FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO



Otimização de estratégias de oferta em mercado com previsão probabilística do agregado de consumos

Tiago Teixeira Rodrigues

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Professor Doutor Cláudio Monteiro

23 de julho de 2021

© Tiago Teixeira Rodrigues, 2021

Resumo

Para a definição de estratégias de oferta em mercado, na vertente da procura, é necessário ter uma previsão o mais fiel possível dos consumos para minimizar os desvios associados à diferença entre a energia programada e a energia efetivamente consumida. A definição de estratégias de oferta é um processo de análise de risco, sendo que necessita de uma modelização da incerteza associada a esse processo.

Neste contexto, o objetivo desta dissertação passa por utilizar técnicas de previsão probabilística para prever o consumo real para o dia seguinte, baseadas em diferentes variáveis como os consumos anteriores e variáveis meteorológicas, de forma a criar estratégias de mercado que minimizem o custo destes desvios, acabando por aumentar o lucro da empresa. Esta dissertação encontra-se dividida em duas partes metodológicas, sendo que a primeira se relaciona com a previsão probabilística do consumo para o dia seguinte, e a segunda com a criação de estratégias de mercado, usando a previsão probabilística.

Apesar de existirem alguns métodos de previsão probabilística, baseados numa previsão dos quantis de forma a parametrizar a incerteza, nesta dissertação foi aplicado um novo modelo paramétrico de previsão probabilística, com o qual se obtém uma parametrização da distribuição beta associado à previsão de consumo em cada instante. Esta técnica foi aplicada ao modelo de previsão, em que a previsão é realizada para as 24 horas do dia seguinte (dia D+1), com início às 12h (dia D). Foram estudas as variáveis influenciadoras do consumo, tal como valores de consumos anteriores, variáveis cronológicas e variáveis meteorológicas, chegando-se ao melhor modelo para a previsão do consumo para o dia seguinte.

A estratégia de mercado consiste na minimização dos desvios, ou seja, recorrendo à previsão probabilística otimiza-se o quantil de forma a obter o quantil mais adequado para a oferta. O quantil mais adequado pode ser determinado otimizando um quantil geral, ou seja, o mesmo quantil será usado para todas as ofertas ao longo do ano, um quantil otimizado para cada mês, para cada dia da semana, para cada hora do dia, ou então combinações destes quantis.

Relativamente aos resultados, o método de previsão foi comparado com outros métodos *Benchmark* já conhecidos, como QR, QRF, QRNN, SVM e NN, e nos indicadores de erro, tanto determinístico como probabilístico, o método estudado obteve bons resultados, sendo ligeiramente melhor em todos os indicadores.

Quanto à estratégia, foram testadas diferentes combinações de quantis otimizados, chegando-se à conclusão que a estratégia que mais minimiza o custos dos desvios é a média ponderada dos quantis. A utilização desta estratégia levou a uma redução de 18,57% em relação ao custo dos desvios suportado pela empresa.

A utilização destas técnicas permitiu poupanças significativas de forma relativamente fácil de implementação, uma vez que são usados modelos de previsão paramétrica e as variáveis não são complexas, resultando em ganhos consideráveis à custa de pouco esforço computacional.

Palavras-chave: Previsão de consumos, MIBEL, Previsão probabilística, Minimização de desvios, Estratégias de oferta em mercado, Otimização de quantis

Abstract

Here goes the abstract written in English.

To create market strategies, it is necessary to have the most accurate load forecast possible to minimise the deviations associated with the difference between the scheduled energy and the energy actually consumed. The definition of supply strategies is a risk analysis process, which requires a modelling of the uncertainty associated with this process.

In this context, the objective of this dissertation is to use probabilistic forecasting techniques to predict the real consumption for the following day, based on different variables such as previous consumption and meteorological variables, in order to create market strategies that minimize the cost of these deviations, ultimately increasing the company's profit. This dissertation is divided into two methodological parts. The first relates to the probabilistic forecast of energy consumption for the following day, and the second relates to the creation of market strategies using probabilistic forecasting.

Although there are some probabilistic forecasting methods, based on a quantile forecast in order to parameterise uncertainty, in this dissertation a new parametric probabilistic forecasting model was applied, with which a parameterisation of the beta distribution associated with the consumption forecast at each instant is obtained. This technique was applied to the forecast model, in which the forecast is carried out for the 24 hours of the following day (day D+1), starting at noon (day D). Load-influencing variables were studied, such as previous load values, chronological variables and meteorological variables, arriving at the best model for forecasting consumption for the following day.

The market strategy consists in minimising deviations, that is, using probabilistic forecasting the quantile is optimised in order to obtain the most appropriate quantile for the supply. The most appropriate quantile can be determined by optimising a general quantile, that is, the same quantile will be used for all bids throughout the year, an optimised quantile for each month, for each day of the week, for each hour of the day, or combinations of these quantiles.

Regarding the results, the prediction method was compared with other known *Benchmark* methods, such as QR, QRF, QRNN, SVM and NN, and in the error indicators, both deterministic and probabilistic, the studied method obtained good results, being slightly better in all indicators.

As for the strategy, different combinations of optimized quantiles were tested, reaching the conclusion that the strategy that most minimizes the costs of deviations is the weighted average of quantiles. The use of this strategy led to a reduction of 18.57% in relation to the cost of deviations borne by the company.

The use of these techniques has enabled significant savings in a relatively easy to implement manner, as parametric forecasting models are used and the variables are not complex, resulting in considerable gains at the cost of little computational effort.

Keywords: Load Forecast, MIBEL, Probabilistic forecast, Deviation Minimization, Market Strategies, Quantile Optimization

Agradecimentos

A todos os que estiveram comigo ao longo destes anos na FEUP.

A todos que ainda há mais estiveram comigo e ainda pensam em mim.

Ao professor Cláudio por toda a ajuda neste processo.

Aos colegas da faculdade que ajudaram a tornar este caminho o melhor possível.

À Ana, ao Elias, ao Francisco, ao Jorge, ao Loureiro, ao Mário e ao Miguel pela amizade ao longos destes anos.

À Inês, ao Ricardo, ao Filipe, à Beatriz e à Catarina por uma parte da minha vida que fica sempre comigo. À Filipa por todo o carinho, encorajamento e cumplicidade.

Ao Bruno, ao Diogo, à Bia e ao Peixoto por inúmeras aventuras, sempre cheias de amizade.

Ao Luís pela melhor amizade que eu poderia desejar.

Aos meus avós maternos, Joaquim e Teresa, à minha avó materna, Maria, aos meus padrinhos, Sandra e João, por todos os ensinamentos que me deram.

Aos meus pais, Alberto e Maria do Carmo, por todos os sacrífícios para que eu tenha o melhor futuro possível, e à minha irmã Beatriz, pode estar sempre presente.

Um obrigado não chega.

Tiago Teixeira Rodrigues

"The stars are a free show.
it don't cost anything to use your eyes"

George Orwell

Conteúdo

1 Introdução **1**
- 1.1 Contextualização e Motivação . . . 1
- 1.2 Questões de Investigação e possíveis soluções . . . 2
- 1.3 Objetivos . . . 3
- 1.4 Estrutura da Dissertação . . . 3
- 1.5 Desenvolvimento do Trabalho em Ambiente Empresarial . . . 4
- 1.6 Dados Utilizados . . . 4

2 Revisão Bibliográfica **5**
- 2.1 Mercados de Eletricidade . . . 5
  - 2.1.1 Mercado SPOT Diário . . . 6
  - 2.1.2 Mercado SPOT Intradiário . . . 7
  - 2.1.3 Contração Bilateral e PPA . . . 8
  - 2.1.4 Mercado a Prazo . . . 8
  - 2.1.5 Desvios . . . 9
- 2.2 Previsão de Consumos . . . 10
  - 2.2.1 Variáveis Influenciadoras do Consumo . . . 10
  - 2.2.2 Horizontes Temporais . . . 11
  - 2.2.3 Modelização da Incerteza . . . 11
  - 2.2.4 Técnicas de Previsão Determinística . . . 12
  - 2.2.5 Técnicas de Previsão Probabilística . . . 15
  - 2.2.6 Indicadores de Erro Determinístico . . . 17
  - 2.2.7 Indicadores de erro Probabilístico . . . 18
  - 2.2.8 Modelos *Benchmark* . . . 19

3 Metodologia **21**
- 3.1 Previsão probabilística . . . 21
  - 3.1.1 Quantis . . . 21
  - 3.1.2 Função Beta inversa . . . 22
  - 3.1.3 Metodologia *Beta Parameters Estimation* . . . 22
- 3.2 Otimização de estratégias de mercado . . . 27
  - 3.2.1 Otimização do quantil, parametrização geral . . . 27
  - 3.2.2 Otimização do quantil, parametrização mensal . . . 28
  - 3.2.3 Otimização do quantil, parametrização diária . . . 28
  - 3.2.4 Otimização do quantil, parametrização horária . . . 29
- 3.3 Aplicação das parametrizações . . . 29
  - 3.3.1 Parametrização baseada na média dos quantis mensal, diário e horário . . . 29

3.3.2 Parametrização baseada na média normalizada dos quantis mensais, diários e horários . . . 30
3.3.3 Parametrização baseada na média ponderada dos quantis mensal, horário e diário . . . 31

4 Aplicação da Metodologia **33**
4.1 Análise dos dados . . . 33
4.1.1 Série do Consumo . . . 33
4.1.2 Desvios entre o consumo e o programa . . . 37
4.2 Previsão probabilística do Consumo . . . 41
4.2.1 Tratamento dos dados de entrada . . . 41
4.2.2 Escolha das variáveis de entrada . . . 44
4.2.3 Mapeamento dos resultados obtidos . . . 46
4.2.4 Comparação com outros modelos . . . 50
4.3 Estratégias de Mercado . . . 51
4.3.1 Custos das estratégias e quantis a usar . . . 51
4.3.2 Comparação das diferentes estratégias . . . 54

5 Conclusões e Trabalho Futuro **59**
5.1 Aspetos Gerais . . . 59
5.2 Conclusões sobre a previsão . . . 60
5.3 Conclusões sobre estratégias de mercado . . . 62
5.4 Aplicação do modelo . . . 63

Referências **65**

Lista de Figuras

2.1 Interseção das curvas agregadas de procura (azul) e oferta (verde), adaptado de [1] 6
2.2 Horizonte Temporal e Variáveis usadas na Previsão de consumo para o dia seguinte 11
2.3 Representação de um neurónio de uma rede neuronal, adaptado de [2]. 13
2.4 Exemplo de rede neuronal, adaptado de [2] 13
2.5 Exemplo de uma rede neuronal *Feed Forward*, adaptado de [3]. 14
2.6 Exemplo de uma rede neuronal *Feed Backwards*, adaptado de [3]. 14

