica para resposta rápida, como hidroelétricas e algumas unidades térmicas. Este serviço é obrigatório para todos os geradores conectados à rede que possuem a capacidade técnica necessária, e não é remunerado em muitos mercados europeus, incluindo o mercado ibérico.

A reserva secundária, aFRR, entra em ação logo após a activação da reserva primária, com o objetivo de restaurar a frequência da rede ao seu valor programado de 50 Hz e libertar a FCR para responder a possíveis distúrbios subsequentes. A aFRR é activada automaticamente até 30 segundos após o desvio inicial e pode levar até 15 minutos para corrigir completamente o desequilíbrio. Este tipo de reserva é contratado em mercados específicos de banda de reserva, nos quais os geradores submetem ofertas para fornecer a capacidade necessária.

A reserva terciária, mFRR, é o último nível de resposta e é utilizada principalmente para corrigir desequilíbrios de longo prazo e libertar a aFRR para outros usos. Ao contrário das reservas primária e secundária, a mFRR é activada manualmente pelos TSO e pode levar até 15 minutos a estar completamente activa. Esta reserva é frequentemente utilizada para ajustar a geração ou o consumo de energia de acordo com desvios significativos e prolongados, que não podem ser compensados de forma eficaz pelas reservas de resposta mais rápida. A mFRR é geralmente suportada por geradores que podem oferecer flexibilidade em suas operações, como algumas centrais térmicas e hidroelétricas de grande porte.

2.2.2 Previsão de Necessidades de Reservas

A previsão das necessidades de reservas de frequência é uma componente essencial na gestão eficiente dos sistemas eléctricos, especialmente num cenário de crescente penetração das vRES.

O uso de técnicas de *machine learning* tem sido explorado como uma solução promissora para melhorar essas previsões. Estes modelos podem analisar grandes volumes de dados, identificar padrões complexos e ajustar previsões em tempo real, levando em consideração factores como mudanças nas condições meteorológicas e padrões de consumo de energia. Ao incorporar a variabilidade das vRES nos modelos de previsão, é possível reduzir a incerteza e melhorar a alocação das reservas de frequência, resultando numa operação mais eficiente do sistema eléctrico.

Outro factor crítico na previsão das necessidades de reservas de frequência é a coordenação entre diferentes mercados e operadores de sistemas. A harmonização dos mercados europeus de balanço, incluindo a padronização das regras de oferta, leilão e remuneração, pode facilitar a integração das vRES e melhorar a eficiência geral do sistema. Com regras claras e uniformes, os produtores de energia renovável têm maior incentivo para participar activamente dos mercados de reservas, fornecendo capacidade adicional para apoiar a estabilidade da rede. Isso é particularmente relevante em mercados onde as vRES ainda enfrentam barreiras significativas para a participação, como regras complexas de licitação ou altos requisitos de capacidade mínima para participação.

Apesar dos avanços na previsão de necessidades de reservas, ainda existem desafios consideráveis. A precisão das previsões pode ser limitada pela qualidade dos dados disponíveis, bem como pela capacidade dos modelos de capturar todas as variáveis relevantes que afetam a operação da rede. Além disso, a crescente interconexão dos sistemas eléctricos e o aumento da troca de energia entre países exigem

uma abordagem coordenada e colaborativa para a previsão de reservas, considerando tanto as condições locais quanto regionais.

O desenvolvimento contínuo de técnicas avançadas de previsão e a integração de soluções baseadas em dados serão fundamentais para enfrentar esses desafios. À medida que mais dados históricos se tornam disponíveis e os modelos de previsão evoluem, espera-se que a gestão das reservas de frequência se torne cada vez mais eficiente, contribuindo para um sistema eléctrico mais resiliente e capaz de integrar altos níveis de energias renováveis. Isso não apenas reduzirá os custos operacionais, mas também contribuirá para a segurança energética e para a transição para um sistema energético mais sustentável.

2.2.2.1 Previsão de Banda Secundária no Mercado Ibérico de Electricidade

A nível Europeu a ENTSO-E providencia várias metodologias para o dimensionamento das reservas de controlo descritas em [20]. A quantidade mínima recomendada de alocação necessária para a reserva de controlo secundária pode ser descrita da seguinte forma:

$$BR = \sqrt{a \times L_{max} + b^2} - b \quad (2.1)$$

onde:

- BR : Banda de Reserva de regulação secundária mínima necessária (MW).
- a e b : Coeficientes empíricos, $a=10\text{MW}$ e $b=150\text{MW}$.
- L_{max} : Consumo máximo antecipado (MW).

Portugal

No mercado português para dimensionar a aFRR a REN utiliza por base a equação 2.1 multiplicando um parâmetro horário, ρ :

$$BR = \rho \times \sqrt{a \times L_{max} + b^2} - b \quad (2.2)$$

onde:

- ρ : Parâmetro horário.

Na equação 2.2 BR equivale à soma de banda a subir e banda a descer, onde aqui é sempre considerado que banda a subir são $\frac{2}{3}$ da Banda de Reserva total e a banda a descer é o restante $\frac{1}{3}$.

Este método de cálculo permite manter as reservas a corresponder às necessidades do sistema, mas têm uma alocação em demasia grande. Podemos verificar que no período 2013 a 2023, inclusive, as médias por hora têm cerca de 434% de alocação em demasia. O que corresponde a cerca de 220 MWh desperdiçados a cada hora.

Tabela 2.1: Média das Bandas Calculada e Usada (REN)

| Banda de Reserva Calculada | Banda Reserva Activada | erro | erro % |
|----------------------------|------------------------|--------|--------|
| 270.07 | 50.53 | 219.53 | 434.45 |

Estando actualmente o TSO português a utilizar esta fórmula, e a obter estes resultados, este é um bom caso de estudo de optimização dos parâmetros da fórmula. Sendo que a e b são dados pela entidade europeia, proponho estudar o parâmetro horário de modo a baixar o erro apresentado.

Espanha

No mercado espanhol não encontramos directivas de uso de uma fórmula como o caso português. Nem encontramos uma simetria directa entre as bandas a subir e a descer. Mas podemos ver que a média horária dentro do mesmo período apresenta disparidades ainda maiores.

Tabela 2.2: Média das Bandas Calculada e Usada (REE)

| | Banda de Reserva Alocada | Banda Reserva Activada | erro | erro % |
|----------------|--------------------------|------------------------|--------|--------|
| Banda a Subir | 662.94 | 158.10 | 504.84 | 319.32 |
| Banda a Descer | 549.27 | 168.20 | 381.07 | 226.55 |

Como temos uma boa quantidade de dados históricos e uma falta de definição e formulação exacta da necessidade, o caso espanhol é um bom caso de estudo para previsões usando *machine learning*.

2.2.2.2 Modelos *machine learning* para previsão

Grande parte da literatura sobre previsões em modelos de *machine learning* apresenta as mesmas arquitecturas, sendo que são depois aprimoradas consoante os dados e o problema.

Apresento aqui as arquitecturas mais usadas em previsões, como também algumas usadas noutras ramos tentado prever a compatibilidade neste problema.

Neste trabalho vamos usar arquitecturas de *Fully Connected Neural Network* (FCNN), *Convolutional neural network* (CNN), LSTM e Transformer.

FCNN

A arquitectura mais simples FCNN, Redes Neuronais Totalmente Conectadas, é constituída por camadas em que cada neurónio está ligado a todos os neurónios da camada seguinte. Isto significa que cada característica de entrada tem um peso associado, e esses pesos são aprendidos durante o treino. A saída de cada neurónio é calculada através da aplicação de uma função de activação à soma ponderada das suas entradas.

Cada neurónio gera uma operação, inicialmente aleatória, para tentar reproduzir uma função que traduza a entrada na saída ideal.

Esta arquitectura tem como base o Perceptão inicialmente proposto em [21]. Este apresentava um Perceptão que fazia uma decisão binária baseado nas somas pesadas de todas as entradas.

A ideia é a base utilizada actualmente, mas apresentava algumas limitações, e muita computação, o proposto por [22], eleva a ideia com a introdução da função de activação e o bias. A utilização mais recorrente actual é a proposta em [23].

Entradas

Pesos

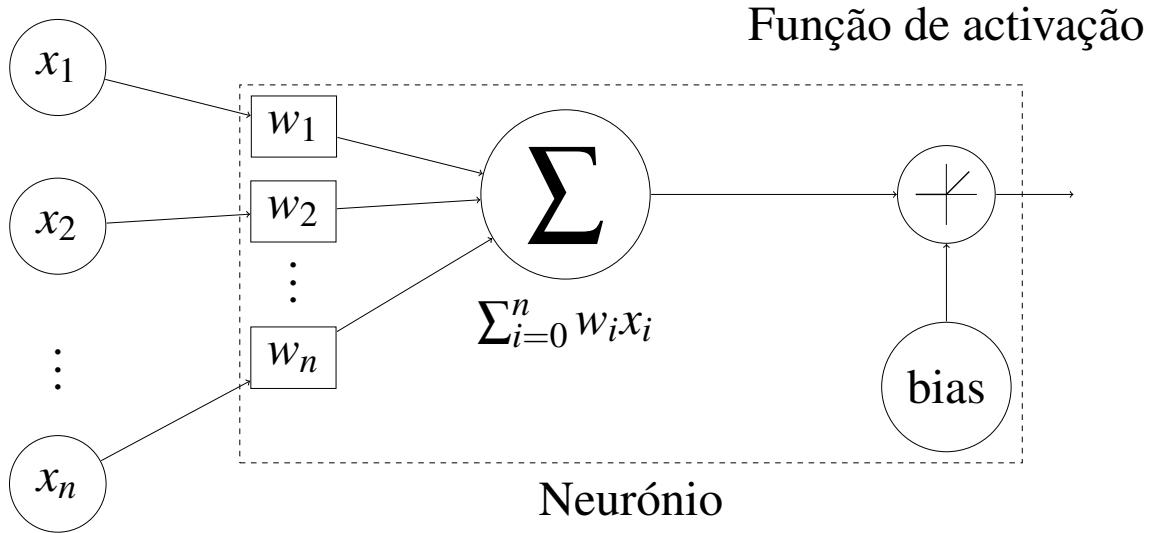


Figura 2.2: Ilustração de um neurónio. Adaptado de [23]

CNN

As Redes Neuronais Convolucionais (CNN) diferem das FCNN no sentido em que os filtros (neurónios) não são criados aleatoriamente, mas sim cada filtro trata de uma parte da camada de entrada. Nas convoluções é criada uma janela móvel que percorre a camada, criando um saída desse conjunto de pontos. Esta janela move-se sempre subsequentemente.

Esta operação é normalmente feita na dimensão (ou dimensões) em que queremos perceber padrões. Nos nossos dados a convolução será na dimensão temporal.

Se tivermos uma matriz com nove passos temporais ($N, 9, 1$), se o tamanho da janela de convolução for 3, teremos uma saída de tamanho 6 ($N, 6, 1$).

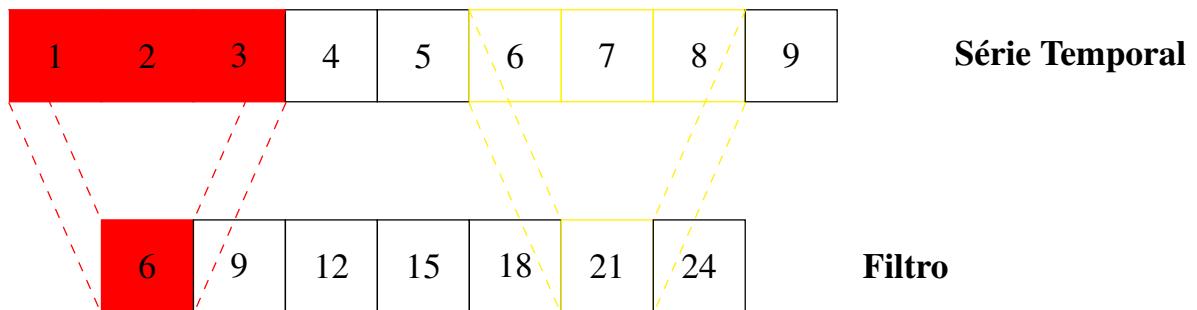


Figura 2.3: Ilustração da operação de Convolução

Anteriormente ignoramos o número de filtros. Mas as convoluções criam o número pedido de filtros para cada janela temporal. Aqui cada filtro vai funcionar como na camada FCNN, onde cada um começa com uma operação pseudo aleatória. Esta operação normalmente é feita na dimensão dos atributos.

Ou seja, a quantidade de filtros que esta camada irá produzir por convolução.

Se tivermos a mesma entrada que anteriormente mas com 4 atributos ($N, 9, 4$), e se definir o número de filtros para 2 teremos uma saída ($N, 6, 2$).

Ou seja, dois filtros por cada janela temporal.

2. CONTEXTO E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

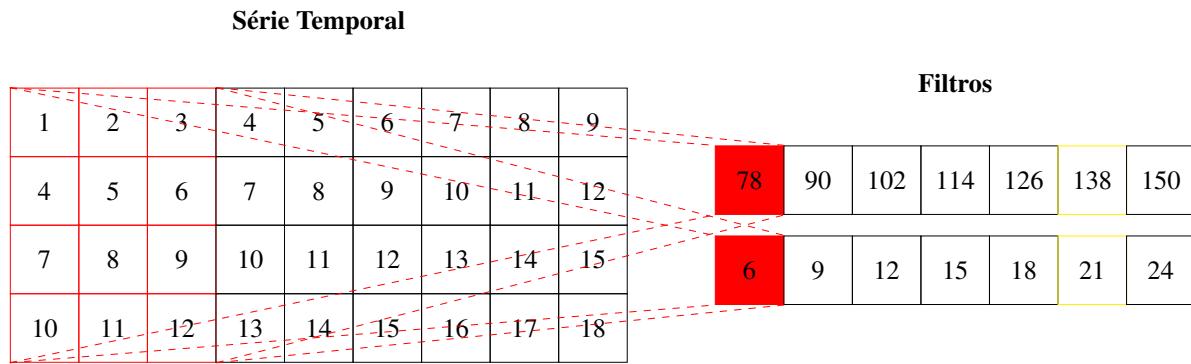


Figura 2.4: Ilustração da camada de Convolução

As convoluções podem realizar as operações em mais dimensões, é comum usar 2D para imagens, e 3D para vídeos. Neste trabalho apenas trabalhamos com convoluções 1D.

UNET

Um desenho especial de CNN, normalmente usado em modelação de imagens, e primeiro proposto em [24], a arquitectura UNET passa por criar uma rede de expansão dos filtros, usando convoluções, e de seguida uma rede de contracção dos mesmos, até aos tamanhos pretendidos.

Nas suas ligações UNET junta informação de filtros passados (não de nível temporal mas de rede neuronal) para realçar informação já trabalhada, e assim identificar padrões de vários contextos diferentes.

É chamada assim pois é uma rede (NET) que forma um U na sua expansão, contracção e ligações entre estes.

Em cada camada de encoding vai usando convoluções para criar novos filtros e diminuir a dimensionalidade, enquanto que na fase de decoding vai usar convoluções para aumentar a dimensionalidade e diminuir o número de filtros, adicionando a camada decoder de tamanho análogo.

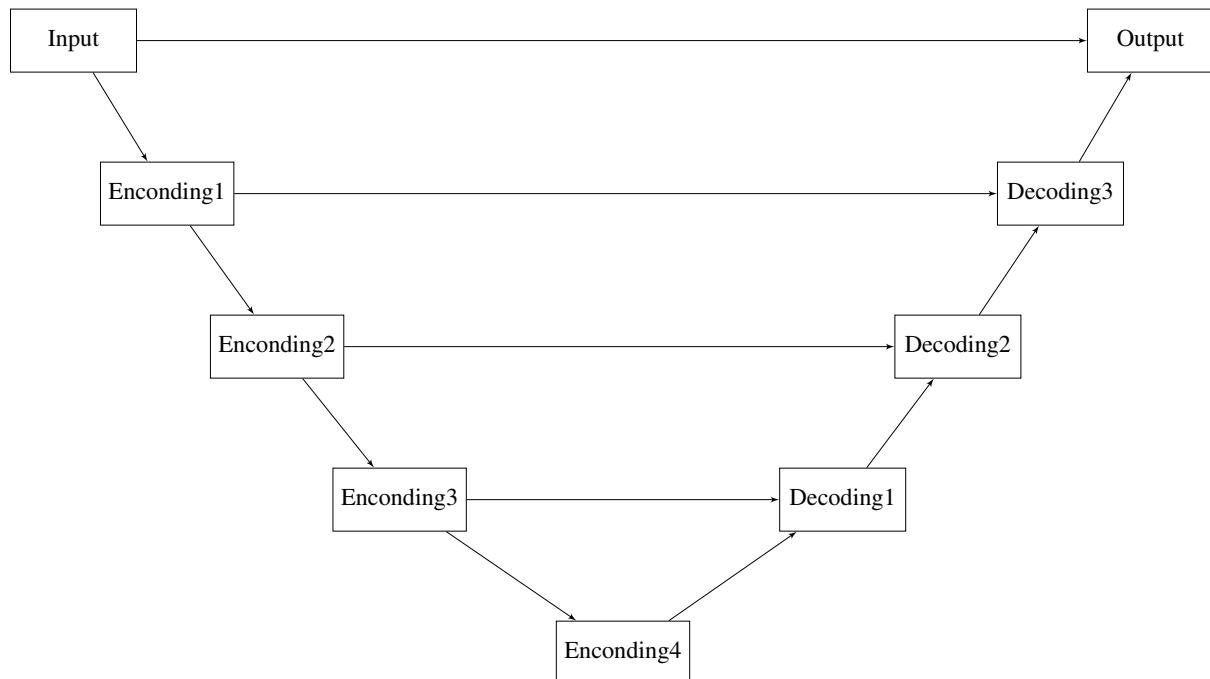


Figura 2.5: Ilustração uma rede UNET.

RNN

As Redes Neuronais Recorrentes (RNN) são projetadas para processar sequências de dados, onde a ordem dos elementos é importante. Elas funcionam passando informações de um neurônio para outro numa cadeia, o que permite que cada neurônio seja influenciado pelo estado anterior da rede.

Isso é feito através de loops internos que permitem à rede "lembrar" informações de etapas anteriores. No entanto, as RNNs enfrentam dificuldades ao tentar lembrar informações de longo prazo, devido ao problema conhecido como desvanecimento do gradiente, onde os gradientes se tornam muito pequenos e impedem a atualização eficaz dos pesos da rede.

LSTM

As redes LSTM são um tipo especial de RNN projetado para superar os problemas de memória de longo prazo encontrados nas RNNs. Isto é conseguido através de uma estrutura de célula que mantém informações ao longo do tempo, permitindo que a rede lembre detalhes importantes mesmo após muitos passos no tempo.

As LSTMs usam mecanismos de portão para controlar o fluxo de informações, permitindo que elas ignorem informações irrelevantes e mantenham as informações relevantes. Isso torna-as particularmente eficazes em tarefas que exigem o entendimento de dependências de longo prazo em dados sequenciais.

O uso de LSTM para previsões é uma área comum, mas aqui é seguido através das ideias partilhadas em [25], e reforçado pelo uso em previsões energéticas demonstradas em [9].

Transformer

Os Transformers são um tipo de arquitetura de modelo que utiliza mecanismos de atenção para pesar a importância de diferentes partes de um dado de entrada, primeiro apresentado em [26].

Em vez de processar os dados sequencialmente, como as RNNs, os Transformers processam todos os elementos do dado de entrada simultaneamente. Isso é feito através de um mecanismo de atenção que calcula uma pontuação de atenção para cada par de elementos no dado de entrada, indicando quão relevante um elemento é para o outro. Essas pontuações de atenção são então usadas para ponderar a contribuição de cada elemento ao resultado final.

Isso permite aos Transformers capturar dependências de longo alcance nos dados de forma eficiente, tornando-os extremamente eficazes para tarefas de processamento de linguagem natural, como tradução automática e sumarização de texto.

Este tipo de desenho é a base para os modelos gerativos mais conhecidos como o *chatGPT* para linguagem ou o *Dall-E* para imagens.

3 Ferramentas e Métodos

3.1 Ferramentas

3.1.1 Alquimodelia

Com o propósito de desenvolver este estudo, e deixar ferramentas para a replicação do mesmo, foi criado uma biblioteca em python para desenhar as arquitecturas em estudo.

3.1.1.1 Construtor de modelos

Seguindo as arquitecturas descritas anteriormente esta ferramenta constrói os modelos automaticamente, sendo que precisamos apenas de fornecer os parâmetros variáveis. Permitindo assim um fácil teste de vários tipo de modelos, não tendo de reescrever código para cada um deles.

3.1.1.2 Gerador de dados

O gerador construído trata da formatação dos dados para entrada nos modelos. Formatação esse que se baseia nos valores de janelas temporais a usar, e na divisão treino/teste.

Esta ferramenta agrupa os dados em tensores de formato (N, t, a) , onde N é o número de casos, t é a janela temporal, e a é o número de atributos.

A ferramenta permite também definir o tempo de salto entre cada entrada.

Usando como exemplo uma janela temporal de 168 (horas, uma semana) para treino, e 24 (horas) para o alvo. Com um salto temporal de 1 a primeira entrada teria como treino as primeiras 168 horas dos dados, e como alvo as 24 horas consequentes. A segunda entrada seria a partir da segunda hora dos dados, e assim consecutivamente. Para um caso em que o tempo de salto seria 24, a primeira entrada mantinha-se, mas a segunda começaria 24 horas depois, e não apenas uma.

Como estamos também a lidar com dados desfasados, o gerador atribui este desfasamento em atributos a especificar. No caso em estudo temos que os atributos são de *Day-Ahead* (DA), logo estão desfasados 24 horas. O que implica termos de aplicar este desfasamento nos dados que não são DA, nomeadamente os dados alvo. Esta propriedade permite também o fácil uso da ferramenta noutros dados desfasados, como as previsões a 3 ou 8 horas.

3.1.2 MuadDib

Esta ferramenta criada para desenvolver as experiências desta dissertação, permite ao utilizador apenas com os dados que quer utilizar e a especificação das métricas pretendidas, facilmente ter um modelo optimizado para os seus dados e problema.

Ao usar a ferramenta o utilizador consegue testar vários modelos e hiper parametrizações diferentes mas mantendo a necessidade de escrever código ao mínimo.

3.2 Métodos

Terminamos a contextualização com a definição de dois problemas de previsão. Um de optimização de uma variável numa fórmula, com o caso do mercado português, e outro o uso de *machine learning* para fazer a previsão apenas usando os dados disponíveis.

3.2.1 Optimização

Queremos optimizar o parâmetro ρ presente na equação 2.2. Parâmetro esse com os seguintes valores para cada hora apresentados em [13], que usaremos como medida de comparação:

Tabela 3.1: Valores de ρ apresentado em [13]

| Hora | ρ |
|-----------------------------------|--------|
| 1/2/8/9/24 | 1,6 |
| 3/7/10/11/19/20 | 1,4 |
| 4 | 1,3 |
| 5/6/12/13/14/15/16/17/18/21/22/23 | 1,2 |

Vamos extrapolar o ρ através dos valores históricos de consumo real, ao invés do consumo previsto, e do valor de banda calculada. Onde para cada entrada horária aplicamos a seguinte fórmula:

$$\rho = \frac{(BR + b)}{\sqrt{a \times Consumo + b^2}} \quad (3.1)$$

Para normalizar os ρ s a cada um das horas, com o menor erro possível, vamos testar com aplicação de várias normalizações: média, mediana, média ponderada à banda, ou ao consumo.

A normalização que apresentar um menor erro é escolhida.

3.2.2 Machine Learning

Para resolver este problema vamos realizar várias experiências criando modelos com as várias arquiteturas apresentadas, e experimentando diversas parametrizações das mesmas.

Além dos métodos de redes neurais vamos testar métodos de previsão estatísticos, de modo a termos também um ponto de comparação usando métodos interpretáveis e transparentes.

O objectivo é conseguir um modelo que dentro do período de validação, 2019 a 2022 inclusive, consiga prever no mínimo a alocação necessária, mas tendo um erro inferior ao da alocação feita pelo TSO espanhol.

3.2.2.1 Estatísticos

Em estatística conseguimos encontrar vários métodos de estudo de séries temporais. Estes métodos são normalmente usados como primeira abordagem para fazer previsões.

Estes modelos podem ser Auto-Regressivos (AR), onde vão fazer previsões baseados num número (p) de dados anteriores. Estes modelos são construídos com a noção de que um valor é linearmente dependente de p valores anteriores numa série temporal.

3. FERRAMENTAS E MÉTODOS

- X_t : Valor no t a prever. p : O número observações anteriores.
 φ_i : Coeficiente na observação i . q : O número observações anteriores.
 ε_i : Erro na observação i . θ_i : Coeficiente na observação i .
 μ : Média dos valores X .

AR

$$X_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} \quad (3.2)$$

Outra família destes modelos são os de Média Móvel (MA), onde a média de um número de observações (q) em conjunto com os erros (ε) e os coeficientes (θ) é usada para prever os valores seguintes.

MA

$$X_t = \mu + \sum_{i=1}^q (\theta_i \varepsilon_{t-i}) + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

Estes dois tipos de modelos podem ser juntos criando os modelos Auto-Regressivos de Média Móvel (ARMA), que junta as capacidades dos modelos anteriores.

ARMA

$$X_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \mu + \sum_{i=1}^q (\theta_i \varepsilon_{t-i}) + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

Existem mais modelos de previsão estatística baseados nestes com algumas variações, mas para este trabalho, e apenas como ponto de comparação às redes neurais, ficamos apenas por estes.

As variáveis em estudo por tipo de modelo foram retiradas das autocorrelações temporais usando os métodos de sugestão da ferramenta MuadDib:

| | | p | q |
|------|---|-----|--------|
| AR | 1 / 2 / 23 / 24 / 25 / 48 / 144 / 168 / 192 / 336 | NA | |
| MA | | NA | 1 / 24 |
| ARMA | | 1 | 1 |

Tabela 3.2: Variáveis de estudo dos modelos AR/MA

Todos estes modelos foram testados usando o software disponível na package de python [statsmodel](#), com a classe [ARIMA](#).

3.2.2.2 Redes Neuronais

As redes neuronais podem ser descritas como uma função desconhecida $f(x)=y$ onde durante o treino a função f é criada através da manipulação dos pesos da sua arquitetura usando os dados de treino, x , de forma a diminuir ao máximo uma função de perda. Sendo $f'(x)=y'$ um modelo já treinado onde y' é a previsão, a função de perda $fp(y, y')$ idealmente igual a 0, com $y'=y$.

Neste trabalho o x são todos os dados apresentados no capítulo Estudo 2, em grupos de 128 (horas), e o y é a energia usada, "UpwardUsedSecondaryReserveEnergy" no modelo de previsão de energia a subir e "DownwardUsedSecondaryReserveEnergy" no modelo de previsão de energia a descer, nas 24 horas subsequentes. A fp é um dos factores de estudo, assim como outros parâmetros dentro das arquiteturas de modelos, f .

Assim utilizamos os 168 horas (1 semana) para prever as 24 horas seguintes. As 24 horas seguintes são o objectivo do estudo, energia a alocar no dia seguinte. As 168 horas são escolhidas graças às maiores autocorrelações temporais, de onde as maiores fora das primeiras 48 horas são 144, 168, 192 horas ou seja, 6, 7 e 8 dias respectivamente, onde em ambos os casos 7 dias era o valor com maior correlação.

As condições em estudo são feitas através da ferramenta MuadDib, seguindo vários percursos entre as combinações possíveis, de modo a conseguir a combinação óptima.

Arquitecturas

FCNN, CNN, RNN são as arquitecturas mais simples que vamos estudar. Estas vão apenas pegar nos blocos e vamos criar as mesmas "Vanila" e "Stacked" com 2 blocos (ex: StackedCNN) ou 6 blocos (ex: Stacked6CNN).

UNET, LSTM são arquitecturas mais complexas e pesadas. Como descrito anteriormente uma mais utilizada em análise de imagens, e outra em análise de texto respectivamente.

Transformers são as mais pesadas qualidade comum da família de "generative AI".

Função de Perda

Nos primeiros testes mais simples foi imediato a discrepância entre os erros da energia alocada em demasia e em falta. Sendo que estes erros estão em dimensões completamente diferentes.

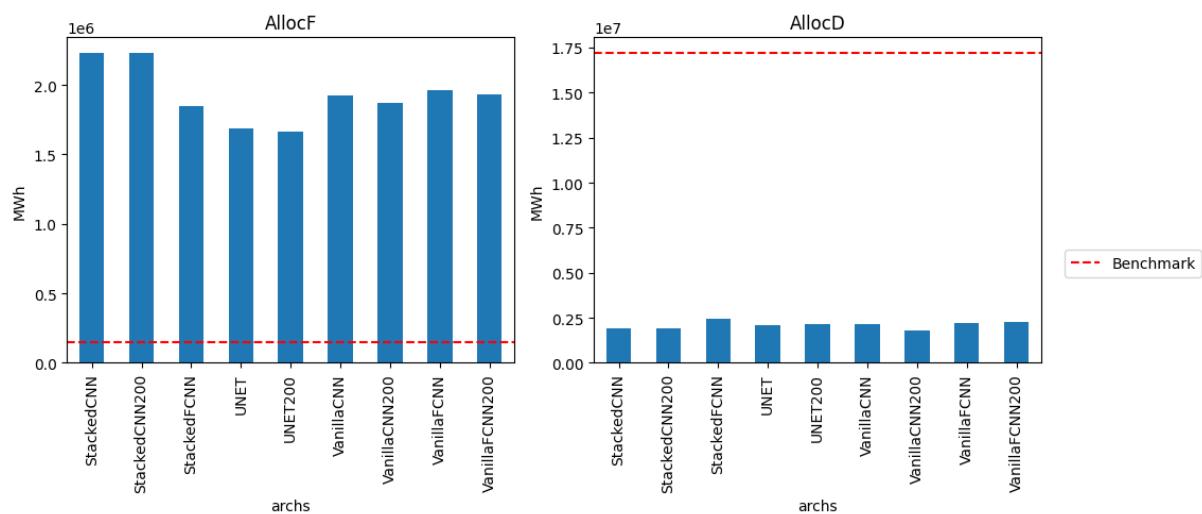


Figura 3.1: Resultados de alocações totais em diferentes arquiteturas

Na energia em falta, estamos a lidar com valores na dimensão de 10^6 nos resultados, sendo que

3. FERRAMENTAS E MÉTODOS

o benchmark está nos 10^5 . Logo estão bastante acima do que queremos. Por outro lado na Energia em Demasia temos resultados na ordem dos 10^6 e o benchmark está na ordem dos 10^7 . Isto dá-nos espaço para aumentar os resultados da Energia em Demasia mantendo-os ainda abaixo do benchmark para diminuir os resultados da Energia em Falta com objectivo de a ter também abaixo do benchmark.

Para combater esta desigualdade foram criadas várias funções de perda para atribuir melhor peso a ambas de modo a atingir melhor o objectivo geral.

De maneira que partimos esta experiência em duas partes. A primeira parte, Função de Perda Avançada, vai estudar diferentes maneiras de distribuir pesos entre a energia alocada em demasia e a em falta. A segunda vai escolher qual a melhor função de perda a aplicar nessa distribuição de pesos, ou vice-versa.

Funções de Perda

Depois de escolhidos os pesos nos diferentes grupos são testadas as funções a aplicar. Aqui vamos manter simples e testar apenas as mais comuns em problemas de regressão linear: *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Squared Error* (MSE), *Mean Squared Logarithmic Error* (MSLE).

MAE é usada no geral em problemas em que os dados têm um histograma linear, e um erro normalmente distribuído.

MSE é usado para atribuir maior peso aos erros maiores, do que no MAE. Fazendo com que o modelo se concentre mais em aprender a diminuir erros maiores.

MSLE é sugerido em dados que têm uma histograma exponencial.

Função de Perda Avançada

Para escolher a melhor maneira de distribuir pesos foi criada uma função de perda com diferentes regras, que distribuem o peso da amostra.

[Mirror Weights \(Pesos Espelhados\).](#)

Que vai distribuir os pesos da amostra consoante um rácio predefinido e o próprio erro da amostra.

Os pesos nas amostras vão ser divididos entre os erros negativos (alocação em demasia) e os positivos (alocação em falta). Consoante uma variável lógica, uns terão peso 1 e os outros serão o próprio erro em absoluto. Dando assim um peso equivalente ao erro, quanto maior o erro maior o peso da amostra na função de perda, do lado da amostra escolhido (em demasia ou em falta).

Pode ser multiplicado um rácio tanto a um dos pesos como a outro, sendo estes rácios que irão equilibrar as diferenças entre a alocação em falta e a em demasia. E o sinal do rácio influencia qual o lado a ser multiplicado.

Este pesos são passados directamente à função de perda em uso.

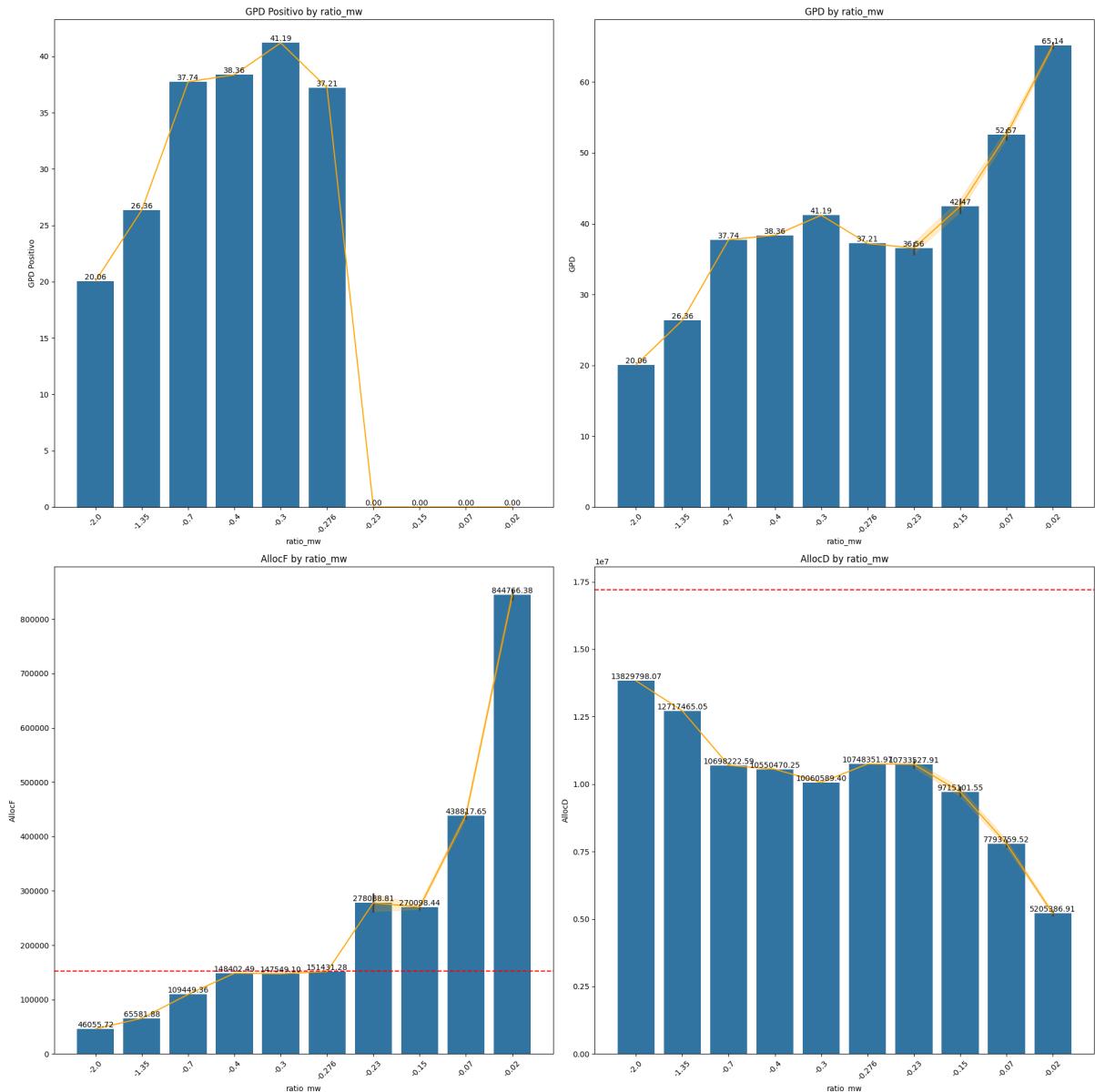


Figura 3.2: Resultados de alocações totais em diferentes rácios

Estas variações no rácio produzem diferentes dimensões nas alocações, modificando assim a sua posição em relação ao benchmark. Aqui para cada arquitetura o rácio ideal para o melhor GPD Positivo diferencia ligeiramente, tendo sido procurado com tentativa/erro baseado em assunções perante a aparente distribuição rácio/alocações.