3.1 Exemplo de previsão probabilística para um instante t. 22
3.2 Fluxograma contendo os passos a seguir para conseguir realizar uma previsão probabilística usando o método BETAPARES. 23

4.1 Evolução do consumo estacionarizado ao longo dos anos de 2019 e 2020. 34
4.2 Evolução do Consumo estacionarizado médio ao longo de uma semana. 34
4.3 Comparação da evolução do consumo médio em cada dia da semana. 35
4.4 Comparação da evolução do consumo no feriado de 1/05/2019 com a evolução do consumo médio de sábado e de domingo. 36
4.5 Comparação da evolução do consumo no feriado de 1/05/2019 com a evolução do consumo médio de sábado e de domingo. 37
4.6 Desvio médio mensal verificado nos anos de 2019 e 2020. 38
4.7 Desvio médio diário verificado nos anos de 2019 e 2020. 39
4.8 Comparação entre o consumo real e o consumo previsto pela empresa no período entre 09/02/2020 e 22/02/2020. 39
4.9 Comparação entre o consumo real e o consumo previsto pela empresa no período entre 23/08/2020 e 05/09/2020. 40
4.10 Desvio médio horário verificado nos anos de 2019 e 2020. 41
4.11 Evolução do consumo normalizado ao longo dos anos de 2019 e 2020. 42
4.12 Comparação entre os consumos médios horários dos grupos de treino e de teste. . 44
4.13 Influência das variáveis no modelo BETAPARES. 46
4.14 Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real a um dia da semana. 46
4.15 Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real a um sábado. 47
4.16 Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real a um domingo. 48
4.17 Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real no dia 1/5/2019. 49
4.18 Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real no dia 20/6/2019. 49

4.19 Resultado obtido para cada quantil mensal de forma a minimizar o custo do desvio total. 52
4.20 Resultado obtido para cada quantil diário de forma a minimizar o custo do desvio total. 53
4.21 Quantis a utilizar em cada hora para minimizar o custo total do desvio. 53
4.22 Comparação do custo total e da poupança das diferentes estratégias. 57

Lista de Tabelas

2.1 Pagamento dos desvios, adaptado de [4, Art.55º] 9

4.1 Comparação dos resultados obtidos através dos treinos das diferentes redes neuronais. 44
4.2 Comparação do MAPE do quantil 50 utilizando o método BETAPARES. 45
4.3 Comparação dos indicadores do erro de cada modelo de previsão testado. 50
4.4 Comparação do resultado dos indicadores probabilísticos dos modelos testados. . 51
4.5 Desvio percentual médio mensal entre programa e consumo real usando as diferentes estratégias de mercado. 55
4.6 Desvio percentual médio diário entre programa e consumo real usando as diferentes estratégias de mercado. 55
4.7 Desvio percentual médio horário entre programa e consumo real usando as diferentes estratégias de mercado. 56

5.1 Comparação dos indicadores do erro de cada modelo de previsão testado. 61
5.2 Comparação do resultado dos indicadores probabilísticos dos modelos testados. . 61
5.3 Comparação das estratégias estudadadas 62

Abreviaturas e Símbolos

QR	*Quantile Regression*
QRF	*Quantile Regression Forest*
QRNN	*Quantile Regression Neural Network*
SVM	*Support Vector Machine*
NN	*Neural Network*
MIBEL	Mercado Ibérico de Eletricidade
ERSE	Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos
CMVM	Comissão de Mercados e Valores Mobiliários
CNMV	Comissão Nacional do Mercado de Valores
OMIE	Operador de Mercado Ibério Espanhol
CET	*Central European Time*
PPA	*Power Purchase Agreement*
OMIP	Operador de Mercado Ibérico Português
ORT	Operador da Rede de Transporte
AR	*Auto Regressive*
MA	*Moving Average*
ARMA	*Auto Regressive Moving Average*
ARIMA	*Auto Regressive Integrated Moving Average*
SARIMA	*Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average*
PDF	Função de Densidade de Probabilidade
MAE	*Mean Average Error*
MSE	*Mean Square Error*
RMSE	*Root Mean Square Error*
MAPE	*Mean Average Error*
MBE	*Mean Bias Error*
PICP	*Prediction Interval Coverage Percentage*
PINAW	*Prediction Interval Normalized Average Width*
CRPS	*Continuous Ranking Probability Score*
BETAPARES	*Beta Parameters Estimation*

Capítulo 1

Introdução

Neste capítulo é feita uma contextualização do tema da dissertação, bem como a motivação para a criação de ferramentas de previsão probabilística do consumo para otimização de estratégias de mercado. São, também, delineados os objetivos propostos e os dados utilizados, tal como a estrutura da dissertação.

1.1 Contextualização e Motivação

A liberalização do mercado energético em Portugal, que teve início em 2006, teve como objetivo aumentar a qualidade de serviço oferecido e melhorar os preços para os consumidores. Graças ao aumento da concorrência entre diferentes empresas, neste caso empresas de comercialização, cada empresa é obrigada a reduzir as suas margens no mercado de retalho, ou seja, cada agente comercializador tem que oferecer preços mais baixos aos seus clientes de forma a ter lucro.

Desta forma, os proveitos de uma comercializadora estão relacionados com a diferença entre o preço a que a energia é comprada no mercado grossista, que deve ser o mais baixo possível, e o preço a que essa energia é vendida no mercado de retalho. Portanto, é importante minimizar os custos relacionados com as operações no mercado grossista, tanto no mercado SPOT, como no mercado de derivados (contratos de futuros, forward, opções e swaps) como em mercados bilaterais.

Portanto, para uma gestão mais eficiente das compras em mercado grossista, independentemente do mercado, é imperativo conhecer as quantidades que se pretendem comprar com muita precisão, de forma a não existir um desvio entre as quantidades que se compram e as quantidades que efetivamente se vendem. Em mercado SPOT tem de existir uma atenção especial uma vez que estes desvios estão sujeitos a penalizações, que tornam a operação mais cara.

Salvo raras situações, o controlo dos consumos por parte do agente comercializador é impossível, uma vez vai sempre existir uma incerteza sobre a quantidade de energia consumida pelos seus consumidores e, consequentemente, a energia elétrica a comprar no mercado grossista. Assim, devido às penalizações anteriormente mencionadas, torna-se fundamental minimizar toda a incerteza

nos consumos, de forma a minimizar os desvios entre o consumo real e o consumo comprometido e, dessa forma, evitar as perdas económicas devido a esses desvios.

A valorização do consumo comprometido é totalmente dependente da estratégia de procura do agente comercializador, sendo que é baseada em informação de previsão do consumo. Este tipo de aplicação da previsão de curto-prazo é baseada em padrões de consumo que já se conhecem e meteorologia. Estas previsões podem ser feitas para curto e médio prazo, mas o horizonte temporal mais importante para o mercado SPOT é a previsão do dia seguinte, uma vez que o mercado com maior tráfego é o mercado para o dia seguinte.

Então, a qualidade da previsão é essencial para a determinação da melhor estratégia de compra no mercado grossista. As técnicas de previsão de consumos são uma área científica muito estudada desde há várias décadas como previsão determinística, em que o objetivo é prever o valor exato de um consumo futuro. Mais recentemente, a previsão probabilística tem despertado um maior interesse, uma vez que tradicionalmente a utilização da previsão apenas requeria a previsão do valor esperado e não a previsão da incerteza associada.

Para definir as estratégias de procura mais adequadas é necessário fazer uma análise de risco, o que requer a realização de uma previsão probabilística do consumo.

Assim, existe uma motivação por parte das empresas comercializadoras para utilizar ferramentas de previsão probabilísticas, que proporcionam informação estratégica completa e abrangente para operar em qualquer mercado. Por isso, é necessário criar novas ferramentas de previsão probabilística e encontrar as formas mais corretas de as utilizar em contexto de análise de risco.

1.2 Questões de Investigação e possíveis soluções

Esta dissertação pretende obter uma resposta a várias várias questões tanto relacionadas com os modelos de previsão probabilística a desenvolver, bem como o benefício económico obtido.

Mais especificamente, as questões que se pretendem respondidas são as seguintes:

- Quais as técnicas de previsão com melhor desempenho na previsão de consumo;
- Qual é o desempenho típico de previsão probabilística, quer para o valor esperado, quer para a incerteza;
- Como varia o desempenho da previsão probabilística com a hora do dia, o dia da semana e o mês do ano;
- Para o modelo de previsão desenvolvido, qual a melhoria de desempenho relativamente a modelos de referência;
- Quais os custos típicos associados aos desvios e quais as perdas para o agente comercializador e como variam essas perdas ao longo dos meses do ano, dos dias da semana e da hora do dia;

- Quais as estratégias de procura melhor sucedidadas, recorrendo à previsão probabilística e análise de risco;
- Qual o benefício económico da utilização do modelo de previsão desenvolvido;

As soluções a estas questões serão obtidas através de técnicas de previsão híbridas que combinam a utilização de redes neuronais e formulações de funções de probabilidade analíticas. Para a otimização das estratégias serão usadas abordagens de análise de risco.

1.3 Objetivos

Com esta dissertação pretende-se estudar alguns mecanismos de otimização de estratégias de oferta em mercado através da utilização de previsão probabilística de agregado de consumos. Pretende-se, assim, cumprir os seguintes objetivos:

- Analisar erros de previsão e desvios típicos da empresa comercializadora;
- Analisar os custos de desvios resultantes do mercado SPOT;
- Estudar e comparar abordagens de previsão probabilística de consumo, estudando diferentes combinações de variáveis de entrada;
- Modelizar a utilização da previsão probabilística na análise de risco;
- Simular, ao longo de um ano, a utilização dos modelos desenvolvidos aplicados aos casos de oferta em mercado da empresa comercializadora.

1.4 Estrutura da Dissertação

Para além da introdução, esta dissertação contém mais 5 capítulos.

No capítulo 1 é feita uma introdução ao tema, onde se realiza uma contextualização do assunto e se apresenta a motivação para o seu estudo. São definidas as principais questões a responder e os objetivos a cumprir e, por fim, são detalhados o desenvolvimento do trabalho em ambiente empresarial e os dados utilizados.

No capítulo 2, é descrito o estado da arte em relação à previsão probabilística do consumo.