Função de Activação

Como mostrado em [26], e [27], o uso de uma activação mais apropriada aos dados pode ser crucial para um salto na qualidade do modelo.

Vamos dividir as função de activação usadas nas camadas intermédias e a usada na camada final. Isto porque as camadas intermédias tendem a funcionar melhor com a mesma activação e a final é que mais define o valor que sai do modelo.

Esta experiência vai testar a combinações das seguintes activações nas duas variáveis descritas anteriormente: linear, relu, gelu.

3. FERRAMENTAS E MÉTODOS

Pesos

Esta experiência serve para testar diferentes pesos por amostra, não por grupo como na experiência anterior. Aqui os pesos são aplicados no momento da função de perda final.

Normalmente é usado para dar mais pesos a amostras com menor amostragem. Mais facilmente aplicável em modelos de classificação. Com este é um problema de regressão linear com séries temporais vamos testar aplicar os seguintes pesos, ou nenhum peso.

Este peso é multiplicado pelo peso em peso espelhados.

Temporais

Aqui a primeira amostra tem o menor valor de peso (1) e todas as amostras seguintes incrementam

1. Dando mais peso consecutivamente a amostras mais recentes. É testado em vários casos de séries temporais onde o objectivo é prever o futuro. Podendo assim dar mais peso a tendências e valores mais recentes.

Distância à média

Neste peso cada amostra tem como valor a sua distância à média total dos dados. Vai servir para o modelo conseguir criar pesos relevantes a valores mais distantes à média.

Logo as amostras que tenham picos de valores têm um peso maior, forçando o modelo a aprender melhor estas ocasiões.

4 Métricas e Dados

4.1 Métricas

As métricas utilizadas serviram maioritariamente dois propósitos, com valorizações distintas na escolha de melhores modelos.

O primeiro intuito é de estudo de cada modelo, utilizando as métricas comuns de regressão linear, comparando os valores reais com os valores das previsões.

Outro objectivo das métricas aplicadas e este mais relevante, era o estudo comparativo do desempenho de cada modelo com o modelo de benchmark.

$$t : \text{Valor real.} \quad p : \text{Previsão} \quad n : \text{número de amostras}$$

4.1.1 Métricas de modelo

RMSE - Root Mean Squared Error

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - p_i)^2} \quad (4.1)$$

Métrica comum em problemas de regressão, dando mais peso a erros maiores, mas retorna um valor que pode ser diretamente comparado ao valor em estudo. Neste caso podemos considerar que o RMSE representa o erro quadrático em MWh.

SAE - Sum Abs Error

$$SAE = \sum_{i=1}^n |t_i - p_i| \quad (4.2)$$

Este simboliza a soma absoluta de todos os erros, dentro da janela temporal em questão. Que representa a quantidade total da energia alocada/não alocada em erro, este é também a soma das duas próximas métricas.

AllocF - Alocação em Falta

$$AllocF = \begin{cases} 0 & , \text{se } p \geq t \\ t - p & , \text{se } p < t \end{cases} \quad (4.3)$$

4. MÉTRICAS E DADOS

Representa a soma total de toda a energia que faltou ser alocada.

AllocD - Alocação em Demasia

$$AllocD = \begin{cases} 0 & , \text{se } p \leq t \\ p - t & , \text{se } p > t \end{cases} \quad (4.4)$$

Representa a soma total de toda a energia que for alocada em demasia.

4.1.2 Métricas de comparação modelo/benchmark

GPD - Ganho Percentual de Desempenho

$$GPD = \frac{SAE_{benchmark} - SAE_{modelo}}{SAE_{benchmark}} \times 100 \quad (4.5)$$

O Ganho Percentual de Desempenho é a nossa métrica basilar. Representa, dentro da janela temporal de validação, a percentagem de melhoria do modelo em relação ao benchmark. Isto é representa a percentagem de energia que foi melhor alocada que o modelo. Onde 100% representa uma melhoria perfeita, onde o modelo não tem erro. E 0% representa nenhuma melhoria, ou seja, igual ao benchmark. Pode também ter valores negativos, que representa a percentagem em que o modelo é pior que o benchmark, podendo ser infinitamente pior.

Esta métrica é representativa da totalidade de energia, tanto alocado como em falta.

As próximas métricas são variações desta que ajudam a escolher o melhor modelo em cada experiência, conseguindo distinguir entre alocação em falta e em demasia.

GPDF - Ganho Percentual de Desempenho (alocação em) Falta

$$GPDF = \frac{AllocF_{benchmark} - AllocF_{modelo}}{AllocF_{benchmark}} \times 100 \quad (4.6)$$

O mesmo que o GPD mas apenas para as somas totais de alocação em falta.

GPDD - Ganho Percentual de Desempenho (alocação em) Demasia

$$GPDD = \frac{AllocD_{benchmark} - AllocD_{modelo}}{AllocD_{benchmark}} \times 100 \quad (4.7)$$

O mesmo que o GPD mas apenas para as somas totais de alocação em falta.

GPD Norm - Ganho Percentual de Desempenho Normalizado

$$GPDNorm = \frac{GPDF + GPDD}{2} \quad (4.8)$$

Aqui o GPD é calculado a partir dos já calculados GPDF e GPDD, sendo a média destes. Desta maneira conseguimos ter uma percentagem de melhoria em relação ao benchmark, onde a melhoria da alocação em demasia e a melhoria da alocação em falta têm o mesmo peso.

GPD $Norm^2$ - Ganho Percentual de Desempenho Normalizado (negativos) Quadrado
 GPD $Norm^2$ =GPD norm mas os GPD são ao quadrado se forem negativos

$$GPDNorm^2 = \begin{cases} GPDNorm & , \text{se } GPDF \& GPDD \geq 0 \\ \frac{GPDF^2+GPDD}{2} & , \text{se } GPDF < 0 \\ \frac{GPDF+GPDD^2}{2} & , \text{se } GPDD < 0 \end{cases} \quad (4.9)$$

O mesmo que GPD norm mas os GPDF ou GPFD que sejam negativos o seu valor é ao quadrado e mantendo-se negativo. Serve para dar mais peso aos valores negativos, assim não tendo GPD altos mesmo se um dos GPD for negativo (pior que o benchmark).

Esta métrica é a principal na escolha do melhor modelo em cada experiência visto manter ambos os GPD mas penalizando se algum deles é negativo.

GPD Positivo - Ganho Percentual de Desempenho Positivo

$$GPDPositivo = \begin{cases} GPD & , \text{se } GPDF \& GPDD \geq 0 \\ 0 & , \text{se } GPDF \parallel GPDD < 0 \end{cases} \quad (4.10)$$

Esta métrica é igual a GPD mas apenas nos casos em que ambos são positivos, logo o modelo é melhor que o benchmark, senão é zero. Serve para medir o GPD real, mas apenas nos casos em que o modelo já surpassa o benchmark.

4.2 Dados

4.2.1 Dados Mercado Portugês

Todos os dados necessários são disponibilizados pelo operador do sistema no [site da REN](#), com exceção do consumo máximo expectável. Este parâmetro é então substituído pelo consumo real, como uma aproximação à formulação indicada previamente.

Os dados estudados contêm entradas horárias desde 2010 até ao fim de 2018. Com as seguintes variáveis:

Tabela 4.1: Dados REN

| Variável | Unidades |
|------------------------|----------|
| BANDA SUBIR | MW |
| BANDA DESCER | MW |
| Consumo real | MW |
| Consumo Máximo ENTSO-E | MW |

4.2.2 Dados Mercado Espanhol

4.2.2.1 Dados Utilizados

Os dados em estudo são do mercado energético espanhol, retirados do site da [ESIOS](#).

Tabela 4.2: Indicadores retirados do site da ESIOS

| Indicador ESIOS | Nome | Unidades |
|-----------------|---|----------|
| 632 | SecondaryReserveAllocationAUpward | MW |
| 633 | SecondaryReserveAllocationADownward | MW |
| 680 | UpwardUsedSecondaryReserveEnergy | MWh |
| 681 | DownwardUsedSecondaryReserveEnergy | MWh |
| 1777 | WindD+1DailyForecast | MWh |
| 1779 | PhotovoltaicD+1DailyForecast | MWh |
| 1775 | DemandD+1DailyForecast | MWh |
| 10258 | TotalBaseDailyOperatingSchedulePBGeneration | MWh |
| 14 | BaseDailyOperatingSchedulePBFSolarPV | MWh |
| 10073 | BaseDailyOperatingSchedulePBFWind | MWh |
| 10186 | BaseDailyOperatingSchedulePBFTotalBalanceInterconnections | MWh |

Aquisição dos Dados

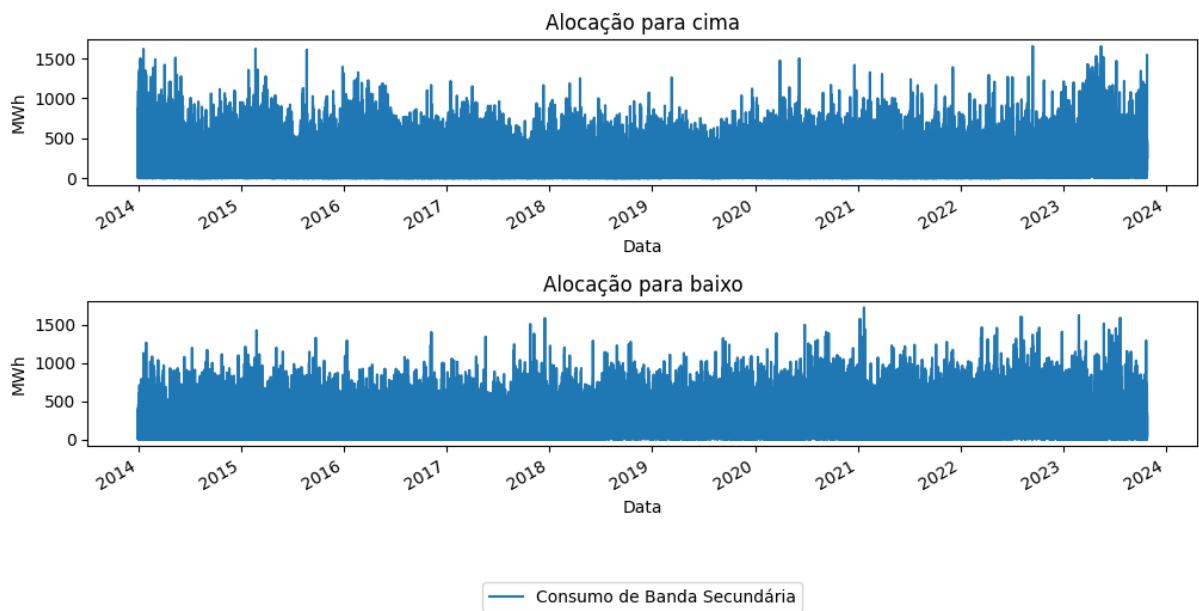
No âmbito da automatização destes dados foi modificado o repositório [ESIOS](#) para ser usado como uma biblioteca de python, aberta, em [pypi](#).

Sendo uma ferramenta mais facilmente acessível para a extração de dados do mercado espanhol, [pyesios](#).

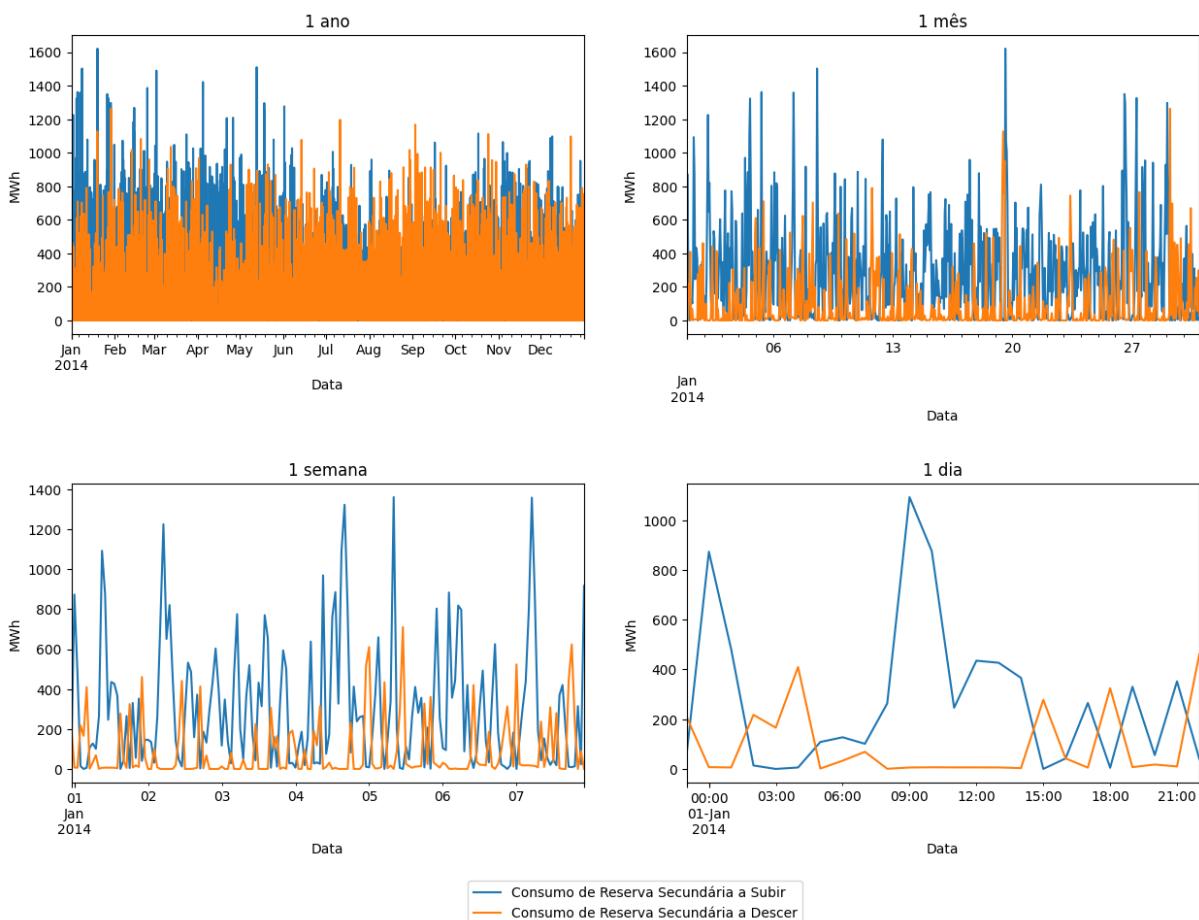
No âmbito de automatizar o processo, foram feitas contribuições a esta ferramenta para tornar mais acessível, e uma ferramenta aberta de python.

4.2.2.2 Estudo dos dados

Os dados que proponho a prever são os de Energia Usada na Banda de Reserva Secundária, tanto a subir como a descer: "UpwardUsedSecondaryReserveEnergy", "DownwardUsedSecondaryReserveEnergy".



Para termos uma melhor percepção dos mesmos segue algumas janelas temporais mais pequenas.



Estas mostram claramente que ambos os atributos mantêm um comportamento tanto discreto, como

4. MÉTRICAS E DADOS

linear, isto é, que ou existe algum valor, ou é zero, e se existe valor este tem comportamento linear.

A distribuição destes dados é claramente exponencial. O que é importante para a escolha de alguns parâmetros na modelação.

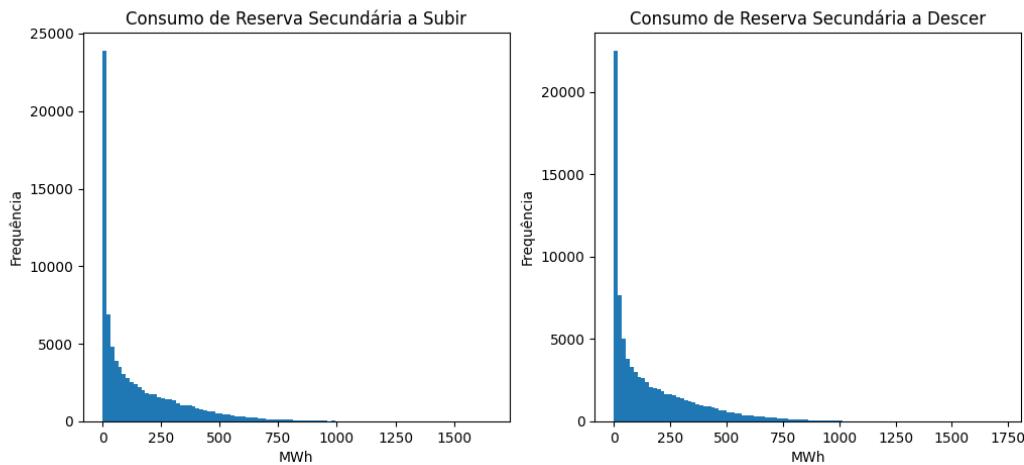


Figura 4.3: Frequência dos dados alvos

Correlações

Os modelos vão depender bastante de correlação entre variáveis.

Nesta secção queremos tentar identificar se há visíveis relações entre as variáveis, e se há relações temporais visíveis nas colunas alvo.

Correlações entre atributos

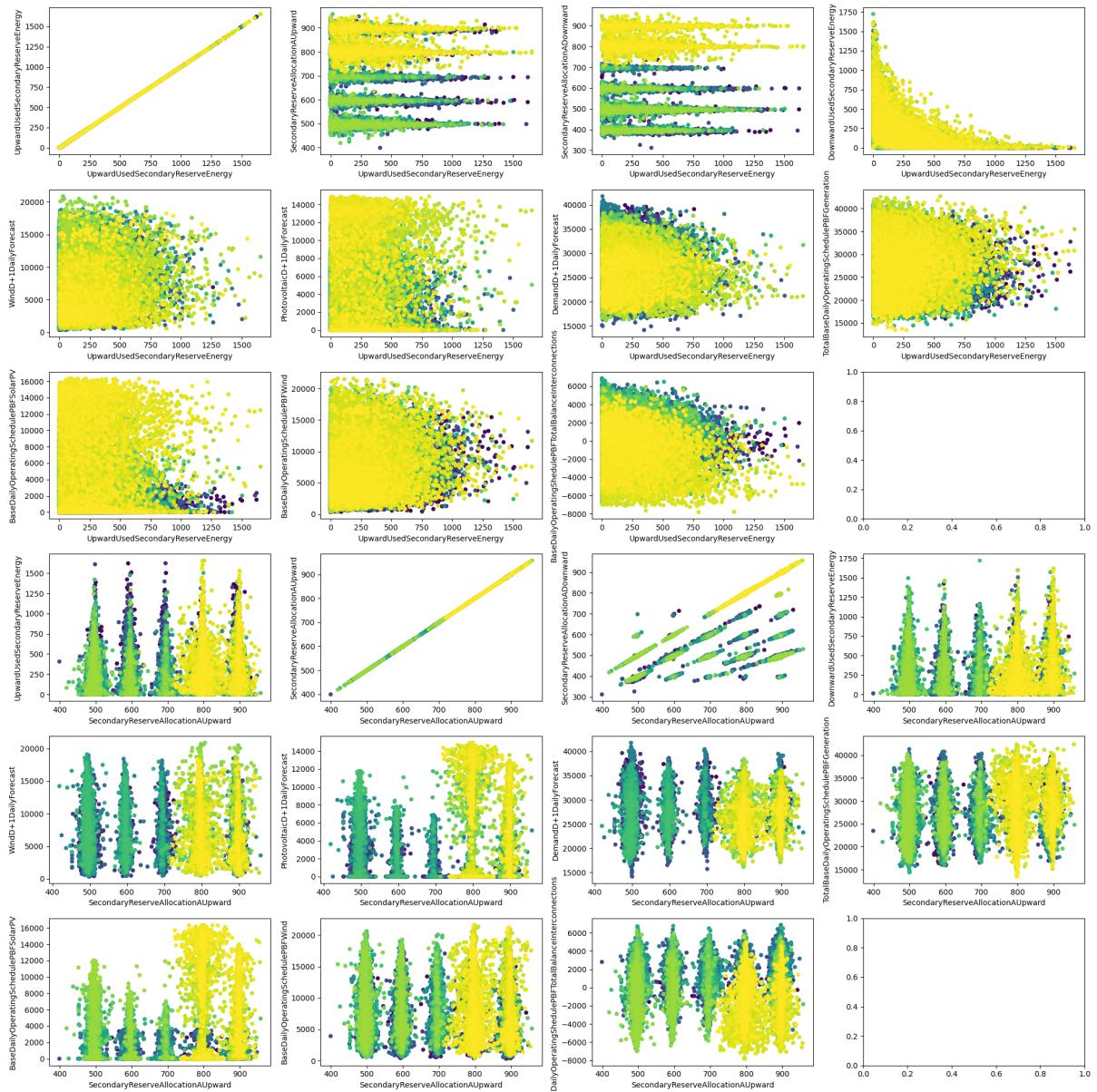


Figura 4.4: Correlação entre atributos

Esta figura apresenta a dispersão de valores entre a energia usada, primeiras três linhas a energia para cima e as seguintes a energia para baixo, e os outros atributos presentes.

As correlações entre variáveis parecem muitos escassas, o que apresenta já que a previsão destes dados usando estas variáveis vai ser um problema difícil.

Por norma é feito uma seleção de atributos baseado nestas correlações, eliminando assim os atributos que ajudam menos, ou até prejudicam os modelos.

Segue os valores de correlação onde podemos ver numericamente que existe muito pouca correlação entre os atributos. Onde a primeira coluna são os valores de correlação para a energia usada a subir e a segunda coluna as correlações da energia usada a descer.

4. MÉTRICAS E DADOS

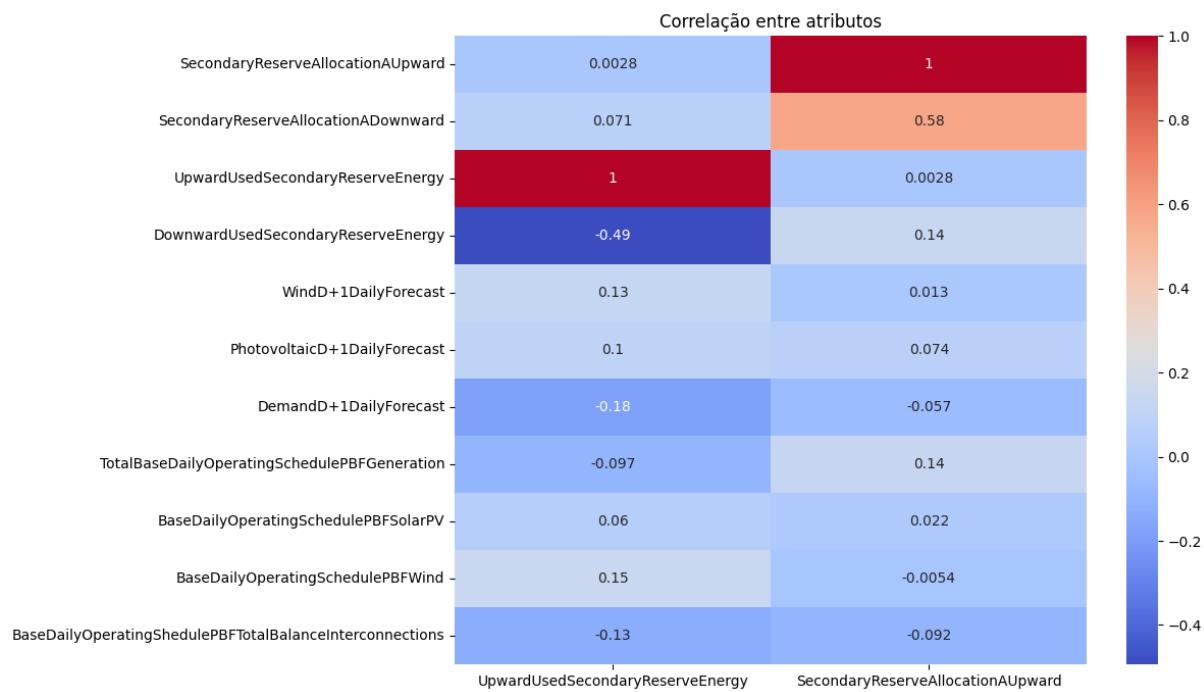


Figura 4.5: Valores de correlação entre atributos

Correlações Temporais

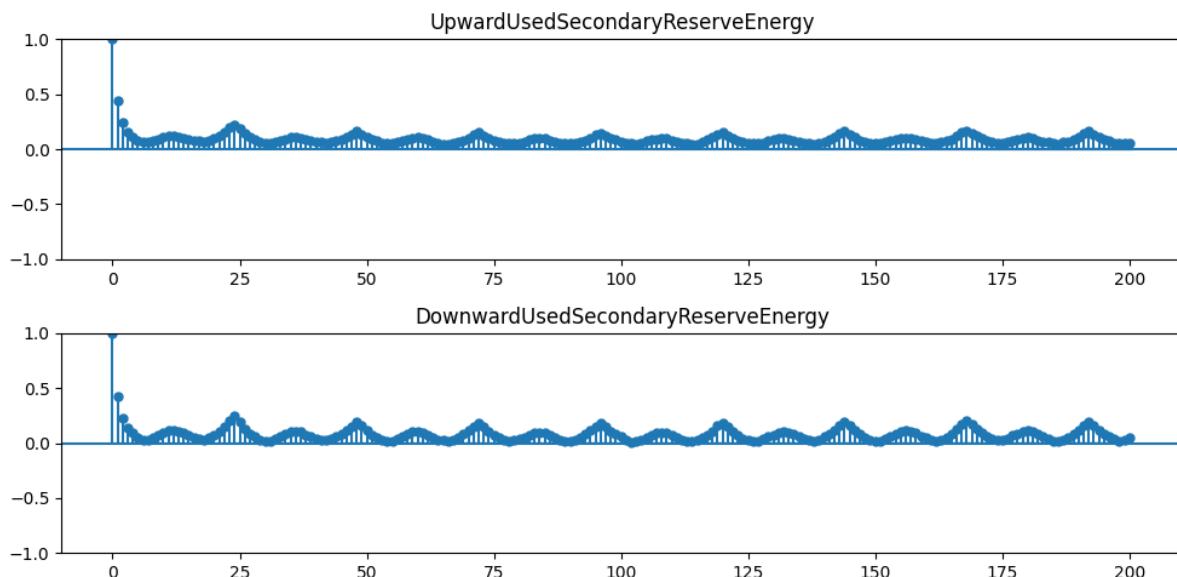


Figura 4.6: Autocorrelação Temporal

A autocorrelação, em ambos os alvos, é mais forte nas 3 horas mais próximas, e nos pontos com diferença de 12 e 24 horas.

É de notar que estes valores são baixos, prometendo já também uma baixa regressividade temporal. Os melhores saltos temporais e suas correlações são mostradas na tabelas em baixo:

Tabela 4.3: Autocorrelação Temporal

| | horas | 1 | 2 | 24 | 23 | 25 | 168 | 144 | 192 | 48 |
|------------------------------------|-------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| UpwardUsedSecondaryReserveEnergy | rácio | 0.44 | 0.24 | 0.22 | 0.19 | 0.19 | 0.17 | 0.16 | 0.16 | 0.16 |
| | horas | 1 | 2 | 24 | 23 | 25 | 168 | 144 | 192 | 48 |
| DownwardUsedSecondaryReserveEnergy | rácio | 0.43 | 0.22 | 0.25 | 0.20 | 0.19 | 0.21 | 0.19 | 0.20 | 0.19 |

Outro ponto a denotar é que os objectos não têm um comportamento completamente linear, i.e., parece existir um comportamento discreto na questão ser alocado ou não esta reservas secundárias, e caso seja alocado, aí existir alguma linearidade.

Logo qualquer tipo de modelação terá de resolver primeiramente este problema.

Estas relações mostram que em termos de atributos usados vai ser um desafio complicado para qualquer tipo de modelo.

No âmbito desta dissertação queremos verificar a qualidade das previsões usando estes mesmo atributos, logo, não será feita seleção dos mesmos.

A nível da relação temporal, a maior parte dos modelos que iremos testar aplica um janela na dimensão temporal, usando todos os valores nessa janela, e aplicando os pesos nessas distâncias que mais se enquadraram. Logo também não é relevante escolher apenas as distâncias temporais com maior correlação, pois os modelos vão fazer essa pesagem.

4.2.2.3 Tratamento dos dados

Normalização

A normalização foi deixada por ser aprendida nos modelos, sendo que todos têm como segunda camada, uma de normalização.

Limpeza

Podemos ver pelos gráficos seguintes que a existem alguns outliers, sendo estes definidos como 3 desvios padrão de distância à média.

Estes gráficos mostram também que existe uma variação do que são os valores normais de cada atributo a nível temporal. Logo um método de limpeza não se poderia basear apenas numa definição geral de outliers, mas teria de ser feito em janelas temporais.

Pelo mesmo argumento e visto que os outliers fazem parte do que queremos também descobrir, não é aplicada nenhum método de remoção dos mesmo, sendo os dados passados a cru para os modelos.

4. MÉTRICAS E DADOS



Figura 4.7: Outliers

Outra análise desta variação dos atributos a nível temporal leva-nos a que qualquer divisão dos dados para treino e teste deva levar as variações em consideração. Isto sendo que o treino deve ter representatividade de todas, ou maior parte, das condições diferentes.

Dados em falta (Missing Data)

Estudemos também o caso de dados em falta. Alguns destes atributos têm certas entradas vazias, e como podemos ver alguns não têm alguns anos inteiros.

Como queremos usar o máximo de dados possíveis iremos usar técnicas de imputing nesses dados.

Podemos ver que temos dados em falta de vários anos, em três atributos, e um tem algumas horas esporádicas em falta nos primeiros anos.

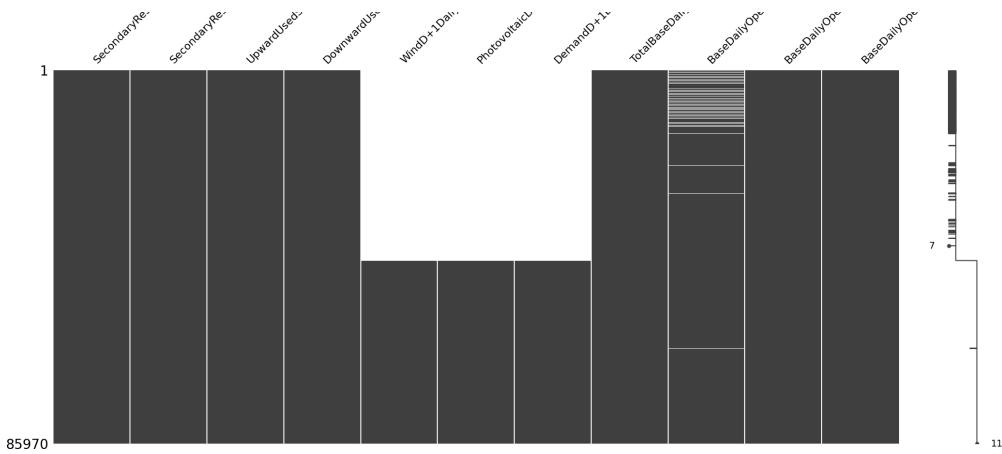


Figura 4.8: Dados em falta

Vamos aplicar o método experimental [IterativeImputer](#) da biblioteca de python [sklearn](#).

Este metodo é baseado nos trabalhos de [28] e de [29].

Por ultimo foi adicionado ao dados mais atributos, sendo eles todos de cariz temporal. É adicionado atributos correspondentes à hora, ao dia do ano, ao dia da semana, ao dia do mês, mês, ano.

4.2.2.4 Dados de treino

Após o tratamento apresentado as estatísticas gerais dos dados usados para treinar o modelo são:

Tabela 4.4: Dados de Treino

| | média | desvio padrão | min | max |
|--|----------|---------------|----------|----------|
| DownwardUsedSecondaryReserveEnergy | 168.20 | 199.67 | 0.00 | 1721.40 |
| SecondaryReserveAllocationAUUpward | 662.94 | 150.62 | 399.00 | 958.00 |
| SecondaryReserveAllocationADownward | 549.27 | 126.67 | 312.00 | 956.00 |
| UpwardUsedSecondaryReserveEnergy | 158.10 | 191.62 | 0.00 | 1654.80 |
| WindD+1DailyForecast | 5824.12 | 3413.15 | 71.33 | 20879.30 |
| PhotovoltaicD+1DailyForecast | 1666.31 | 2719.60 | 0.00 | 14925.30 |
| DemandD+1DailyForecast | 27944.24 | 4479.39 | 14170.00 | 41773.00 |
| TotalBaseDailyOperatingSchedulePBGeneration | 27249.43 | 4603.58 | 13470.50 | 42707.60 |
| BaseDailyOperatingSchedulePBFSolarPV | 1714.09 | 2815.35 | 0.00 | 16358.90 |
| BaseDailyOperatingSchedulePBFWind | 6525.51 | 3582.36 | 308.60 | 21619.60 |
| BaseDailyOperatingShedulePBFTotalBalanceInterconnections | 290.58 | 2157.11 | -7817.00 | 6858.50 |

4.2.2.5 Dados de Validação

Os dados de validação são os mesmos que os dados de treino, embora apenas durante os anos de 2019 a 2022, inclusive.

Usamos como benchmark as capacidades alocadas, "SecondaryReserveAllocationAUUpward" e "SecondaryReserveAllocationADownward", e como validação e objectivo, y, a própria energia usada, "UpwardUsedSecondaryReserveEnergy" e "DownwardUsedSecondaryReserveEnergy".

Benchmark

Como método de comparação a todas as experiências foi criado uma base que servirá de benchmark.

4. MÉTRICAS E DADOS

Este base não é nada mais do que a própria previsão feita pela entidade reguladora ESIOS. Dentro do nossos dados são os valores nos campos "SecondaryReserveAllocationAUward" e "SecondaryReserveAllocationADownward".

Para os dados utilizados, podemos ver a totalidade e comparação do benchmark (Energia Alocada) com a energia utilizada.

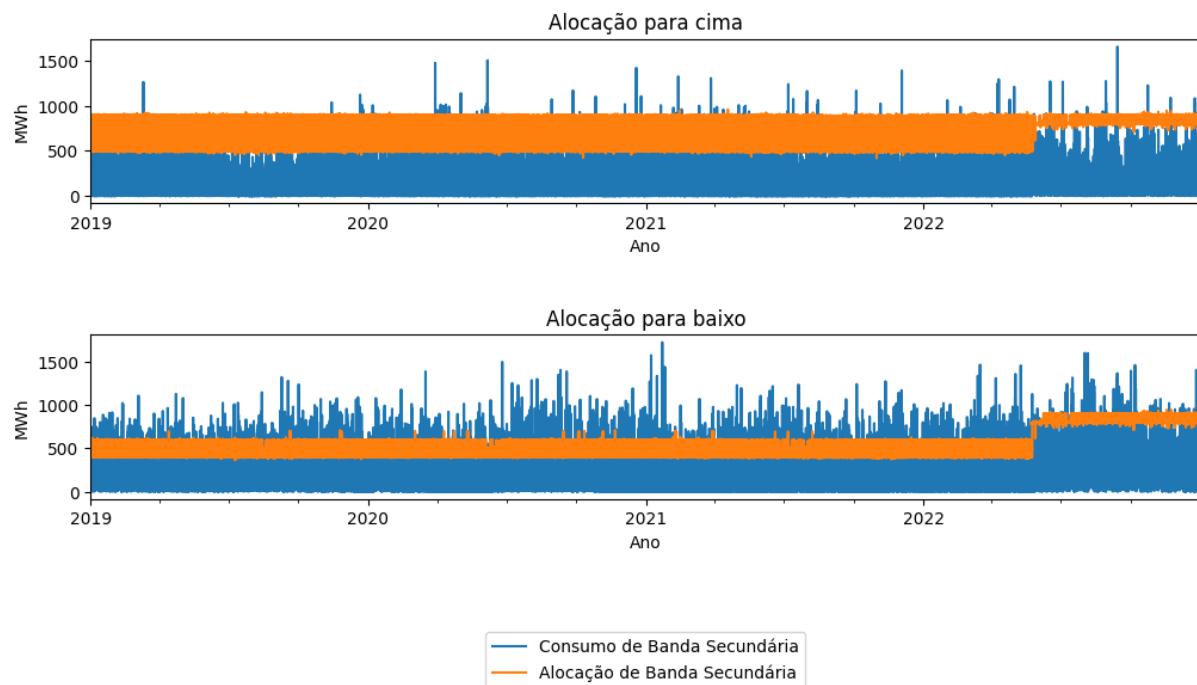


Figura 4.9: Série Temporal dos dados de Benchmark c/ consumo real

Imediatamente podemos verificar que o método para prever a energia necessária actualmente está dentro de um espectro limitado de valores, sendo que esses valores estão perto dos valores de ponta na alocação para cima, e perto dos valores médios na alocação para baixo.