No capítulo 3, é delineada e explicada a metodologia a seguir na realização da previsão probabilística, na otimização de estratégias de mercado e na aplicação das otimizações das estratégias de mercado.

No capítulo 4, é aplicada a metodologia exposta no capítulo anterior, sendo feita uma análise aos dados do consumo, aplicada a metodologia da previsão probabilística e analisados os seus resultados e comparados com outras técnicas de referência, e calculados os resultados das estratégias de mercado, comparando com os resultados obtidos pela empresa comercializadora.

Por fim, no capítulo 5 são registadas as conclusões mais importantes a retirar deste estudo.

1.5 Desenvolvimento do Trabalho em Ambiente Empresarial

O desenvolvimento do presente trabalho foi efetuado na empresa de comercialização de eletricidade Energia Simples com parceria estabelecida pela Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (FEUP).

A Energia Simples é a marca da empresa PH Energia, Lda e é uma comercializadora de energia elétrica no mercado liberalizado. A Energia Simples foi criada em novembro de 2014, com sede no Porto. Enquanto empresa, tem o compromisso de satisfazer os seus clientes, garantindo que a oferta de produtos e serviços seja a mais justa. Além da preocupação com os seus clientes, a Energia Simples tem atenção com o nosso planeta, oferecendo soluções de autoconsumo que produzem energia 100% renovável.

No desenvolvimento deste trabalho, participou-se de reuniões semanais com o objetivo de apresentar o processo da dissertação presente e de acompanhar outras dissertações feitas no mesmo ambiente empresarial.

1.6 Dados Utilizados

Os dados utilizados para a realização desta dissertação foram os dados do consumo dos clientes da Energia Simples e dados de previsões meteorológicas para o dia seguinte, para um periodo compreendido entre 1 de janeiro de 2019 e 31 de dezembro de 2020.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

Neste capítulo é feita, numa primeira parte, uma descrição do funcionamento do MIBEL, incluindo os tipos de mercado em que se pode participar e as suas principais características, e o processo de cálculo da valorização dos desvios encontrados. De seguida, é feita uma contextualização das técnicas de previsão probabilística de consumos existentes.

2.1 Mercados de Eletricidade

A energia elétrica a grosso é negociada por toda a Europa nos Mercados de Eletricidade. Grande parte são mercados conjuntos de vários países, como no caso de Portugal e Espanha. O Mercado Ibérico de Eletricidade foi criado em conjunto pelos governos de Portugal e de Espanha de forma a promover a integração e funcionamento conjunto dos sistemas elétricos dos dois países. Este processo teve início em 1998 e culminou com a abertura do mercado a 1 de Julho de 2007 com o arranque do mercado em toda a sua dimensão. [5]

O MIBEL apresenta vários mercados com vários produtos, supervisionados por entidades independentes dos dois países. Do lado português é regulado em conjunto pela ERSE (Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos) e pela CMVM (Comissão de Mercados e Valores Mobiliários). Do lado espanhol a supervisão é feita pela CNMC (Comissão Nacional de Mercados e Concorrência) e pela CNMV (Comissão Nacional do Mercado de Valores) [6].

Da mesma forma, a gestão dos diferentes mercados do MIBEL é feita por dois pólos diferentes, um português e outro espanhol. O Operador de Mercado Ibérico Espanhol (OMIE) é responsável pela gestão dos mercados diário e intradiário de eletricidade. Este operador participa no acoplamento dos mercados grossistas de eletricidade da União Europeia [7], [8]. O Operador de Mercado Ibérico Português oferece, em conjunto com a câmara de compensação OMICLEAR, uma plataforma *online* para derivados de energia, sendo responsável pela gestão do Mercado a Prazo do MIBEL [9, 10].

2.1.1 Mercado SPOT Diário

O Mercado Diário, também conhecido por *day-ahead-market*, é a plataforma de compra e venda de energia elétrica utilizada pelos vendedores e compradores da península ibérica. Deste mercado resulta o preço da energia elétrica para as 24 horas do dia seguinte, que é obtido através da análise das curvas de oferta e de procura submetidas pelos intervenientes no mercado. Este mercado arranca diariamente às 12:00 horas CET (Fuso horário central europeu), em conformidade com os restantes mercados diários europeus [11].

Assim, os agentes do mercado podem apresentar ofertas ou de venda, caso sejam produtores de energia elétrica, ou ofertas de compra. As ofertas de venda devem apresentar a quantidade de energia a vender (MWh) e o preço ao qual essa energia deve ser vendida, por unidade de energia elétrica (€/MWh). Da mesma forma, o comprador deve apresentar na sua proposta a quantidade de energia que pretende comprar e o preço que está disposto a pagar por cada unidade de energia[12, 13].

Quando termina o período de submissão das ofertas, o operador de mercado, neste caso o OMIE, forma as curvas agregadas de oferta e de procura. A curva agregada de oferta resulta da ordenação por ordem crescente de preço das ofertas de venda, enquanto que a curva agregada da procura resulta da ordenação por ordem decrescente de preço das propostas de compra. A interseção destas curvas é o ponto que determina o preço a pagar por todos os compradores aos vendedores por unidade de energia elétrica, denominado de preço marginal do sistema [13].

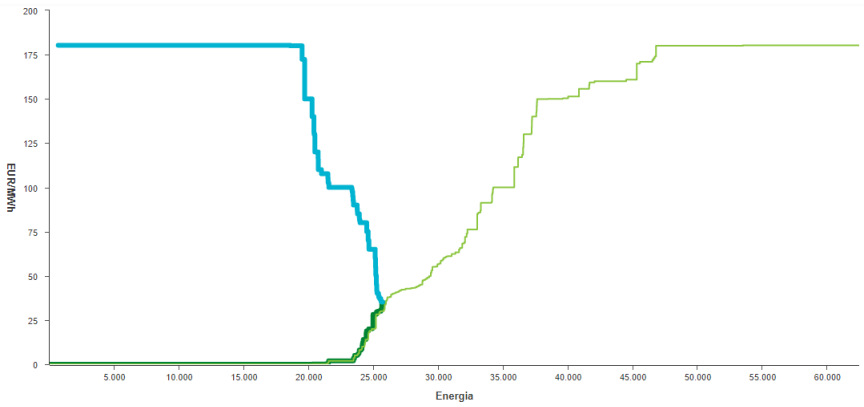


Figura 2.1: Interseção das curvas agregadas de procura (azul) e oferta (verde), adaptado de [1]

De notar que uma vez que mercado é partilhado por Portugal e Espanha há 7 interligações na fronteira dos dois países, de forma a haver o fluxo de energia entre os dois países, caso seja o resultado do mercado. Assim, caso o fluxo determinado pelo mercado seja superior à capacidade de interligação total entre os dois países, o mercado é separado para os dois países, onde o preço resultante para ambos os países vai ser diferente. A este fenómeno dá-se o nome de *market splitting* [14].

Quando há ocorrência de desvios neste mercado está definida no Manual de Procedimentos do Acerto de Contas um agravamento do valor dos desvios, uma vez que um desvio neste mercado

leva à impossibilidade da validação técnica da programação e construção do Programa Diário de Base de Funcionamento [15].

2.1.2 Mercado SPOT Intradiário

Após o fecho do Mercado Diário há a abertura do Mercado Intradiário. Este mercado é uma ferramenta importante para que os agentes de mercado possam ajustar o seu programa resultante do mercado diário, de forma a melhor adequar a energia comprada às suas necessidades. Assim, os agentes que no Mercado Diário foram compradores podem, neste mercado, comprar mais energia caso não tenham conseguido adquirir a energia necessária, ou então vender, caso tiver sido adquirida energia em excesso.

Assim, este mercado encontra-se dividido em dois tipos de mercado. Há a realização de um mercado em leilão, que é estruturado em 6 sessões com diferentes horizontes temporais [11]:

- 1ª sessão: tem início às 14:00h e encerra às 15:00h do dia D. O seu horizonte temporal é de 24 horas, da hora 1 à hora 24 do dia D+1;
- 2ª sessão: tem início às 17:00h e encerra às 17:50h do dia D. O seu horizonte temporal é de 28 horas, da hora 21 à hora 24 do dia D e da hora 1 à hora 24 do dia D+1;
- 3ª sessão: tem início às 21:00h e encerra às 21:50h do dia D. O seu horizonte temporal é de 24 horas, da hora 1 à hora 24 do dia D+1;
- 4ª sessão: tem início à 1:00h e encerra às 1:50h do dia D+1. O seu horizonte temporal é de 20 horas, da hora 5 à hora 24 do dia D+1;
- 5ª sessão: tem início às 4:00h e encerra às 4:50h do dia D+1. O seu horizonte temporal é de 17 horas, da hora 8 à hora 24 do dia D+1;
- 6ª sessão: tem início às 9:00h e encerra às 9:50h do dia D+1. O seu horizonte temporal é de 12 horas, da hora 13 à hora 24 do dia D+1;

O preço de mercado é encontrado através de um leilão, onde quer vendedores quer compradores podem apresentar as suas propostas de venda ou de compra de energia elétrica, onde devem de constar entre 1 e 5 trechos de quantidade de energia que se pretende vender ou comprar. Após o fecho de mercado a proposta será emparelhada com o agente que apresentar o preço mais vantajoso, ou seja, a oferta com o preço mais barato para um comprador e a oferta com o preço mais caro para um vendedor [11].

Existe, também, um Mercado Intradiário Contínuo, que é de âmbito europeu e permite aos agentes de mercado que negoceiem com outros agente tanto na mesma zona de preço, como em zonas diferentes. Este mercado também permite a compra e venda de energia por parte de todos os intervenientes, de forma a eliminar os possíveis desvios do mercado diário. Este mercado permite a negociação até uma hora antes da entrega da energia [11].

Para este caso, a existência de desvios depois do encerramento do mercado leva a um agravamento do custo dos desvios. O agravamento é correspondente ao triplo do módulo do valor do desvio [15].

2.1.3 Contração Bilateral e PPA

A contratação bilateral entre agentes de mercado possibilita a transação de energia entre um vendedor e um comprador. Com a celebração deste contrato uma das partes compromete-se a injetar na rede energia elétrica e a outra parte compromete-se a receber a energia elétrica contratada, ajustada para perdas, ao preço e condições fixadas no mesmo contrato, sendo cada parte responsável pelos respetivos encargos resultantes da sua participação no mercado de eletricidade [12].

Este tipo de contratos são extremamente vantajosos uma vez que tornam a compra e venda de energia menos volátil. O preço é definido previamente, o que é benéfico tanto para o vendedor como o comprador, pois elimina a imprevisibilidade do preço de aquisição da energia nos vários mercados, permitindo a ambas as partes conhecer as receitas e os custos da operação.

Um PPA (*Power Purchase Agreement*) é um contrato de compra e venda de energia a longo prazo, realizado entre um produtor de energia renovável e um comprador. Esta opção também é muito viável uma vez que garante a aquisição de garatias de origem, uma vez que a fonte de energia é sempre verde. [16, 17]

A principal desvantagem deste tipo de contratos prende-se com a incerteza de produção de energia elétrica numa data futura. É impossível garantir com toda a certeza que se pode cumprir na função de fornecer a quantidade de energia contrada, especialmente quando os produtores usam fontes renováveis. Assim, este tipo de contratos garantem um preço fixo da energia, mas não garantem o abastecimento da energia contratada.

2.1.4 Mercado a Prazo

O Mercado a Prazo do MIBEL, gerido pelo OMIP, é o mercado de derivados de eletricidade. Neste mercado é possível realizar vários tipos de contratos entre vendedores e compradores para aquisição de energia elétrica em vários horizontes temporais (semana, mês, trimestre ou ano). Este mercado tem a particularidade de oferecer a possibilidade de ter entrega física da energia contratada ou utilizar os contratos apenas como um instrumento financeiro na gestão de risco da operação. O MIBEL oferece os seguintes tipos de contratos [13]:

- Contratos de Futuros: Contratos padronizados de compra e venda de energia para um determinado horizonte temporal em que o vendedor se compromete a colocar energia elétrica na rede e o comprador se compromete a adquirir essa mesma energia na data combinada, pelo preço combinado. Este tipo de contrato tem a liquidação diária, sendo maioritariamente usados como instrumentos financeiros.

- Contratos *Forward*: Contratos padronizados de compra e venda de energia, semelhantes aos Contratos de Futuros, mas as margens são liquidadas apenas no momento da entrega, sendo que a entrega física é obrigatória.

- Contratos *SWAP*: Contratos padronizados, em que se troca uma posição em preço variável por uma posição de preço fixo, ou vice-versa, dependendo do sentido da troca. Este tipo de contratos destina-se a gerir ou tomar risco financeiro, não existindo, por isso, entrega do produto subjacente, mas apenas a liquidação das margens correspondentes.

Os contratos mais utilizados no Mercado a Prazo são os Contratos de Futuros, que têm dois tipos de produtos. O Produto Base (*Baseload*) oferece a mesma quantidade de energia para todas as horas de um determinado período, enquanto que o Produto Pico (*Peakload*) oferece a mesma quantidade de energia para as 16 horas de pico dos dias úteis de um dado período.

Este tipo de contratos, à semelhança dos contratos bilaterais e PPA's garantem um preço fixo e uma quantidade de energia contratada, mas, por outro lado, o comprador não consegue ter a certeza da quantidade exata que vai ser consumida na data futura, pelo que pode estar a contratar demasiada energia para um determinado período futuro.

2.1.5 Desvios

Segundo o Regulamento UE2017/2915 [4, Art.2º], um desvio é definido como "uma quantidade de energia calculada para um agente de mercado responsável pela liquidação dos desvios e correspondente à diferença entre a quantidade atribuída a essa parte responsável e a posição final da mesma parte, incluindo os ajustamentos de desvios aplicados ao dito agente responsável, num dado período de liquidação de desvios". De forma mais resumida, um desvio é entendido como a diferença entre a energia adquirida por um agente no seu respetivo mercado, e a energia efetivamente consumida pelo mesmo.

Assim, o cálculo da quantidade de energia atrbuida, do ajustamento do desvio e o desvio é realizado pelo Operador da Rede de Transporte (ORT) de cada zona de programação. O desvio deve, também, indicar a quantidade e o sentido da transação entre o agente de mercado responsável pela liquidação dos desvios e o ORT. Desta forma, os desvios podem ser negativos, caso haja um défice de energia por parte do agente responsável pela liquidação de mercado, ou positivo, caso haja excesso de energia por parte do agente de liquidação de mercado [4, Art.54º].

O preço a pagar pelos desvios é definido pelo cada ORT e o sentido das liquidações é realizado da seguinte forma:

	Preço de Desvio Positivo	Preço de Desvio Negativo
Desvio Positivo	Pagamento do ORT ao agente	Pagamento do agente ao ORT
Desvio Negativo	Pagamento do agente ao ORT	Pagamento do ORT ao agente

Tabela 2.1: Pagamento dos desvios, adaptado de [4, Art.55º]

A liquidação dos desvios é um mecanismo importante para a eficiência do sistema elétrico. Funciona como um incentivo à compra exata da energia necessária. Os compradores não devem comprar energia em excesso, uma vez que o excesso traduz-se num custo adicional.

2.2 Previsão de Consumos

A previsão dos consumos é uma ferramenta importante e já desde há bastante tempo estudada. Uma previsão de qualidade ajuda a empresa comercializadora a comprar a quantidade de energia necessária de forma a corresponder às suas necessidades.

Os métodos mais explorados de previsão de consumos são os métodos determinísticos. Estes métodos oferecem uma previsão baseada no valor médio e assume que todos os valores futuros são uma combinação de diferentes variáveis anteriores já conhecidas, como o consumo em dias anteriores, por exemplo.

Recentemente tem-se explorado outro tipo de previsão, a previsão probabilística. Este tipo de previsão tem como objetivo indicar um valor de probabilidade a um certo acontecimento. Assim, ao minimizar a incerteza obtida é possível chegar a um intervalo reduzido em que a probabilidade do valor real estar fora desse intervalo é muito reduzida. Para alcançar este intervalo há diversos métodos, que vão ser descritos abaixo.

2.2.1 Variáveis Influenciadoras do Consumo

Devido à dispersão da rede elétrica, o consumo em diferentes zonas dificilmente é o mesmo, variando tanto com a quantidade de utilizadores num certo ponto e com a hora do dia em que se encontra.

Desta forma, é fundamental entender quais as variáveis que influenciam o consumo num dado ponto, para conseguir realizar uma previsão precisa do consumo.

Assim, segundo [18], as variáveis que mais influenciam o consumo elétrico podem ser divididas em fatores meteorológicos, e fatores calendários e temporais.

Os fatores meterológicos englobam o conjunto do clima, definido pela média da meteorologia numa dada zona num determinado espaço de tempo, e as variações mais pontuais das variáveis climatéricas, como a temperatura, velocidade do vento, irradiância ou humidade.

Por outro lado, os fatores calendários e temporais estão ligados às quantidades de base e pico dos consumos. Num dia de semana (segunda a sexta-feira) é esperado um consumo mais elevado comparativamente a um dia de fim de semana ou um feriado. Durante o dia, também é esperada uma variação dos padrões de consumo, conforme a hora que se observa.

Existem ainda outros fatores que influenciam o consumo elétrico, tais como o tipo de consumidor (doméstico ou industrial) que não devem ser ignorados.

Assim, as variáveis consideradas na previsão de consumos do dia seguinte são [19]:

- Hora do dia, h;
- Dia da semana, D;

- Mês do ano, M;
- Consumos anteriores, $C_{D,h}$. Geralmente é considerado o consumo na hora do dia em que se realiza a previsão (C_D) e o consumo na mesma hora do dia da semana anterior ($C_{D-6,h}$).
- A temperatura atmosférica, tanto no dia (T_D), como na semana anterior, à hora que se pretender prever $T_{D-6,h}$

Normalmente as variáveis h, D e M sofrem transformações de forma a tornarem-se cíclicas, ajudando ao processo de previsão.

2.2.2 Horizontes Temporais

Um aspeto importante a ser decidido antes de efetuar previsões é definir o horizonte temporal da previsão. Segundo Hong [20], o horizonte temporal pode ser dividido, de modo geral, em previsões a longo prazo e previsões a curto prazo, sendo que são consideradas de curto prazo até duas semanas após a hora definida. De notar que também é possível encontrar outras denominações, como previsões a muito curto prazo ou previsões a médio prazo.

A definição do horizonte temporal é essencial para a qualidade da previsão, visto que uma metodologia para uma previsão a curto-prazo não terá um desempenho ótimo quando aplicado a um horizonte temporal a longo prazo.

Assim, pretende-se realizar a previsão para o dia seguinte, que engloba as seguintes variáveis:

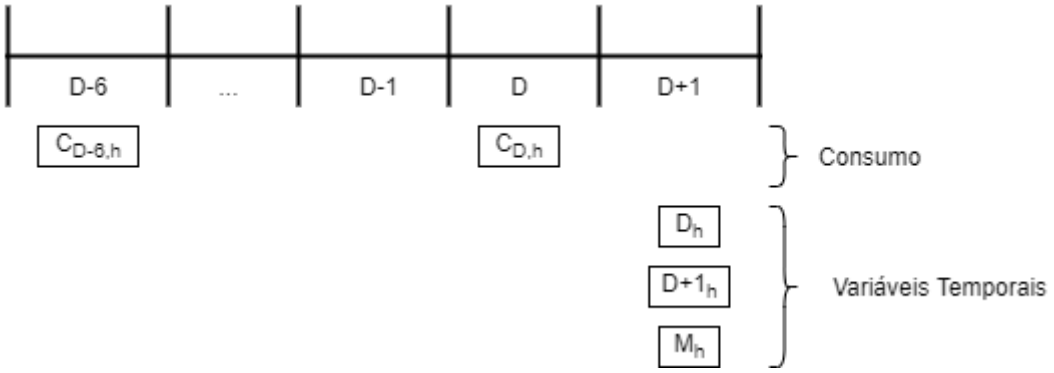


Figura 2.2: Horizonte Temporal e Variáveis usadas na Previsão de consumo para o dia seguinte

2.2.3 Modelização da Incerteza

A incerteza é o parâmetro principal quando se realiza um previsão probabilística. Hong [20] define que as previsões probabilísticas são representadas por funcões de distribuição de probabilidades ou sob a forma de quantis, densidades ou intervalos. No mesmo artigo conclui que a modelização da incerteza pode ser feita de três formas diferentes:

- Incerteza na entrada: De forma a introduzir incerteza na entrada, é realizada uma modelização estocástica na entrada, ou seja, são introduzidas entradas aleatórias, de acordo com uma distribuição ou intervalo pré-definido.