Isto deve-se ao facto de ser uma função fixa, baseado no dia em questão. Notamos também que a meio de 2022 houve uma mudança dessa função que limitou os alcances tornando os valores mais elevados. Devido à guerra na Ucrânia e à forte incerteza que esta trouxe aos mercados de eletricidade por causa da crise de gás na Europa, que aumentou significativamente o preço deste recurso e levou à adaptação dos consumidores e países, a REE aumentou as necessidades de reserva secundária para responder a esta incerteza.

Do ponto de vista de dados faz sentido para diminuir a quantidade de vezes em que não é alocada energia suficiente.

Mas o mais importante a notar é a forma estática destes métodos, dado a natureza flutuante dos da energia necessária este método apresenta frequentemente um erro grande.

Podemos ver em pormenor analisando algumas janelas temporais dentro do período de validação. Vendo o melhor e pior resultado, em termos de erro absoluto, em janelas temporais de ano, mês, semana e dia.

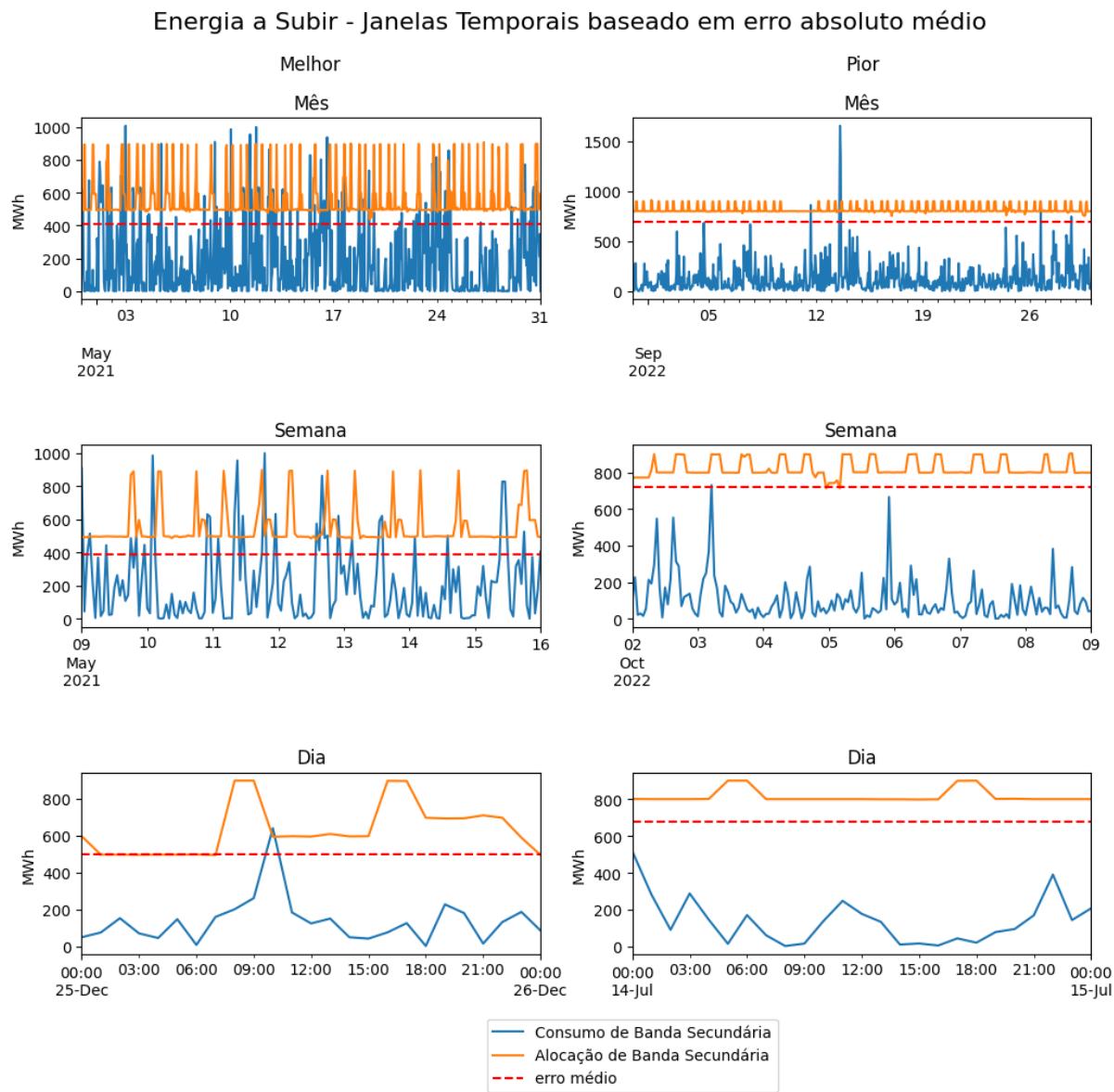


Figura 4.10: Janelas temporais de benchmark energia a subir

4. MÉTRICAS E DADOS

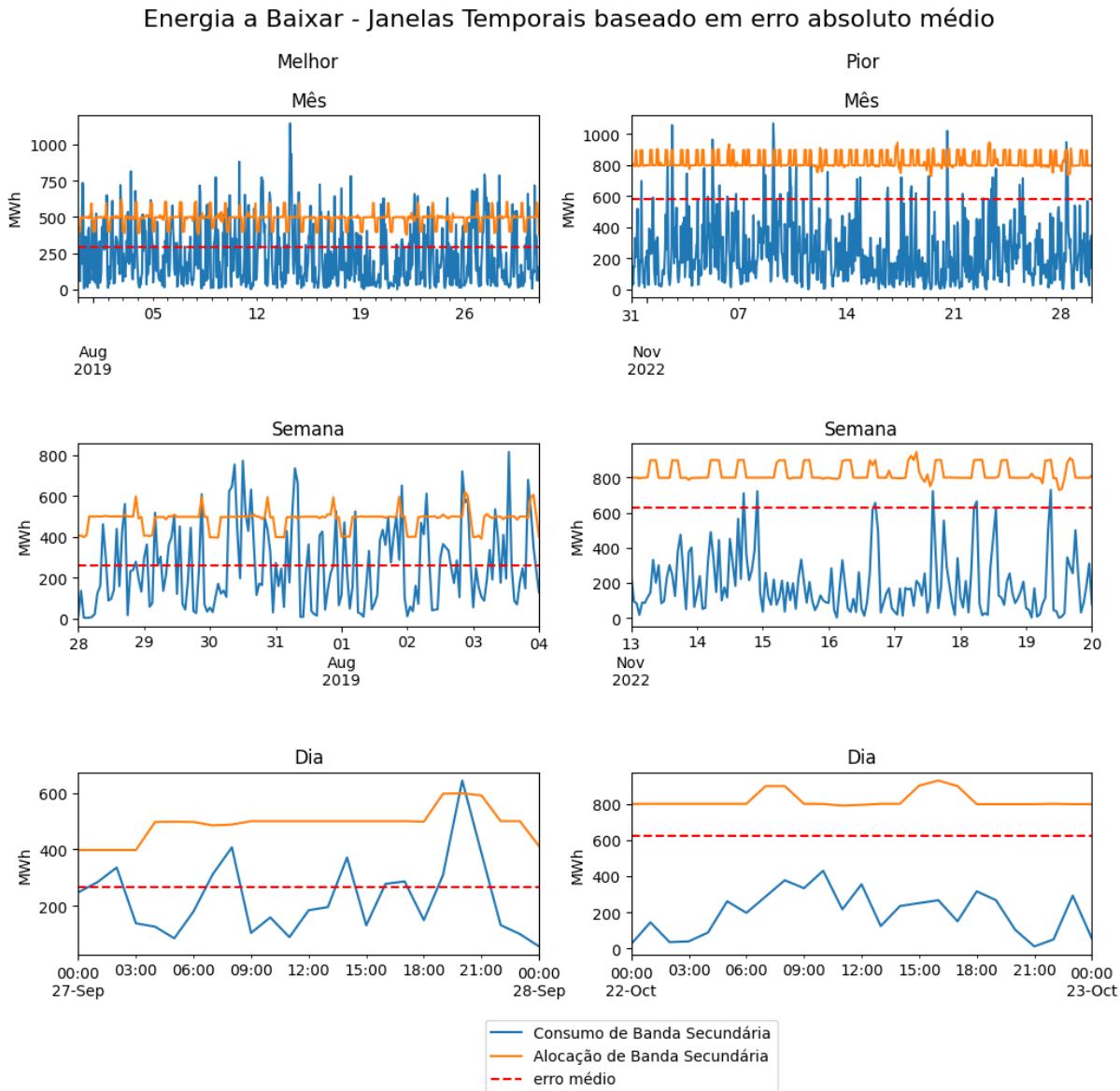


Figura 4.11: Janelas temporais de benchmark energia a descer

Dentro destas janelas temporais conseguimos ter melhor a percepção da natureza estática deste modelo actual, e quão longe está dos valores reais necessários.

Os resultados a querer melhorar são:

Tabela 4.5: Resultados métricas benchmark

| | RMSE | SAE | AllocF | AllocD |
|------------------------|--------|-------------|-----------|-------------|
| Alocação a Subir (MW) | 536.55 | 17357826.75 | 152679.00 | 17205147.75 |
| Alocação a Descer (MW) | 408.99 | 12981575.55 | 479191.60 | 12502383.95 |

As correlações entre o método actual e a energia consumida podem ser vistas na figura abaixo:

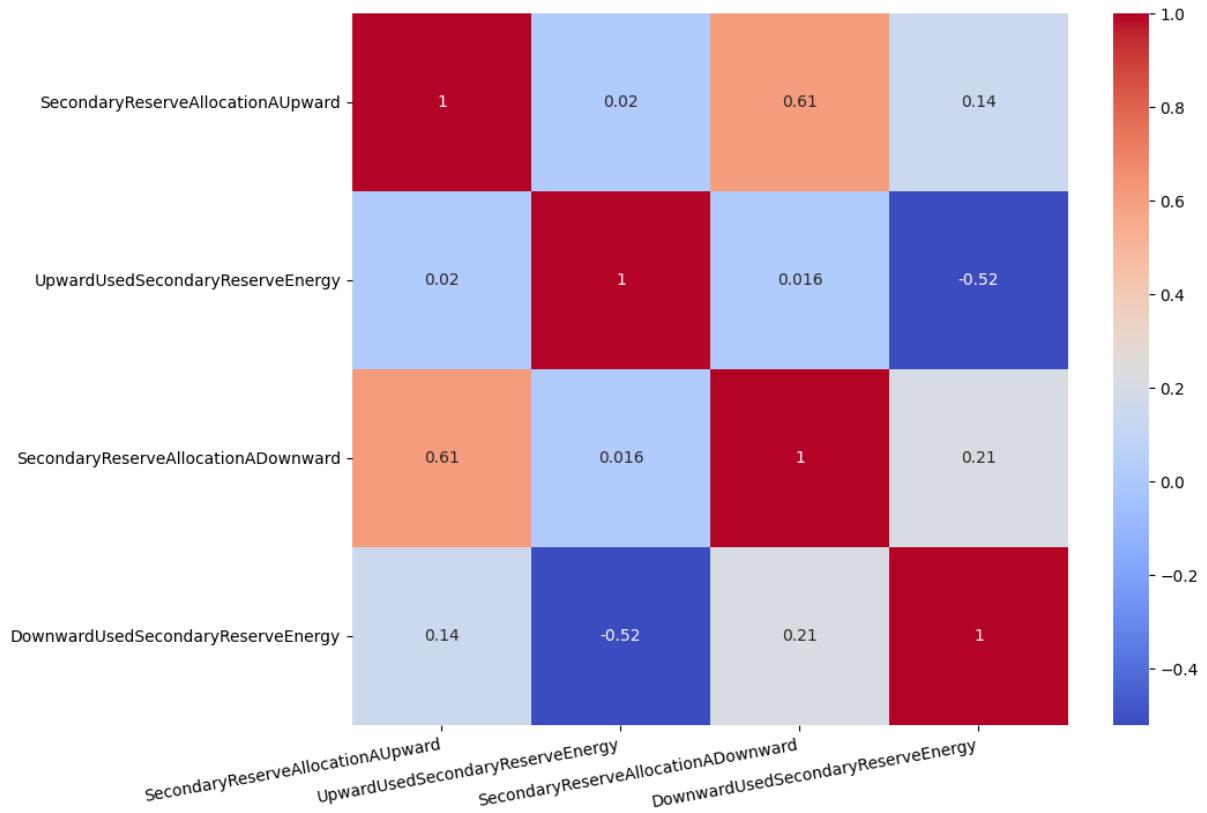


Figura 4.12: Correlação entre benchmark e real

As relações entre as energias alocadas são altas devido à natureza do método de previsão enquanto que a correlação entre a energia alocada e a usada são bastante baixas com 21% na alocação a descer e 2% na alocação a subir.

O que não mostra uma ligação entre as alocações e a energia usada, mas apenas entre as energias alocadas.

5 Resultados e discussão

5.1 Estimativa do parâmetro ρ da fórmula da REN

Arredondando o $\rho_{proposto}$, da fórmula 3.1, a uma casa decimal, podemos verificar que o histograma das diferentes propostas difere bastante. Sendo que esta apresenta uma curva de distribuição normal.

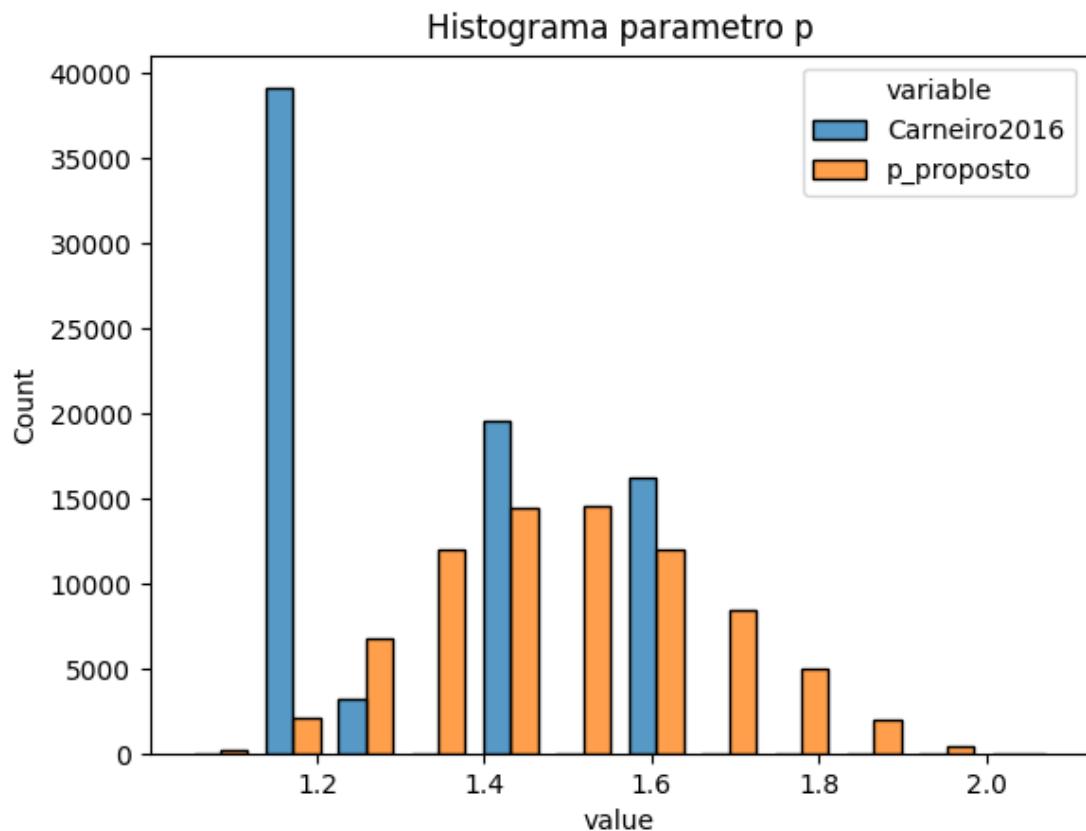
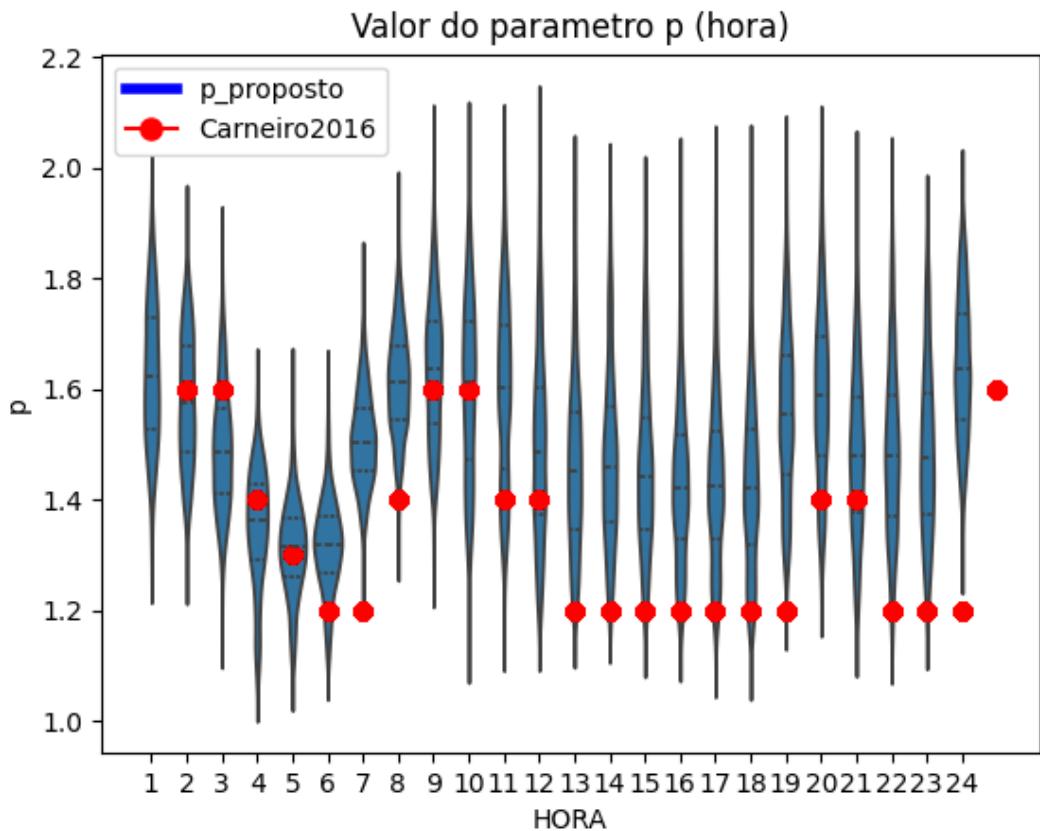


Figura 5.1: Histograma ρ

Olhando as distribuições por hora:

Figura 5.2: Valor do parâmetro ρ (hora)

O $\rho_{proposto}$ apresenta um grande variabilidade em todas as horas, embora de notar que em todas tem um maior peso perto da mediana. O ρ de comparação embora sempre dentro da distribuição note-se que cai quase sempre em zonas com pouco peso nestes dados históricos.