- Incerteza na base de conhecimento: O uso de alguns modelos, como os KDE, permitem a introdução de incerteza.
- Incerteza gerada por cada modelo: É muito comum o mesmo modelo, quando executado diversas vezes, não apresentar o mesmo resultado. Assim, agregado todos os resultados finais (saídas) de um determinado modelo obtém-se uma distribuição que modeliza a incerteza da previsão.

2.2.4 Técnicas de Previsão Determinística

As técnicas de previsão mais utilizadas são as chamadas de Técnicas de Previsão Determinística. Estas técnicas são estudadas e utilizadas há relativamente bastante tempo, e o objetivo é obter um valor único para a variável que se pretende prever. Os modelos são normalmente puramente matemáticos, e os mais utilizados são [21]:

2.2.4.1 Métodos Regressivos e Séries Temporais

Estes métodos baseam-se em relacionar as varáveis de entrada com a saída através de equações matemáticas lineares, partindo de valores anteriores. No caso da previsão de consumos, estas equações traduzem a relação entre o consumo previsto e os diferentes fatores que influenciam o consumo. Estes modelos podem expressar matematicamente por [22]:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_k x_k + ... + \varepsilon \tag{2.1}$$

Nesta fórmula, y é o consumo, x_k são as variáveis utilizadas passadas utilizadas, β_k são os coeficientes de refressão e ε é o coeficiente do erro associado.

Semelhantes aos Métodos Regressivos, as séries temporais são usadas também para expressar uma relação entre entradas e saída, utilizando valores anteriores e atuais de variáveis e acrescentando variáveis que modelizam o erro que possa existir entre valores reais e previsto [23].

Um dos métodos muito utilizados é conhecido como ARMA (*Auto Regressive Moving Average*), que é uma combinação da parte Auto-Regressiva (AR), que se refere aos valores passados da variável que se pretende prever, juntamente com a parte de Média Móvel (MA), que se refere aos valores de ruído anteriores. [24]. Este método deve ser repetido algumas vezes de forma a apurar os coeficientes de ruído, garantindo assim que estes se encontram adaptados à previsão que se pretende realizar. [25]. Porém, este modelo tem uma limitação importante de referir. Apenas se pode usar o modelo quando a série for estacionária, ou seja, os dados não dependem do horizonte temporal em que são retirados.

De forma a tornar este algoritmo capaz de ultrapassar a limitação referida, foi criado o modelo ARIMA (*Auto Regressive Integrated Moving Average*), onde se faz uma diferenciação da série temporal, tornando qualquer série estacionária [24].

Atualmente existem diversas variantes deste método, que se distinguem pela forma de diferenciação ou pelo tipo de variáveis que são utilizadas. [24]. Por exemplo, se o atraso considerado

numa variável for superior a 1, o modelo é considerado de *seasonal* ARIMA (SARIMA). Quando o modelo depende de outras séries temporais é considerado ARMAX [24].

Estes modelos foram usados com sucesso por Cuaresma et al. [26] para previsão de preços no mercado alemão de eletricidade.

Atualmente, estes modelos são mais usado em conjunto com outras técnicas, formando modelos híbridos. É o caso de Cui e Peng [27], que utizam um modelo ARIMAX para prever o consumo a curto prazo, concluindo que o modelo é muito efetivo.

2.2.4.2 *Redes Neuronais*

As ANN (*Artificial Neural Networks*) são dos modelos mais conhecidos e mais utilizados de inteligência artificial. As redes neuronais foram criadas para simular o cérebro biológico de forma a chegar a resultados mais precisos. Assim, uma rede neuronal é constituida por vários neurónios, que recebem informação e através de fórmulas pré-definidas geram uma saída, que passarão ao próximo neurónio.

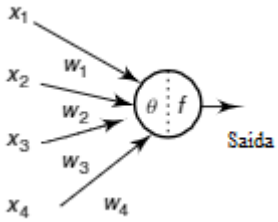


Figura 2.3: Representação de um neurónio de uma rede neuronal, adaptado de [2].

Nesta figura pode-se ver que um neurónio recebe de outros neurónios que estão ligados determinados valores, x, com determinados pesos, w, e a combinação dessas entradas gera a saída, a ser passada para o neurónio seguinte.

Uma rede neuronal é, então, um conjunto de vários neurónios, divididos em diferentes camadas. A camada de entrada são os neurónios que recebem as entradas, ou seja, as variáveis que se pretendem considerar. As camadas escondidas são as diferentes camadas onde os cálculos são realizados de forma a ter a melhor saída possível. A camada de saída é a camada que recebe os valores calculados das variáveis de saída.

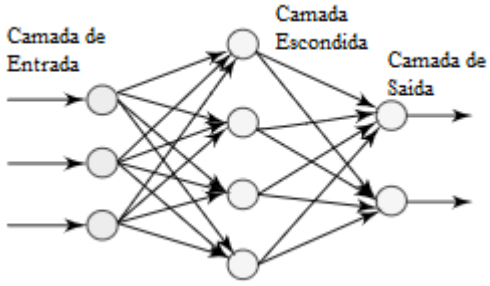


Figura 2.4: Exemplo de rede neuronal, adaptado de [2]

Para o método funcionar, é necessário realizar o treino da rede neuroral. Este processo consiste em fornecer à rede uma série de entradas e saídas e a rede encontra a melhor forma de encontrar as saídas com as entradas fornecidas. A rede neuronal minimiza o erro quadrático médio entre as saídas fornecidas e as saídas obtidas de forma a encontrar a rede ótima.

As redes neuronais podem ser dividias em dois tipos [3]. O primeiro são as *Feed Forward* em que cada neurónio de uma camada comunica com todos os neurónios da camada seguinte. O sentido da informação é unidirecinal, começando nos nós de entrada, passando pelos nós da camada escondida, acabando nos nós de saída [28].

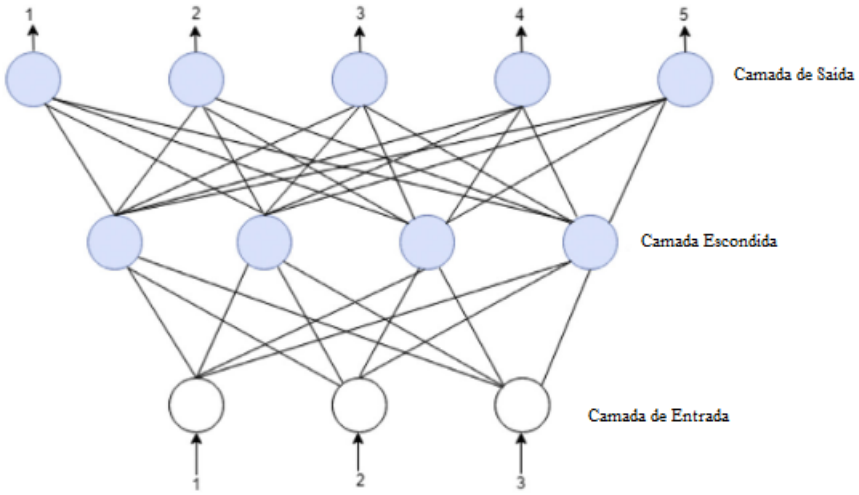


Figura 2.5: Exemplo de uma rede neuronal *Feed Forward*, adaptado de [3].

O outro tipo são as *Feed Backwards*, que estão dotadas de uma capacidade de armazenar "memória"em estados. Assim, ao longo do tempo estas redes neuronais permitem uma otimização dos valores dos neurónios anteriores [3].

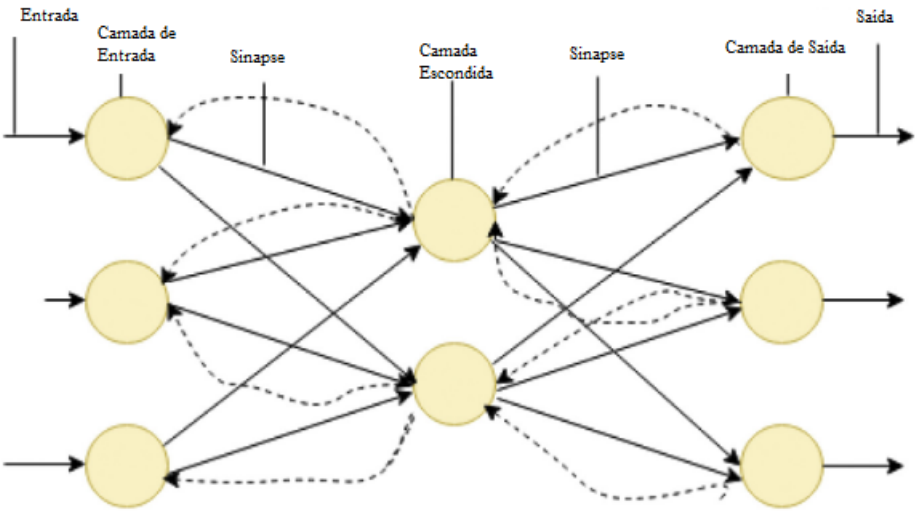


Figura 2.6: Exemplo de uma rede neuronal *Feed Backwards*, adaptado de [3].

2.2.4.3 *Support Vector Machine*

O método SVM é uma metodologia de classificação e regressão de dados, baseada em técnicas não-lineares do tipo *kernel*. Devido à sua capacidade de reconhecimento de padrões, este método tem sido aplicado à previsão, incluindo a previsão de consumos.

Apesar de ser semelhante às redes neuronais, este método mapea dos dados de entrada (lineares) numa dimensão superior através de uma função do tipo *kernel*. Assim, os dados são mais fáceis de processar em termos computacionais. Os dados são novamente convertidos para o espaço linear, obtendo os resultados pretendidos [29].

2.2.5 Técnicas de Previsão Probabilística

As Técnicas de Previsão Probabilística são, também, um campo estudado há bastante tempo, mas apenas recentemente começaram a ser aplicadas à previsão de consumos. O objetivo destas técnicas é obter uma distribuição probabilística da previsão, de forma a modelizar toda a incerteza que é comum ao problema da previsão. A incerteza pode ser modelizada de diversas maneiras. Ao modelizar a incerteza nos dados de entrada consideram-se valores aleatórios, de acordo com uma distribuição ou um intervalo. Na modelização na base de conhecimento a incerteza é modelizada no próprio modelo em si. É possível também modelizar a incerteza a partir da agregação de resultados obtidos através da execução sucessiva do mesmo modelo, obtendo assim uma distribuição dos resultados.

De seguida são apresentados os métodos mais comuns.