Calculamos ρ possíveis para proposta final usando as seguintes aproximações: média, mediana, e média ponderada ao consumo, e à banda.

As distribuições por hora são as seguintes:

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

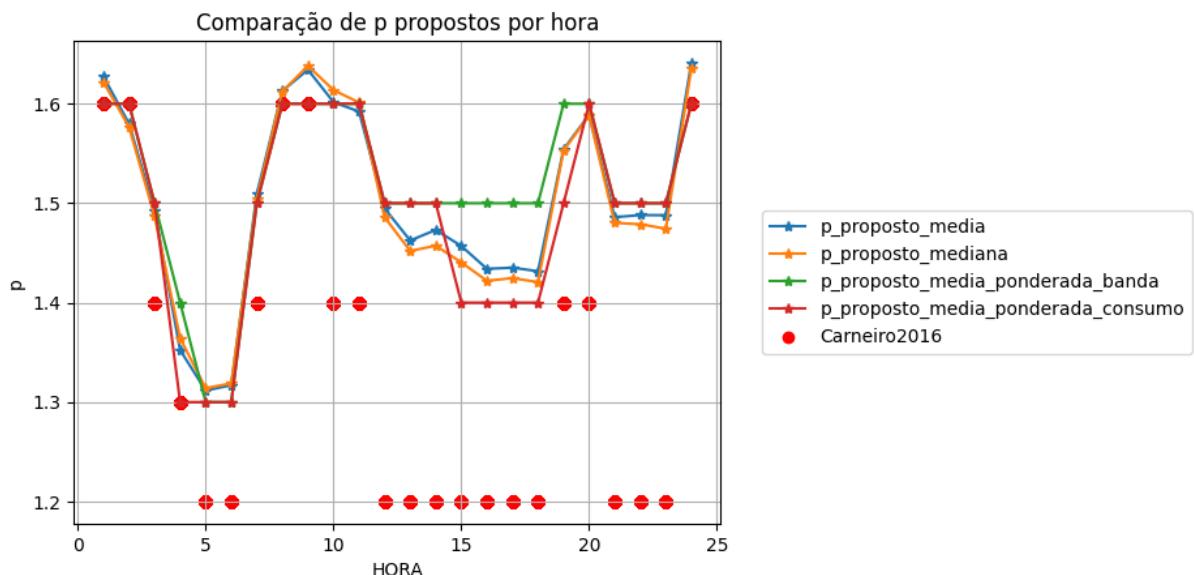
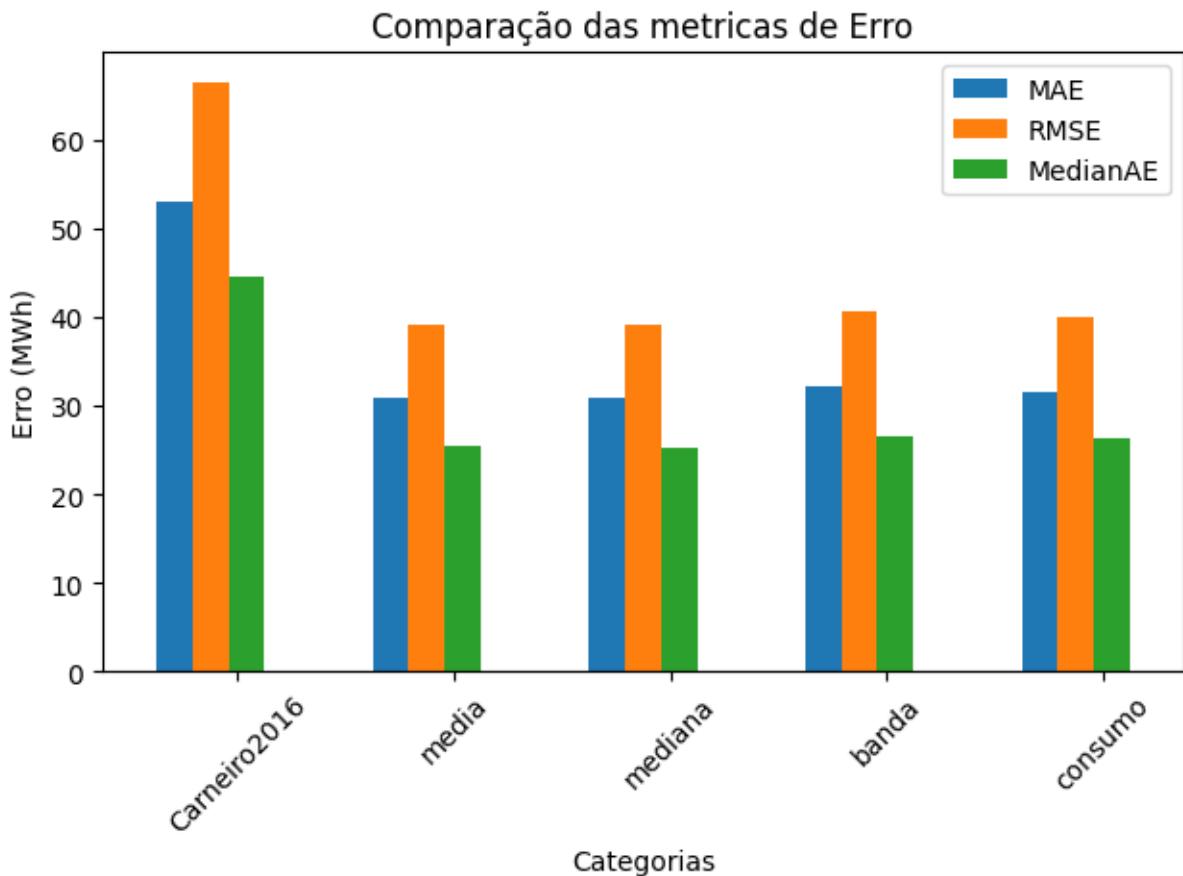


Figura 5.3: Comparação ρ por hora

Todas seguem um percurso semelhante ao longo do dia, o qual também pode ser extrapolado para Carneiro2016. A média e mediana destacam-se seguindo muito parecidas, enquanto que as ponderadas também parecidas entre elas são bastante mais discretas.

Para a escolha da normalização deste parâmetro à Hora, estudou-se o erro entre a Banda Reserva calculada através das normalizações e a Banda Reserva disponível nos dados.

Figura 5.4: Comparação dos erros por ρ Tabela 5.1: Erros de Banda de Reserva por método de normalização ρ

| Normalização | MAE (MW) | RMSE (MW) | MedianAE (MW) | MAPE (%) |
|-------------------------|----------|-----------|---------------|----------|
| Carneiro2016 | 53.07 | 66.54 | 44.53 | 18.70 |
| média | 30.94 | 39.19 | 25.38 | 11.58 |
| mediana | 30.85 | 39.20 | 25.17 | 11.51 |
| média ponderada banda | 32.15 | 40.61 | 26.45 | 12.19 |
| média ponderada consumo | 31.54 | 39.91 | 26.20 | 11.73 |

A normalização com erros mais baixos é a mediana. Com um erro médio (de todo o histórico) para o consumo real de 11.51% o que comparando com o benchmark de 18.70% é uma melhoria bastante considerável.

Comparando as bandas calculadas a uma média em cada hora:

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

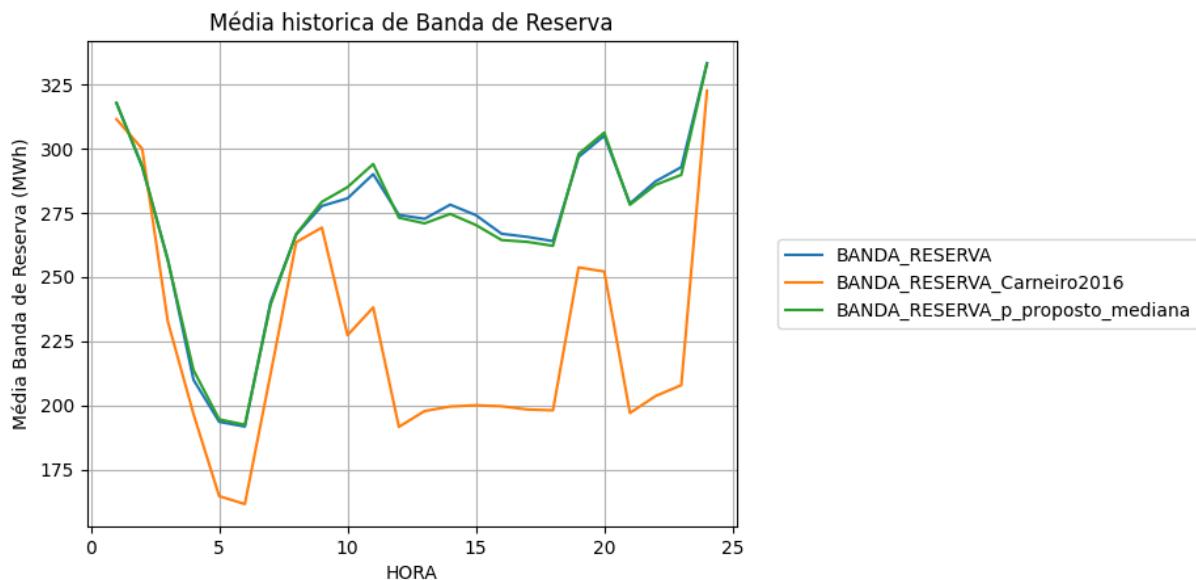


Figura 5.5: Média histórica de Banda de Reserva

Podemos ver que em termos de média horária, a Banda de Reserva calculada através do $\rho_{proposto}$ apresenta quase uma sobreposição por inteiro ao valor médio real.

Retiramos as médias dos erros percentuais e podemos observar:

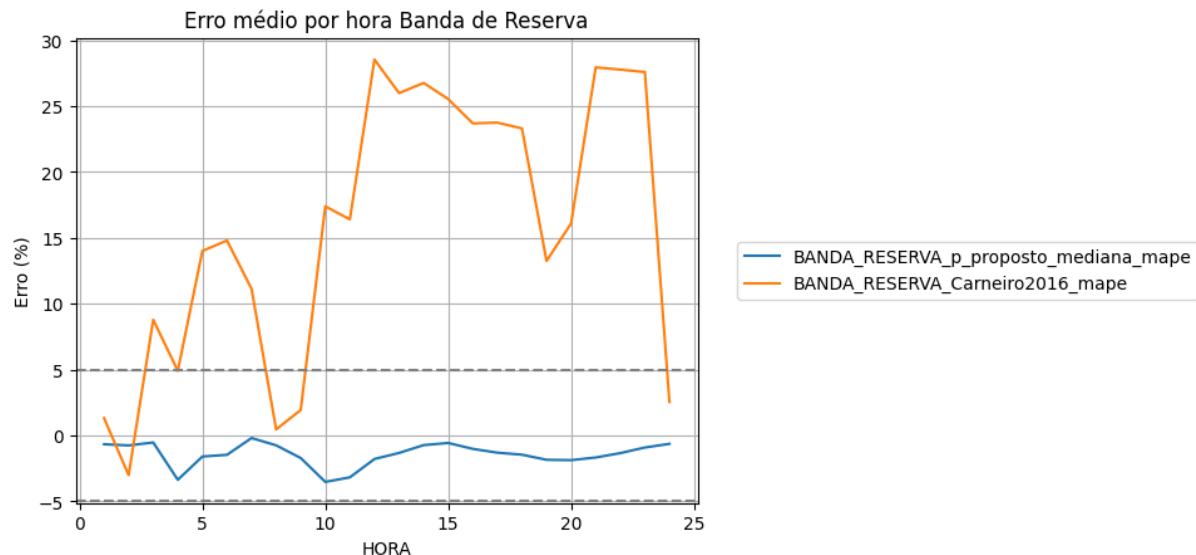


Figura 5.6: Erro médio por hora Banda de Reserva

Em termos de média diária o erro pelo método proposto está bem abaixo da margem de erro do 5% na banda, em todas as horas. E na outra tese apenas 10% cai dentro dessa margem de erro.

Como tal o $\rho_{proposto}$ a partir do estudo dos dados históricos é:

Tabela 5.2: Valores de ρ propostos

| Hora | ρ |
|------|----------|
| 1 | 1.621694 |
| 2 | 1.576623 |
| 3 | 1.486929 |
| 4 | 1.364176 |
| 5 | 1.313958 |
| 6 | 1.318832 |
| 7 | 1.504499 |
| 8 | 1.612361 |
| 9 | 1.638188 |
| 10 | 1.613728 |
| 11 | 1.601277 |
| 12 | 1.485861 |
| 13 | 1.451995 |
| 14 | 1.457233 |
| 15 | 1.440454 |
| 16 | 1.421988 |
| 17 | 1.424636 |
| 18 | 1.420682 |
| 19 | 1.553086 |
| 20 | 1.588201 |
| 21 | 1.480219 |
| 22 | 1.478815 |
| 23 | 1.474412 |
| 24 | 1.635658 |

Em relação a perdas por arredondamento, apresento o resultado dos erros por arredondamento em cada um da casas possíveis, concluindo que até à primeira casa decimal, pode ser feito arredondamento do parâmetro ρ , sem influenciar muito o erro:

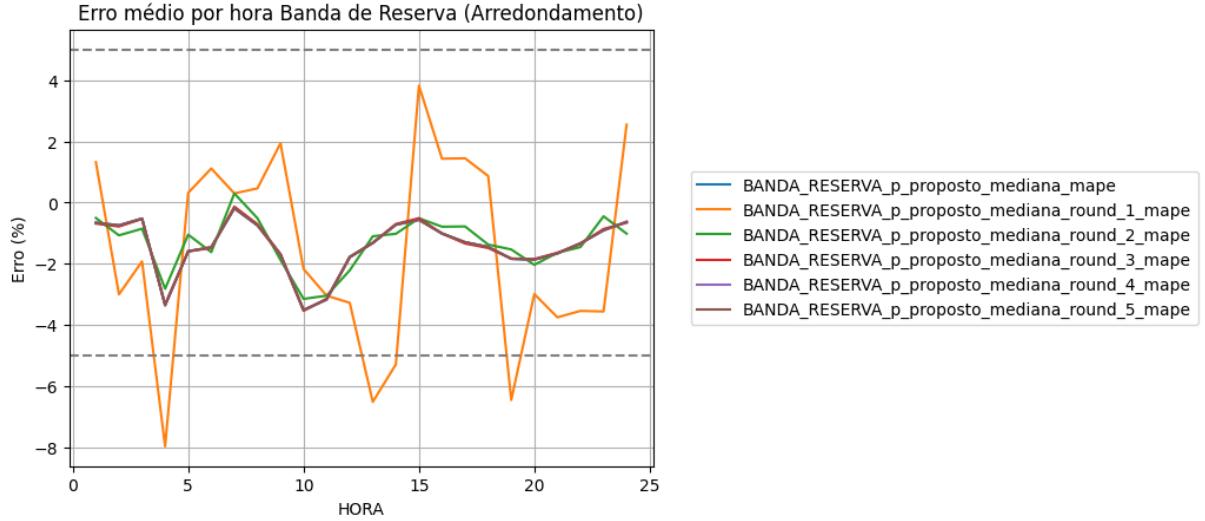


Figura 5.7: Erro médio por hora Banda de Reserva (Arredondamento)

Neste estudo podemos comprovar que usando um ρ extrapolado dos dados históricos, e um L_{max} sendo o consumo real e não o consumo máximo calculado, os erros médios por hora ficam abaixo dos 5%.

5.2 Dimensionamento dinâmico da potência alocada na reserva secundária

Os resultados do trabalho conseguem apresentar uma melhoria significativa ao benchmark. Apenas olhando para as flutuações do mesmo já é de esperar uma melhor capacidade de emular os dinamismo do mercado em estudo.