2.2.5.1 *Quantile Regression*

Passando para métodos probabilísticos, Bazionis [25] expõe alguns dos métodos mais usados, sendo que se podem retirar alguns para a previsão probabilística do consumo.

Em primeiro lugar, os métodos de QR partem do princípio da utilização de quantis para aproximar a função de distruibuição de probabilidade [25]. Este método parte do método de regressão linear normal, mas adiciona parâmetros que permitem modelar os quantis. Fazendo a soma de todos os quantis é possível encontrar a PDF da variável pretendida, neste caso o consumo.

Assim, pode-se partir da seguinte equação: [30]

$$\hat{y} = \beta x + \varepsilon \tag{2.2}$$

Nesta expressão, $\hat{y}$ representa a variável a prever-se, β é um vetor com os parâmetros de otimização, x são as variáveis de entrada e ε é um valor aleatório de erro.

2.2.5.2 *Kernel Density Estimation*

O KDE é uma forma de estimar uma PDF de uma variável a partir de dados previamente conhecidos.

Para realizar este método é necessário definir uma função *kernel* e centrar essa função em cada ponto conhecido. Depois, a PDF da função é obtida seguindo a seguinte equação:

$$f(x) = \frac{1}{nh}\sum_{i-1}^{n} K(\frac{x - x_i}{h}) \tag{2.3}$$

Nesta equação, n é o número de pontos da amostra, K é a função de *kernel*, h é o parâmetro de amortecimento e x_i é o ponto da amostra.

Ao fazer a soma e todas as funções, e normalizando através da divisão pelo número de amostra, é obtida a PDF da variável que se pretende prever.

2.2.5.3 Neural Network Quantile Regression

Uma QRNN é uma agregação de dois métodos já analisados previamente. Enquanto que uma *Quantile Regression* é uma modelização linear do problema, o QRNN utiliza redes neuronais para modelizar o problema de forma não linear [31]. De seguida, utilizando uma regressão linear é possível determinar os quantis e obter uma distribuição probabilística da previsão.

Este método foi utilizado para a previsão do consumo em algumas outras ocasiões.

Recentemente, Deng et Al. [32] utilizaram este método para prever o consumo em áreas residenciais, concluindo que o seu modelo baseado em QRNN obtia grandes melhorias em relação às técnicas mais utilizadas.

Este método também foi utilizado por Gan et Al. [33] para realizar uma previsão probabilítica de consumos, onde concluiram que a QRNN obtia os melhores resultados em todos os indicadores dos métodos testados.

2.2.5.4 Quantile Regression Forests

Este método foi proposto e desenvolvido por Meinshausen [34] e baseia-se na técnica das florestas aleatórias. O QRF é uma composição de várias árvores de decisão que respondem a um algoritmo de regressão probabilítico [35]. A construção das árvores da floresta consiste em treinar a cada N observações, ou seja, a cada árvore é fornecido um subconjunto do conjunto de treino. [36].

De forma a prever o consumo, Zhang et Al. [37] aplicaram este método, obtendo resultados muito promissores.

Pouco tempo depois, a mesma equipa apresentou uma metodologia semelhante [38], usando o mesmo método, que também resultou numa melhoria da previsão.

2.2.5.5 Métodos de Ensemble

Os métodos de *Ensemble* são métodos que têm sido cada vez mais utilizados para realizar previsões probabilísticas. Estes métodos consistem na realização de previsões determinísticas várias vezes em paralelo. Como os diferentes métodos apresentam resultados ligeiramente diferentes

cada vez que são utilizados, mesmo com as mesmas entradas, o resultado final da agregação dos resultados irá ser uma PDF, da qual se pode retirar conclusões [39].

Li et al. [40] usaram um *Emsemble* de SVR para efetuar a previsão do consumo elétrico a curto prazo, obtendo resultados muito promissores.

Ribeiro et al. [41] usaram um *Emsemble* de redes neuronais do tipo *wavelet* para prever o consumo a curto prazo, obtendo resultados que obtiveram uma melhor *performance* que os restantes modelos testados.

Zhang e Wang [42] utilizam um método de decomposição espectral para filtragem de dados, que depois foram aplicados a um *Ensemble* de métodos ARIMA e SVM para previsão a curto prazo, e concluiram que o método obteve bons resultados.

Chen et al. [29] utilizaram, também, um *Ensemble* baseado em redes neuronais, obtendo bons resultados.

2.2.6 Indicadores de Erro Determinístico

Para determinar a qualidade das previsões há inúmeros indicadores que podem ser usados. Meer [43] compilou uma lista, de onde foram retirados alguns dos mais utilizados.

O mais comum é o MAE (*Mean Absolute Error*, que é um indicador da precisão de um método [44]. O valor do MAE é dado pela seguinte fórmula [44]:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} | y_i - \hat{y}_i | \tag{2.4}$$

Nesta equação, n é o número de elementos, y_i é o valor real do consumo e $\hat{y}_i$ é o valor previsto do consumo.

Outros indicadores importantes são o MSE (*Mean Square Error*) e o RMSE (*Root Mean Square Error*) que é dado pela expressão [44]:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2 \tag{2.5}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{2.6}$$

Também é usual usar uma normalização do RMSE (nRMSE), de forma a perceber se a previsão contém erros muitos grandes [45].

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{t=1}^{n}\frac{| y_i - \hat{y}_i |}{y_i} \tag{2.7}$$

De forma a avaliar o *Bias* de uma previsão, ou seja, se um modelo subestima ou sobrestima, deve-se usar o *Mean Bias Error* (MBE). A vantagem deste indicador é que caso o valor seja elevado e positivo pode-se concluir que o modelo sobrestima bastante. Porém, tem a grande desvantagem de ser dependente da escala e não indicar onde se encontram os erros. O MBE é dado por [46]:

$$MBE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i) \tag{2.8}$$

2.2.7 Indicadores de erro Probabilístico

Uma vez que a previsão probabilística é uma área da previsão que apenas recentemente começou a ser estudada de forma mais profunda, os indicadores de erro probabilístico ainda não se encontram muito estabelecidos [20].

Para avaliar uma previsão probabilística, Pinson et al. [47] definiram três critérios que devem ser tomados em conta: *reliability*, *sharpness* e *resolution*.

Reliability, ou calibração, é um aspeto muito importante de uma previsão, uma vez que avalia a semelhança entre a distribuição de uma previsão e a distribuição dos valores observados.

Shapness refere-se ao grau de informação que a previsão probabilística contém. Assim, *sharpness* torna-se um critério muito importante na definição de uma previsão probabilística, uma vez que um valor elevado traduz-se numa redução da incerteza.

Resolution é um critério relacionado com a variabilidade da previsão probablística [47].

Assim, o objetivo de uma previsão probabilística é garantir que a distribuição prevista se encontra dentro do intervalo de previsão definido. De forma a determinar se uma previsão se encontra dentro do intervalo estabelecido, é usado o *Prediction Interval Coverage Percentage* (PICP), dado por [44]:

$$PICP = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} e_i \tag{2.9}$$

em que

$$\mathrm{e}_i = \begin{cases} 1, & \text{se } y_i \in [L_i; U_i]. \\ 0, & \text{se } y_i \notin [L_i; U_i]. \end{cases}$$

Na formulação acima, L_i é o limite inferior do intervalo de previsão definido e U_i é o limite superior.

Porém, a avaliação do PICP pode ser enganosa, uma vez que uma previsão com um intervalo alargado pode levar a valores elevados de PICP. Mesmo o ideal será ter um valor elevado de PICP, também é ideal ter um intervalo mais pequeno [44].

Assim, é usado o *Prediction Interval Normalized Average Width* (PINAW) que avalia o intervalo de previsão obtido, e é dado por [44]:

$$PINAW = \frac{1}{nR}\sum_{i=1}^{n}(U_i - L_i) \tag{2.10}$$

Nesta equação, R é a diferença entre os valores mínimos e máximos obtidos, sendo uma variável usada para normalizar o resultado.

O *Continuous Ranking Probability Score* é um indicador que avalia simultaneamente a *Reliability* e *sharpness* de uma previsão. É um indicador robusto que tem a vantagem de, ao ser

aplicado a uma previsão determinística, indicar o erro absoluto, pelo que permite uma comparação justa entre previsões probabilísticas e determinísticas. Assim, o CRPS pode ser definido como [48]:

$$CRPS(F,x) = \int_{-\infty}^{+\infty} (F(y) - \Gamma(y \leq \hat{y})^2) \tag{2.11}$$

Em que $F(y)$ representa a PDF prevista e Γ é uma função de *Heavyside*. Um valor baixo de CRPS é um bom indicador de que a previsão é boa, uma vez que este valor está diretamente relacionado com o erro absoluto de uma previsão.

De forma semelhante ao CRPS, utiliza-se também a função de *Pinball Loss*. Esta função aplica-se mais aos métodos de previsão por quantis e pode formulada por [34]:

$$\mathrm{L}_\tau = \begin{cases} (1-\tau) \mid \hat{y}_\tau - y \mid, & \text{se } \hat{y}_\tau > y. \\ \tau \mid \hat{y}_\tau - y \mid, & \text{se } \hat{y}_\tau < y. \end{cases}$$

Onde $\hat{y}_\tau$ é a previsão para o quantil τ e y é o valor real. Um valor baixo de *Pinball Loss* é indicativo de uma boa previsão.

2.2.8 Modelos *Benchmark*

Um Modelo *Benchmark* é um modelo utilizado como comparação com o modelo de previsão que se pretende testar. Este modelo tanto pode ser um modelo já existente, como pode ser um modelo criado apenas para o caso a estudar. A comparação com estes tipos de modelo é uma forma mais robusta de avaliar o desempenho de um modelo, uma vez que é possível avaliar os erros de cada modelo e classificar as suas performances.

Gan et al. [33] utilizam três modelos diferentes de *Benchmark* no estudo do seu modelo. O primeiro é um modelo de regressão linear múltipla, que é usado com o propósito de detetar *outliers*. O segundo modelo é do tipo ANN e é usado em paralelo com o primeiro de forma a apenas considerar a incerteza da temperatura. É também usado um modelo de QR linear.

Bracale et al. [36] utilizam, também, três modelos de *Benchmark*. O primeiro é uma comparação do valor previsto do consumo com o valor real observado. Os outros dois modelos são baseados em QR.

Capítulo 3

Metodologia

Neste capítulo é exposta a metodologia de forma a realizar a previsão probabilística e a calcular os custos com os desvios, bem como a melhor forma de utilizar os resultados da previsão probabilística.

3.1 Previsão probabilística

Enquanto que uma previsão determinística do consumo prevê um valor único do consumo para uma determinada hora, uma previsão probabilística prevê uma função de distribuição de probabilidade para os valores possíveis. Simplificando, uma previsão probabilística oferece um leque de futuros possíveis e atribui uma probabilidade a esse futuro.

3.1.1 Quantis

Em análise estatística e probabilística, os quantis são divisões de uma distribuição probabilística em intervalos contínuos com probabilidades iguais. Éxemplificando, se uma distribuição probabilística for dividida em dez quantis, cada quantil representa uma divisão da distribuição em intervalos que representam 10% da probabilidade de um valor ser o valor real.

Desta forma, um quantil indica a probabilidade do valor real ser menor ou igual ao valor que corresponde ao quantil, ou seja:

$$Pr(X \leq x) = Q(x) \tag{3.1}$$

Onde:

- $Pr(X \leq x)$ corresponde à probabilidade do valor valor real X ser menor ou igual ao valor previsto x;
- $Q(x)$ corresponde ao quantil do valor x.

No gráfico da figura 3.1 mostra uma previsão probabilística do consumo de um determinado instante t:

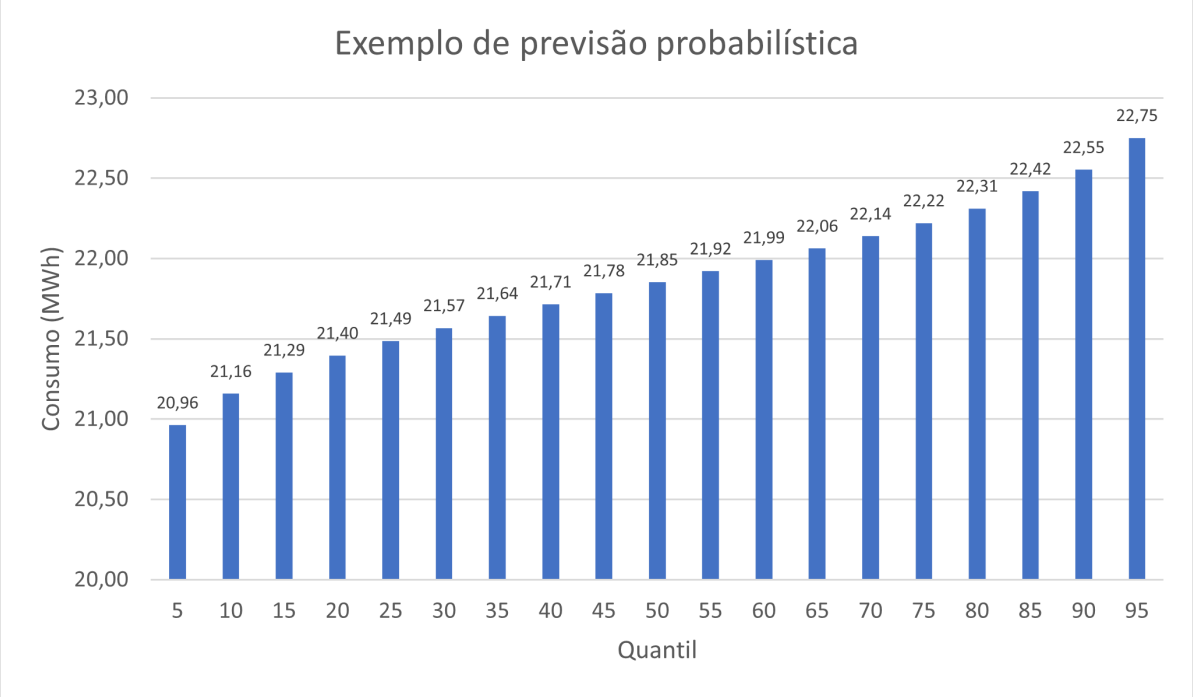


Figura 3.1: Exemplo de previsão probabilística para um instante t.

A previsão encontra-se dividida em vinte intervalos, cada um representando uma probabilidade de 5% do valor previsto ser o valor real. Por outro lado, este gráfico também permite compreender que à medida que o quantil aumenta, também a previsão do consumo. Assim, o quantil 95 indica que há uma probabilidade de 95% do valor do consumo para a hora t ser menor ou igual a 22,75 MWh.

3.1.2 Função Beta inversa

A distribuição Beta é uma distribuição probabilística que é modelizada a partir de dois parâmentros, normalmente designados por *alpha* e *beta*, que controlam o formato da distribuição. Estes parâmetros devem ser sempre positivos de forma a conseguir modelizar a distribuição.

Assim, a função Beta é uma função que dados, os coeficientes *alpha* e *beta* e um valor de previsão, retorna um valor de probabilidade desse valor ser o valor real.

A função beta inversa faz o contrário, ou seja, fornecidos os parâmetros *alpha* e *beta* e um valor de probabilidade, entre 0 e 1, retorna um valor previsto. Realizando esta operação para todos os quantis desejados, é obtida uma distribuição probabilística do consumo para um determinado instante.

3.1.3 Metodologia *Beta Parameters Estimation*

O método BETAPARES, ou *Beta Parameters Estimation* é uma metodologia que recorre a duas previsões prévias do valor médio e da variância para estimar os parâmetros *alpha* e *beta* que servem de entradas para a função beta inversa. Assim, após a estimação dos parâmetros, a

função beta inversa devolve um valor de consumo consoante o quantil que se pretende prever. Para este caso em particular, para a previsão do valor médio foi feita uma previsão determinística do consumo, recorrendo a redes neuromais, e para a previsão da variância foi feita uma previsão do consumo ao quadrado, também recorrendo a redes neuronais.

O fluxograma mostrado a seguir mostra de forma simplificada os passos a seguir para conseguir aplicar este método.

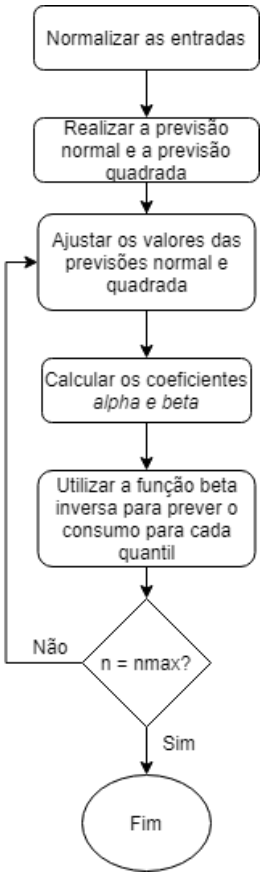


Figura 3.2: Fluxograma contendo os passos a seguir para conseguir realizar uma previsão probabilística usando o método BETAPARES.

3.1.3.1 *Inputs* do método BETAPARES

O método BETAPARES [49] é uma técnica que transforma uma previsão determinística numa previsão probabilística. Antes de começar todos os valores de *input* devem de estar normalizados, para que a estimação dos parâmetros *alpha* e *beta* ocorra sem problemas.

A normalização dos dados do consumo foi feita segundo a seguinte expressão:

$$C'_t = \frac{C_t - C_{min}}{C_{mx} - C_{min}} \tag{3.2}$$

Onde:

- C'_t corresponde ao valor normalizado do consumo, no instante t;

- C_t corresponde ao consumo no instante t;
- C_{min} corresponde ao valor mínimo do consumo resgistado;
- C_{max} corresponde ao valor máximo registado.

O instante t corresponde a uma data, que contém informação sobre o ano, o mês, o dia do mês e a hora do dia, para o qual existe um consumo.

De notar que sempre que as variáveis se encontrarem acompanhadas do apóstrofe ($'$), estas referem-se aos valores normalizados.

Com os dados normalizados devem-se, então, realizar as previsões determinísticas.

De modo a realizar as previsões recorrendo a redes neuronais é preciso dividir os dados conhecidos em dois grupos, o grupo de treino Tr, que será usado para treinar a rede neuronal, e o grupo de teste Te, que será usado para realizar a previsão.

Após este processo deve-se treinar a rede neuronal, obtendo-se a rede neuronal $NN(C'_t) = Train(X_{Tr};C'_{Tr})$, em que $NN(C'_t)$ representa a rede neuronal treinada para prever o consumo no instante t, X_{Tr} representa uma matriz das variáveis de entrada e C'_{Tr} representa o vetor com os valores de saída que a rede neuronal deve retornar.

Obtendo a rede neuronal é possível realizar a previsão do consumo $\hat{C}'_t = NN(C'_N)(X_{Te})$, em que $\hat{C}'_t$ corresponde à matriz da previsão do consumo para o instante t e X_{Te} corresponde à matriz de variáveis de entrada.

Da mesma forma, deve-se treinar a rede neuronal $NN(C'^2_t) = Train(X_{Tr};C'^2_{t,Tr})$ para prever o valor quadrado do consumo. Neste caso, $NN(C'^2_t)$ corresponde à rede neuronal treinada para prever o consumo ao quadrado no instante t e $C'^2_{t,Tr}$ corresponde representa o vetor com os valores de saída que a rede neuronal deve retornar.

Por fim apenas falta realizar a previsão do consumo ao quadrado, ou seja, $\hat{C'^2_t} = NN(C'^2_t)(X_{Te})$, onde $\hat{C}^2_t$ corresponde ao vetor com a previsão do quadrado do consumo para cada instante t.

Com estas previsões é possível estimar os parâmetros necessários para calcular a distruição Beta.

3.1.3.2 Estimação dos parâmetros

Para aplicar o método BETAPARES é necessário estimar os parâmetros *alpha* e *beta*.

Desta forma, tendo realizado as previsões do consumo e do consumo ao quadrado, é necessário definir um valor de folga, que pode ser $\delta = 0,001$.

O primeiro passo é ajustar as entradas do método, ou seja, a previsão do consumo e a previsão do consumo ao quadrado. Como os valores têm que estar entre 0 e 1 e a previsão pode retornar valores fora dessa gama, é necessário mudar valores fora da escala para dentro. Assim, deve-se de se seguir os seguintes passos:

$$\tilde{C}'_t = \begin{cases} 1-\delta, & \text{se } \hat{C}'_t > 1; \\ \delta, & \text{se } \hat{C}'_t < 0; \\ \hat{C}'_t, & \text{se } \hat{C}'_t \in [0;1]. \end{cases}$$

Onde:

- $\hat{C}'_t$ corresponde à previsão do consumo;
- $\tilde{C}'_t$ corresponde à previsão do consumo ajustada.