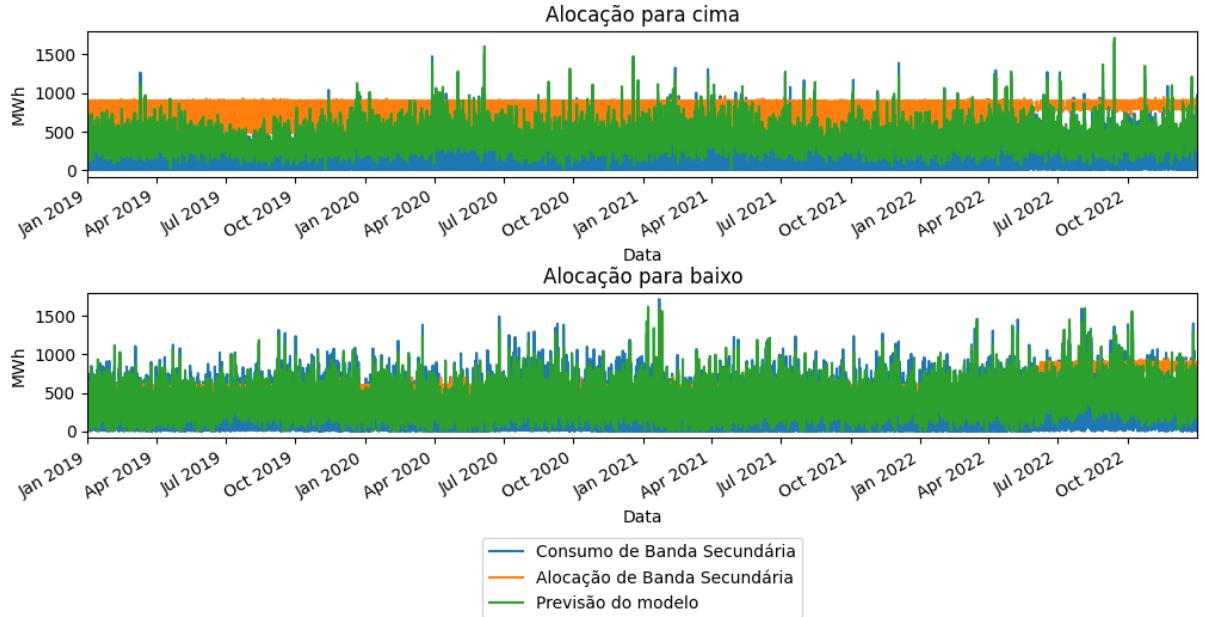


Figura 5.8: Série Temporal dos dados de validação

Esta figura apresenta os modelos finais durante toda a época de validação. nas secções seguintes

vemos ao pormenor os resultados mais importantes de cada experiência.

5.2.1 Estatísticos

Como ponto inicial de resultados os modelos estatísticos apresentam melhorias em relação à alocação em demasia, mas perdas significativas em relação a alocação em falta.

Tabela 5.3: Resultados métricas Modelos Estatísticos

| | | RMSE | SAE | AllocF | AllocD | GPD | GPD F | GPD D | GPD norm | GPD Positivo |
|-------------------|------|-------------|------------|------------|------------|-------|----------|-------|----------|--------------|
| | | Arquitetura | | | | | | | | |
| Alocação a Subir | ar | 169.21 | 4352584.52 | 2136545.80 | 2216038.73 | 74.92 | -1299.37 | 87.12 | -606.13 | 0.00 |
| | arma | 181.33 | 4783841.06 | 2187173.52 | 2596667.54 | 72.44 | -1332.53 | 84.91 | -623.81 | 0.00 |
| | ma | 183.10 | 4940770.16 | 2066116.05 | 2874654.11 | 71.54 | -1253.24 | 83.29 | -584.97 | 0.00 |
| Alocação a Descer | ar | 198.75 | 5265558.19 | 2624914.00 | 2640644.18 | 59.44 | -447.78 | 78.88 | -184.45 | 0.00 |
| | arma | 218.76 | 5847476.54 | 2876213.76 | 2971262.78 | 54.96 | -500.22 | 76.23 | -211.99 | 0.00 |
| | ma | 217.53 | 5869239.18 | 2871295.12 | 2997944.06 | 54.79 | -499.20 | 76.02 | -211.59 | 0.00 |

Estes valores, a nível operacional, podem ser equiparáveis a alocar pouca ou nenhuma energia. Não correndo riscos de alocar em demasia. O que melhora bastante o desempenho em relação ao benchmark a nível de valor de energia absoluta desperdiçada mas derrota o propósito das reservas de energia.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO



Figura 5.9: Janelas temporais de modelos estatísticos energia a subir

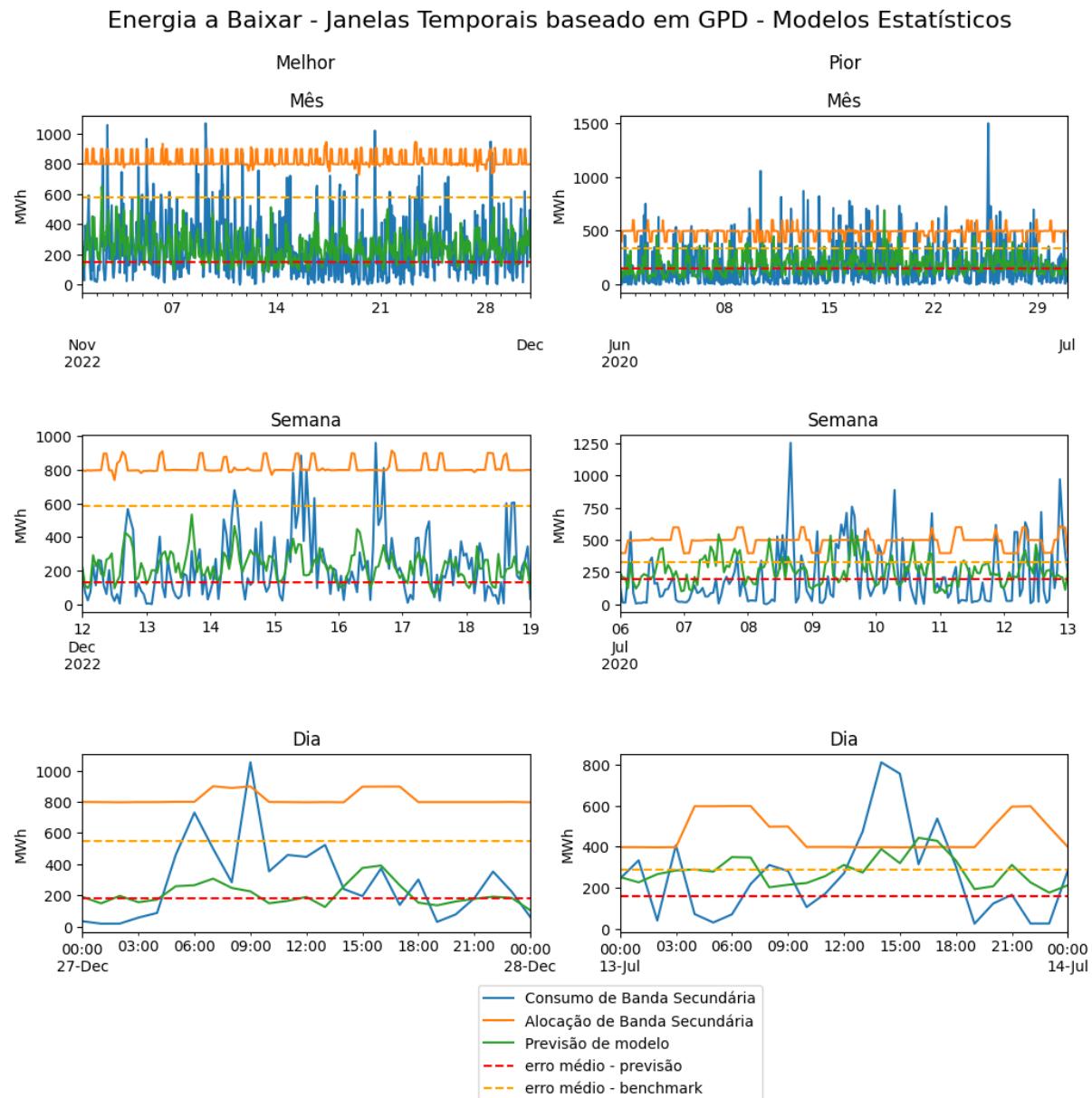


Figura 5.10: Janelas temporais de modelos estatísticos energia a descer

Estas figuras mostram que os modelos conseguem até acompanhar o real, podendo até ser um caminho a seguir com algum trabalho específico, mas perdem por manterem-se quase sempre abaixo do necessário, não dando assim a operacionalidade necessária à rede.

As médias horárias são:

| | | | média | desvio padrão | min | max |
|---------------------------------------|-----------|---------|--------|---------------|---------|-----|
| Alocação a Descer (MW) | benchmark | 542.59 | 126.09 | 363.00 | 946.00 | |
| | modelo | 200.14 | 103.62 | 0.00 | 915.37 | |
| Alocação a Subir (MW) | benchmark | 623.68 | 152.39 | 419.00 | 958.00 | |
| | modelo | 160.49 | 77.05 | 0.00 | 765.82 | |
| Capacidade Horária (MW) | benchmark | 1166.27 | 250.19 | 816.00 | 1891.00 | |
| | modelo | 360.63 | 109.25 | 45.53 | 1039.76 | |
| Energia a Descer Extraordinária (MWh) | benchmark | 169.93 | 153.95 | 0.10 | 1226.40 | |
| | modelo | 192.13 | 168.57 | 0.00 | 1481.53 | |
| Energia a Subir Extraordinária (MWh) | benchmark | 139.31 | 136.45 | 0.40 | 922.80 | |
| | modelo | 180.43 | 164.43 | 0.01 | 1508.90 | |

Tabela 5.4: Resultados Modelos Estatísticos

| Alocação a Descer | Alocação a Subir | Capacidade Horária | Energia a Descer Extraordinária | Energia a Subir Extraordinária |
|-------------------|------------------|--------------------|---------------------------------|--------------------------------|
| -63.11 | -74.27 | -69.08 | 13.07 | 29.52 |

Tabela 5.5: $\Delta\%$ das médias dos Modelos Estatísticos

As médias de alocação são bem mais baixas que o benchmark, mas este modelos têm bastante falta de energia alocada em ambas, logo não respondem à premissa base de ter menos energia em falta e em demasia, inclusivo têm um aumento de necessidade de uso de reserva terciária.

5.2.2 Redes Neuronais

Os vários métodos percorreram com muitos modelos, aqui apresento apenas os melhores baseados em GPD Positivo da experiência toda.

Tabela 5.6: Resultados métricas Modelos Neuronais

| | Arquitetura | RMSE | SAE | AllocF | AllocD | GPD | GPD F | GPD D | GPD norm | GPD Positivo |
|-------------------|----------------|--------|-------------|-----------|-------------|-------|-------|-------|----------|--------------|
| Alocação a Subir | UNET200 | 317.86 | 9759154.87 | 151181.25 | 9607973.62 | 43.78 | 0.98 | 44.16 | 22.57 | 43.78 |
| | VanillaCNN200 | 328.88 | 10208138.49 | 147549.10 | 10060589.40 | 41.19 | 3.36 | 41.53 | 22.44 | 41.19 |
| | UNET | 347.74 | 10944420.08 | 140157.81 | 10804262.27 | 36.95 | 8.20 | 37.20 | 22.70 | 36.95 |
| | VanillaCNN | 370.73 | 11804382.23 | 149719.91 | 11654662.32 | 31.99 | 1.94 | 32.26 | 17.10 | 31.99 |
| | 2StackedCNN200 | 410.28 | 13223932.55 | 126341.23 | 13097591.32 | 23.82 | 17.25 | 23.87 | 20.56 | 23.82 |
| Alocação a Descer | UNET200 | 282.52 | 8243468.87 | 469060.52 | 7774408.35 | 36.50 | 2.11 | 37.82 | 19.97 | 36.50 |
| | VanillaCNN200 | 289.59 | 8671975.58 | 476040.73 | 8195934.85 | 33.20 | 0.66 | 34.45 | 17.55 | 33.20 |
| | UNET | 304.28 | 9172373.23 | 470149.87 | 8702223.36 | 29.34 | 1.89 | 30.40 | 16.14 | 29.34 |
| | VanillaCNN | 313.42 | 9483287.93 | 475881.60 | 9007406.33 | 26.95 | 0.69 | 27.95 | 14.32 | 26.95 |
| | VanillaFCNN200 | 344.05 | 10438899.42 | 476740.17 | 9962159.25 | 19.59 | 0.51 | 20.32 | 10.41 | 19.59 |

O melhor modelo para alocação a Descer apresenta um ganho de desempenho em relação ao benchmark de 33%, e a Subir de 43% na soma da janela temporal de validação.

Estes modelos têm ambas as alocações e os erros menores que o benchmark. Considerando que os dados que permitem quantificar a mais valia económica de reduzir a alocação de reserva secundária em falta devido não são dados públicos, o objetivo passa por manter esta alocações com valores mais baixos que o benchmark (GPDF positivo mas próximo de 0) e minimizar a alocação em excesso, maximizando o GPDD, ou juntando as condições maximizando o GPD Positivo. Desta forma a primeira arquitetura de

cada tabela é aquela que apresenta melhores resultados quantificáveis quer do ponto de vista operacional como económico.

Escolhendo o modelo com melhores resultados em GPD Positivo podemos ver algumas janelas temporais.

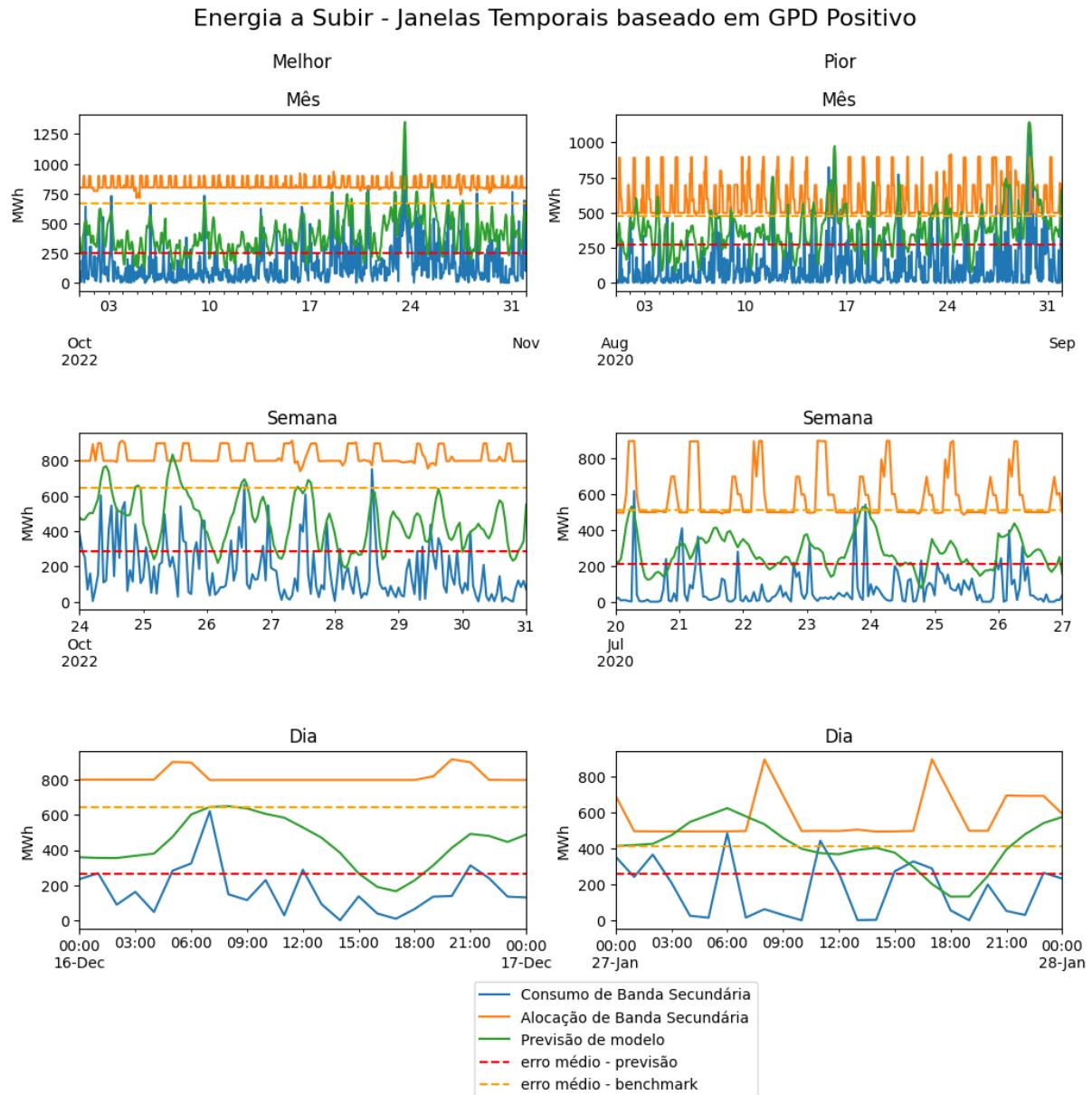


Figura 5.11: Janelas temporais energia a subir

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

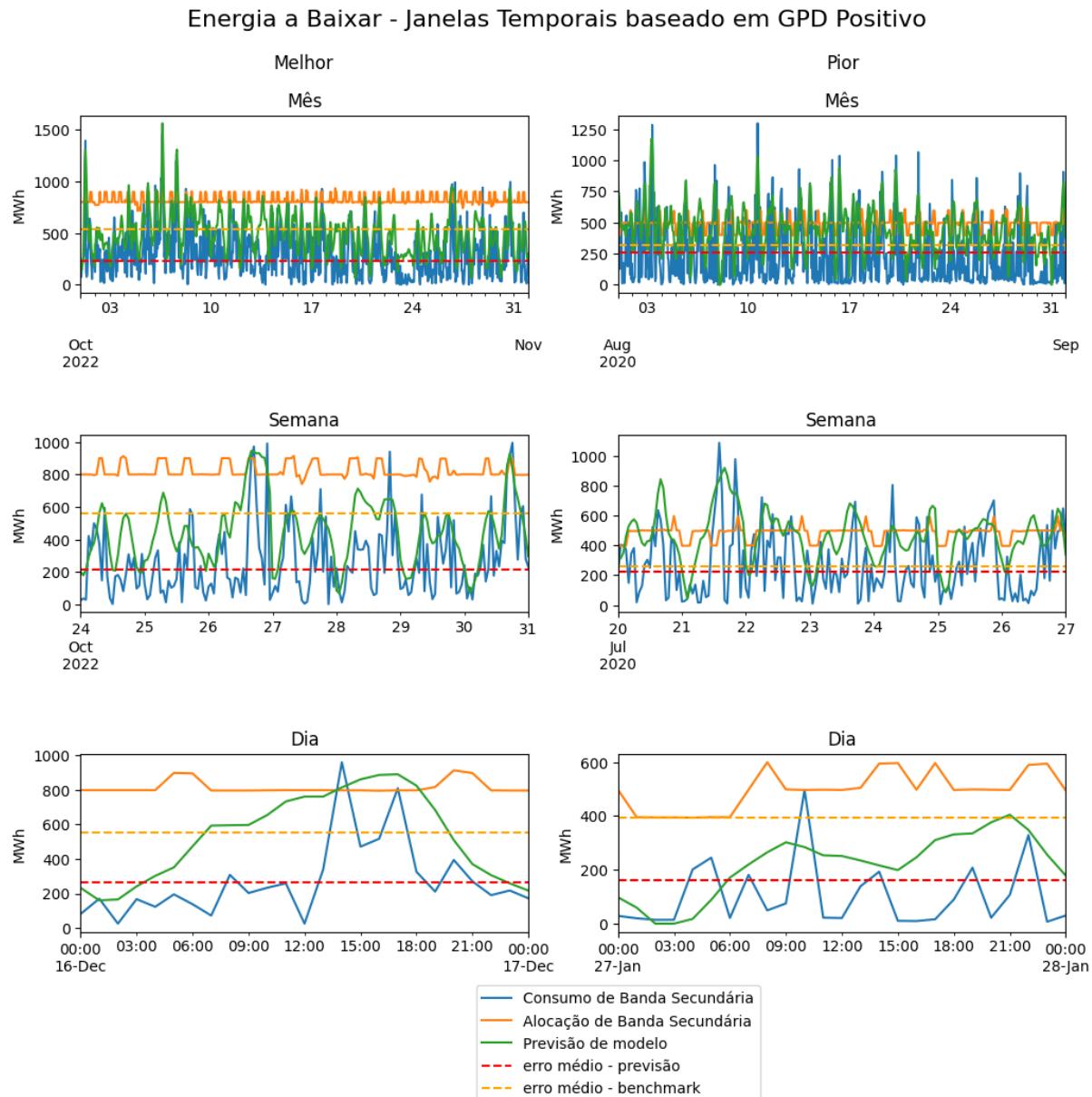


Figura 5.12: Janelas temporais energia a descer

Aqui é visualmente notável que o modelo mantém uma previsão mais perto da energia usada do que o benchmark. Mesmo nas piores janelas temporais, o erro de previsão acumulado é claramente menor que o do método actual.

Quero dar destaque também ao facto de as previsões seguirem bastante fielmente as curvas e picos apresentados. Especialmente nas janelas de mês onde temos mais amostras, conseguimos perceber que o modelo quase sempre acompanha picos da energia usada voltado a baixar quando estes passam. destacando-se assim do actual método que mantém uma linha de base bastante mais elevada (desperdiçando mais recursos) e com flutuações que não descrevem tão bem o real.

Esta flexibilidade no modelo de redes neurais permite ao operador ter um sinal muito mais flexível diminuindo a alocação desperdiçada.



Figura 5.13: Soma de Banda Secundária

Os gráficos anteriores vêm rectificar esta mesma ideia, olhando para a Energia cumulativa dentro janelas em destaque vemos que o método proposto mantém quase sempre uma melhoria ao método utilizado. Mesmo quando passamos a janelas diárias e semanais embora aumente consideravelmente as vezes que o método proposto não é o melhor que o actual, mantém-se a premissa. E mais importante, o desenho das flutuações é bastante mais fiel ao real.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Tabela 5.7: Resultados Modelos

| | | | média | desvio padrão | min | max |
|---------------------------------------|-----------|---------|--------|---------------|---------|-----|
| Alocação a Descer (MW) | benchmark | 542.59 | 126.09 | 363.00 | 946.00 | |
| | modelo | 408.04 | 185.80 | 0.00 | 1621.21 | |
| Alocação a Subir (MW) | benchmark | 623.68 | 152.39 | 419.00 | 958.00 | |
| | modelo | 407.06 | 150.79 | 0.00 | 1713.29 | |
| Capacidade Horária (MW) | benchmark | 1166.27 | 250.19 | 816.00 | 1891.00 | |
| | modelo | 815.09 | 206.91 | 146.49 | 2355.91 | |
| Energia a Descer Extraordinária (MWh) | benchmark | 169.93 | 153.95 | 0.10 | 1226.40 | |
| | modelo | 92.92 | 70.32 | 0.01 | 403.25 | |
| Energia a Subir Extraordinária (MWh) | benchmark | 139.31 | 136.45 | 0.40 | 922.80 | |
| | modelo | 65.50 | 48.96 | 0.05 | 318.26 | |

Tabela 5.8: $\Delta\%$ das médias dos Modelos

| Alocação a Descer | Alocação a Subir | Capacidade Horária | Energia a Descer Extraordinária | Energia a Subir Extraordinária |
|-------------------|------------------|--------------------|---------------------------------|--------------------------------|
| -24.80 | -34.73 | -30.11 | -45.32 | -52.98 |

O método proposto apresenta uma melhoria total de ~44% na alocação a subir e ~37% na alocação a descer face ao método usado no mercado. As melhorias médias são de ~35% e ~25% respectivamente, o que também é uma melhoria face ao estado da arte [16] com 13% e 8%.

Liberando em média 30% dos recursos horários, e baixando a necessidade de activar a reserva terciária em 45% e 53%.

As correlações entre o modelo e real são também mais elevadas que entre modelo e benchmark.

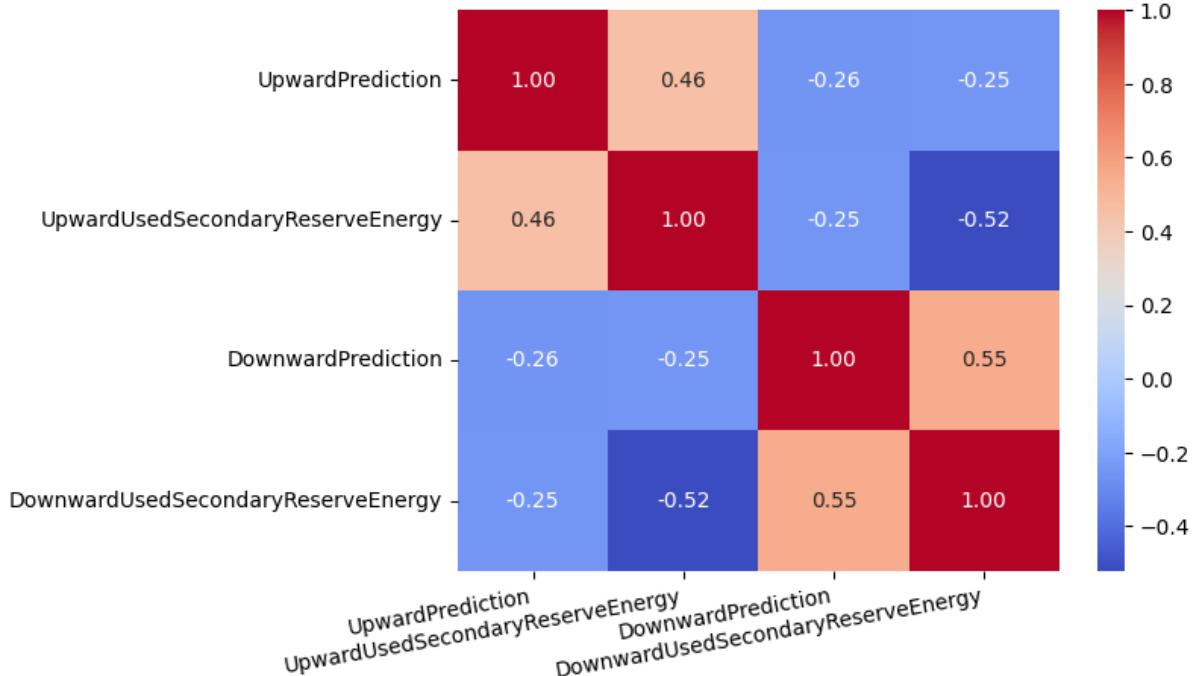


Figura 5.14: Correlação entre previsão e real

5.2 Dimensionamento dinâmico da potência alocada na reserva secundária

Este mapa de correlações é quase o oposto do apresentado pelo benchmark.

Aqui as correlações maiores são, como seria de esperar, entre a energia usada e a sua alocação. Com 46% na energia a subir e 55% a descer. E as energias alocadas têm uma correlação baixa.

6 Conclusões e sugestões futuras

Primeiramente podemos ver pela análise estatística 5.4 e aplicando a ideia [12], simples modelos estatísticos conseguiriam baixar bastante o erro de previsão, melhor do que o que é utilizado actualmente 4.5, embora tenham aumentado a necessidade de alocação na reserva terciária.

E se considerarmos ainda que os modelos estatísticos apresentados que apresentam estes resultados, utilizam apenas a variável em questão, e não todos os outros atributos, a nível de aplicabilidade já são uma melhoria.

Em relação a métodos *machine learning*, com poucos recursos computacionais, conseguimos já modelos que superam o método actual.

Com modelos relativamente simples conseguimos melhorias muito grandes na alocação de energia, em relação à alocada actualmente. Estes métodos podem criar grandes ganhos financeiros, e diminuir a quantidade de recursos desperdiçados, logo têm um efeito positivo no mercado de reservas.

Os resultados aqui apresentados provam que vários tipos de modelos de *machine learning* conseguem realizar previsões bem mais exactas, e que diminuem os recursos usados. Para uso em mercado real estes podem ser adaptados para responder ao mercado em questão, e ao contrário de uma fórmula, podem ir aprendendo e melhorando com o passar do tempo.

O que mostra que usando estes métodos dinâmicos podemos sim reduzir as incertezas da penetração das vRES na alocação de energia secundária.

O futuro da indústria pode passar por este tipo de metodologias. Uma maneira de melhorar ainda mais estes resultados seria o uso de outras variáveis para o modelo. Variáveis essas como os dados de reserva primária, dados meteorológicos e principalmente dados não de DA mas reais.

Um aumento computacional poderia também ter um aumento significativo nas previsões, usando mais quantidade de dados, usando modelos mais pesados e complexos, mais dados históricos, modelações com dados de mercados diferentes com convergência para o mercado necessário.

Outra possibilidade pode ser o uso de *machine learning* para a reparametrização de novas fórmulas baseadas nas já existentes e em uso.

Vários caminhos e maneiras podem surgir para aplicar o uso de modelos de *machine learning* em alocação dinâmica de reservas, onde operadores diferentes podem ter arquiteturas e modelos completamente diferentes.

Referências

- [1] European Commission and Directorate-General for Energy. *Powering a climate-neutral economy: An EU Strategy for Energy System Integration*. July 2020. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/ALL/?uri=COM:2020:299:FIN>.
- [2] Hum Nath Bhandari et al. “Predicting stock market index using LSTM”. In: *Machine Learning with Applications* 9 (Sept. 2022), p. 100320. ISSN: 2666-8270. DOI: [10.1016/J.MLWA.2022.100320](https://doi.org/10.1016/J.MLWA.2022.100320).
- [3] Bin Wang et al. “Deep uncertainty quantification: A machine learning approach for weather forecasting”. In: *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (July 2019), pp. 2087–2095. DOI: [10.1145/3292500.3330704](https://doi.acm.org/doi/10.1145/3292500.3330704). URL: <https://doi.acm.org/doi/10.1145/3292500.3330704>.
- [4] Siyuan Lu et al. “Machine learning based multi-physical-model blending for enhancing renewable energy forecast - Improvement via situation dependent error correction”. In: *2015 European Control Conference, ECC 2015* (Nov. 2015), pp. 283–290. DOI: [10.1109/ECC.2015.7330558](https://doi.org/10.1109/ECC.2015.7330558).
- [5] Haibo Sun, Li Li, and Haonan Wang. “Short-term Wind Power Forecasting Model Based on Stacking Fusion Learning”. In: *IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC) 2022-June* (2022), pp. 53–57. ISSN: 26932865. DOI: [10.1109/ITAIC54216.2022.9836510](https://doi.org/10.1109/ITAIC54216.2022.9836510).
- [6] T. Rajasundrapandiyaneebanon et al. “Solar Energy Forecasting Using Machine Learning and Deep Learning Techniques”. In: *Archives of Computational Methods in Engineering 2023 30:5* 30 (5 Feb. 2023), pp. 3059–3079. ISSN: 1886-1784. DOI: [10.1007/S11831-023-09893-1](https://doi.org/10.1007/S11831-023-09893-1). URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11831-023-09893-1>.
- [7] Tanveer Ahmad and Huanxin Chen. “A review on machine learning forecasting growth trends and their real-time applications in different energy systems”. In: *Sustainable Cities and Society* 54 (Mar. 2020), p. 102010. ISSN: 2210-6707. DOI: [10.1016/J.SCS.2019.102010](https://doi.org/10.1016/J.SCS.2019.102010).
- [8] Ioannis Antonopoulos et al. “Artificial intelligence and machine learning approaches to energy demand-side response: A systematic review”. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 130 (Sept. 2020), p. 109899. ISSN: 1364-0321. DOI: [10.1016/J.RSER.2020.109899](https://doi.org/10.1016/J.RSER.2020.109899).
- [9] Rogério Luís de C. Costa. “Convolutional-LSTM networks and generalization in forecasting of household photovoltaic generation”. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 116 (Nov. 2022), p. 105458. ISSN: 0952-1976. DOI: [10.1016/J.ENGAPPAI.2022.105458](https://doi.org/10.1016/J.ENGAPPAI.2022.105458).
- [10] R. Meenal and A. Immanuel Selvakumar. “Assessment of SVM, empirical and ANN based solar radiation prediction models with most influencing input parameters”. In: *Renewable Energy* 121 (June 2018), pp. 324–343. ISSN: 0960-1481. DOI: [10.1016/J.RENENE.2017.12.005](https://doi.org/10.1016/J.RENENE.2017.12.005).
- [11] Natei Ermias Benti, Mesfin Diro Chaka, and Addisu Gezahegn Semie. “Forecasting Renewable Energy Generation with Machine Learning and Deep Learning: Current Advances and Future Prospects”. In: *Sustainability (Switzerland)* 15 (9 May 2023). ISSN: 20711050. DOI: [10.3390/SU15097087](https://doi.org/10.3390/SU15097087).

REFERÊNCIAS

- [12] Shereen Elsayed et al. “Do We Really Need Deep Learning Models for Time Series Forecasting?” In: ().
- [13] Célia Carneiro. “Mecanismos de funcionamento do Mercado de Serviços de Sistema - aplicação ao MIBEL”. In: (Nov. 2016). URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/302870251.pdf>.
- [14] Javier Cardo-Miota, Emilio Pérez, and Hector Beltran. “Deep learning-based forecasting of the automatic Frequency Reserve Restoration band price in the Iberian electricity market”. In: *Sustainable Energy, Grids and Networks* 35 (Sept. 2023), p. 101110. ISSN: 2352-4677. DOI: [10.1016/j.segan.2023.101110](https://doi.org/10.1016/j.segan.2023.101110). URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352467723001182>.
- [15] Auteur : Stassen, Théo Promoteur, and Damien Ernst. *Master’s Thesis : Comparison of probabilistic forecasting deep learning models in the context of renewable energy production*. URL: <https://lib.uliege.behttps://matheo.uliege.be>.
- [16] Hugo Algarvio, António Couto, and Ana Estanqueiro. “A Methodology for Dynamic Procurement of Secondary Reserve Capacity in Power Systems with Significant vRES Penetrations”. In: *2024 20th International Conference on the European Energy Market (EEM)* (June 2024), pp. 1–6. DOI: [10.1109/EEM60825.2024.10608904](https://doi.org/10.1109/EEM60825.2024.10608904). URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10608904/>.
- [17] Hussein Ashraf Rassid, Orientador : Fernando, and Jorge Ferreira Lopes. *Mercado de Reservas: Simulador Multiagente SIMREEL e Caso de Estudo Envolvendo o Mercado Ibérico*. 2017. URL: <https://run.unl.pt/handle/10362/30815>.
- [18] *Mercado de Serviço de Sistemas*. URL: <https://www.dgeg.gov.pt/pt/areas-transversais/mercados-e-mecanismos-de-capacidade/outros-mercados/mercado-de-servico-de-sistemas/>.
- [19] Hugo Algarvio et al. “Participation of wind power producers in day-ahead and balancing markets: An overview and a simulation-based study Energy Systems Analysis > Economics and Policy”. In: (2019). DOI: [10.1002/wene.343](https://doi.org/10.1002/wene.343). URL: <https://doi.org/10.1002/wene.343>.
- [20] UCTE Operations Handbook. “Policy 1: Load-frequency control and performance”. In: *Final policy 2* (2009).
- [21] F. Rosenblatt. “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain”. In: *Psychological Review* 65 (6 Nov. 1958), pp. 386–408. ISSN: 0033295X. DOI: [10.1037/H0042519](https://doi.org/10.1037/H0042519).
- [22] Marvin Minsky and Seymour Papert. “Perceptron: an introduction to computational geometry”. In: *The MIT Press, Cambridge, expanded edition* 19 (1969).
- [23] Simon Haykin. *Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin*. 1999.
- [24] Evan Shelhamer, Jonathan Long, and Trevor Darrell. “Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation”. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 39 (4 Nov. 2014), pp. 640–651. ISSN: 01628828. DOI: [10.1109/TPAMI.2016.2572683](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2572683). URL: <https://arxiv.org/abs/1411.4038v2>.
- [25] Hansika Hewamalage, Christoph Bergmeir, and Kasun Bandara. “Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting: Current status and future directions”. In: *International Journal of Forecasting* 37 (1 Jan. 2021), pp. 388–427. ISSN: 01692070. DOI: [10.1016/j.ijforecast.2020.06.008](https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.06.008).

- [26] Ashish Vaswani et al. “Attention Is All You Need”. In: *Advances in Neural Information Processing Systems* 2017-December (June 2017), pp. 5999–6009. ISSN: 10495258. URL: <https://arxiv.org/abs/1706.03762v7>.
- [27] Zhuang Liu et al. “A ConvNet for the 2020s”. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 2022-June (Jan. 2022), pp. 11966–11976. ISSN: 10636919. DOI: [10.1109/CVPR52688.2022.01167](https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01167). URL: <https://arxiv.org/abs/2201.03545v2>.
- [28] Stef van Buuren and Karin Groothuis-Oudshoorn. “mice: Multivariate Imputation by Chained Equations in R”. In: *Journal of Statistical Software* 45 (3 Dec. 2011), pp. 1–67. ISSN: 1548-7660. DOI: [10.18637/JSS.V045.I03](https://doi.org/10.18637/JSS.V045.I03). URL: <https://www.jstatsoft.org/index.php/jss/article/view/v045i03>.
- [29] S F Buck. “A Method of Estimation of Missing Values in Multivariate Data Suitable for use with an Electronic Computer”. In: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 22 (2 1960), pp. 302–306. ISSN: 00359246. URL: <http://www.jstor.org/stable/2984099>.

A Anexos