Em alguns casos pode ser necessário ajustar, também, o valor de δ. Assim, o ajuste deve ser feito da seguinte maneira:

$$\delta_a = \begin{cases} \frac{\tilde{C}'_t - (\tilde{C}'_t)^2}{2}, & \text{se } \delta > \frac{\tilde{C}'_t - (\tilde{C}'_t)^2}{2}; \\ \delta, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

O ajuste da previsão quadrada é feita da seguinte forma:

$$\tilde{C'^2_t} = \begin{cases} (\tilde{C}'_t \times (1-\delta_a))^2, & \text{se } \hat{C'^2_t} < (\tilde{C}'_t \times (1-\delta_a))^2; \\ \tilde{C}'_t \times (1-\delta_a), & \text{se } \hat{C'^2_t} > \tilde{C}'_t \times (1-\delta_a); \\ \hat{C'^2_t}, & \text{nos restantes casos} \end{cases}$$

Onde:

- $\hat{C'^2_t}$ corresponde à previsão quadrada do consumo;
- $\tilde{C'^2_t}$ corresponde à previsão quadrada ajustada.

Além de ser necessário ajustar os valores da previsão, é necessário conhecer o valor da variância. A variância é definida pela diferença entre a previsão quadrada do consumo e o quadrado da previsão normal do consumo, ou seja:

$$var(C'_t) = \tilde{C'^2_t} - (\tilde{C}'_t)^2 \tag{3.3}$$

Sabendo estes valores todos resta calcular os valores dos parâmetros *alpha* e *beta*. Estes valores são dados pelas seguintes equações:

$$\alpha = \tilde{C}'_t \times \frac{\tilde{C}'_t \times (1-\tilde{C}'_t)}{var(C'_t)} - 1 \tag{3.4}$$

$$\beta = (1-\tilde{C}'_t) \times \frac{\tilde{C}'_t \times (1-\tilde{C}'_t)}{var(C'_t)} - 1 \tag{3.5}$$

Terminado este processo, o último passo é utilizar a função beta inversa para calcular a distribuição probabilística do consumo para o instante t e desnormalizar os resultados obtidos. Para desnormalizar basta realizar a operação inversa à operação efetuada para a normalização, ou seja:

$$\hat{C_{t,q}} = \hat{C'_{t,q}} \times (C_{mx} - C_{min}) + C_{min} \tag{3.6}$$

Onde:

- $\hat{C_{t,q}}$ representa o valor previsto do consumo para o instante t, no quantil q;

- $\hat{C'_{t,q}}$ representa o valor normalizado previsto do consumo para o instante t, no quantil q;

De forma mais simplificada, o algoritmo a seguir para a estimação dos parâmetros *alpha* e *beta* é o seguinte:

Algorithm 1 Método BETAPARES

Ajuste da previsão do Consumo
if $\hat{C'_t} > 1$ **then**
    $\tilde{C'_t} = 1 - \delta$
else
    if $\hat{C'_t} < 0$ **then**
        $\tilde{C'_t} = \delta$
    else
        $\tilde{C'_t} = \hat{C'_t}$
    end if
end if
Ajuste do valor de δ
if $\delta > \frac{\tilde{C'_t} - \tilde{C'_t}^2}{2}$ **then**
    $\delta' = \frac{\tilde{C'_t} - \tilde{C'_t}^2}{2}$
else
    $\delta' = \delta$
end if
Ajuste da previsão Quadrada
if $\hat{C'_t}^2 < (\tilde{C'_t} \times (1 + \delta'))^2$ **then**
    $\tilde{C'_t}^2 = (\tilde{C'_t} \times (1 + \delta'))^2$
else
    if $\hat{C'_t}^2 > (\tilde{C'_t} \times (1 + \delta'))^2$ **then**
        $\tilde{C'_t}^2 = \tilde{C'_t} \times (1 - \delta')$
    else
        $\tilde{C'_t}^2 = \hat{C'_t}^2$
    end if
end if
Cálculo da variância
$var(C'_t) = \tilde{C'_t}^2 - (\tilde{C'_t})^2$
Cálculo do coeficiente α
$\alpha = \tilde{C'_t} \times \frac{\tilde{C'_t} \times (1 - \tilde{C'_t})}{var(C'_t) - 1}$
Cálculo do coeficiente β
$\beta = (1 - \tilde{C'_t}) \times \frac{\tilde{C'_t} \times (1 - \tilde{C'_t})}{var(C'_t) - 1}$
Cálculo da distribuição probabilística
for i = quantil **do**
    $\hat{C'_{t,q}} = INV.BETA(Q, \alpha_t, \beta_t)$
end for

3.2 Otimização de estratégias de mercado

Uma estratégia de mercado está relacionada com a forma de utilizar os resultados da previsão probabilística de forma a minimizar o desvio. Neste caso, a escolha do quantil para usar como programa influencia esse valor. Os valores do quantil que deve ser selecionado são todos calculados recorrendo a um método de otimização de *Generelized Reduced Gradient*. De seguida serão apresentadas algumas estratégias para a escolha desse quantil.

3.2.1 Otimização do quantil, parametrização geral

Esta estratégia consiste em calcular o quantil que minimiza o desvio, de forma geral, para todos os valores do grupo de teste.

De forma a encontrar este valor, é necessário calcular o valor que se deve de inserir no programa, segundo a expressão:

$$\hat{P}_t = B^{-1}(Q, \alpha_t, \beta_t) \tag{3.7}$$

Onde:

- $\hat{P}_t$ corresponde à previsão do consumo que se irá realizar, para o instante t;
- $B^{-1}(Q, \alpha_t, \beta_t)$ corresponde ao valor dado pela função beta inversa, cujas entradas são o quantil e os valores de *alpha* e *beta* calculados anteriormente para o instante t.

De seguida, é necessário calcular o desvio, em €, de cada hora e o desvio total, dados pelas expressões:

$$d_t = (\mid C_t - \hat{P}_t \mid) \times c_t \tag{3.8}$$

$$D = \sum_t (\mid C_t - B^{-1}(Q, \alpha_t, \beta_t) \mid \times c_t) \tag{3.9}$$

Onde:

- d_t corresponde ao valor do desvio, em €, na instante t;
- C_t corresponde ao valor real do consumo, na instante t;
- c_t corresponde ao valor do desvio, em €/MWh, na instante t;
- D Corresponde ao valor total do desvio, em €.

Com as variáveis definidas, recorre-se a uma ferramenta de cálculo cujo método de otimização é o *Generalized Reduced Gradient* cujo algoritmo é o seguinte:

Algorithm 2 Otimização do quantil, parametrização global

1: Min: D, alterando Q
2: sujeito a: $0 \leq Q \leq 1$

O resultado obtido será o quantil que se deve de utilizar de forma minimizar o custo dos desvios para a empresa.

3.2.2 Otimização do quantil, parametrização mensal

Esta estratégia consiste em calcular o quantil que minimiza o custo do desvio para cada mês. Sendo assim, da mesma forma que foi realizada a otimização anterior, esta terá uma formulação semelhante.

Em primeiro lugar é necessário estimar o valor do programa, ou seja, prever o valor do consumo para o instante t.

$$\hat{P}_t = B^{-1}(Q_{m(t)}; \alpha_t, \beta_t) \tag{3.10}$$

A única diferença para a equação 3.7 é que o quantil agora é um quantil mensal (Q_m) em vez de ser o quantil global.

Depois de feito este cálculo devem ser repetidas as equaçãoes 3.8 e 3.9 de forma a calcular o custo de cada desvio e o custo total dos desvios, respetivamente.

O algoritmo a seguir para encontrar o valor desta minimização é o seguinte:

Algorithm 3 Otimização do quantil, parametrização mensal

1: Min: D, alterando $Q_{m(t)}$
2: sujeito a: $0 \leq Q_{m(t)} \leq 1$, para todos os meses do ano

O resultado obtido será o quantil ideal a usar em cada mês de forma a minimizar a perda de dinheiro em desvios.

3.2.3 Otimização do quantil, parametrização diária

De forma semelhante às estratégias anteriores, esta estratégia consiste em encontrar o melhor quantil a usar em cada da da semana para minimizar o custo dos desvios.

Assim, em primeiro lugar estima-se o valor do consumo no instante t, tendo em conta que o quantil a usar na previsão é o quantil diário (Q_d):

$$\hat{P}_t = B^{-1}(Q_{d(t)}, \alpha_t, \beta_t) \tag{3.11}$$

De seguida calculam-se os custos dos desvios de cada hora, usado as equações 3.8 e 3.9

Algorithm 4 Otimização do quantil, parametrização diária

1: Min: D, alterando
$$Q_{d(t)}$$
2: sujeito a: $0 \leq$
$$Q_{d(t)}$$
≤ 1, para todos os dias da semana

O resultado obtido vai corresponder ao quantil a usar em cada dia da semana e o custo total dos desvios verificados usando esses quantis para realizar a previsão do consumo.

3.2.4 Otimização do quantil, parametrização horária

Esta estratégia consiste em calcular os quantis que minimizem o custo total dos desvios com base na hora do dia.

Assim, em primeiro lugar estima-se o valor do consumo no instante t, tendo em conta que o quantil a usar na previsão é o quantil horário (Q_h):

$$\hat{P}_t = B^{-1}(Q_{h(t)}, \alpha_t, \beta_t) \tag{3.12}$$

Recorrendo às equações 3.8 e 3.9 calculam-se os custos dos desvios em cada hora e o custo total, respetivamente.

Seguindo o modelo de minimização *Generalized Reduced Gradient*, o algoritmo a seguir é o seguinte:

Algorithm 5 Otimização do quantil horário

1: Min: D, alterando $Q_{h(t)}$
2: sujeito a: $0 \leq Q_{h(t)} \leq 1$, para todas as horas do dia

O resultado obitdo corresponde ao quantil a usar em cada hora do dia de forma a minimizar o custo total dos desvios.

3.3 Aplicação das parametrizações

De forma a minimizar ainda mais o custo dos desvios foram criadas outras estratégias baseadas nas parametrizações calculadas anteriormente.

3.3.1 Parametrização baseada na média dos quantis mensal, diário e horário

Esta estratégia consiste em calcular o quantil a usar em cada hora de cada dia de cada mês com base nos quantis calculados anteriormente, ou seja, $Q_{m(t)}$, $Q_{d(t)}$ e $Q_{h(t)}$.

Desta forma, o valor estimado do consumo na hora n é dado por:

$$\hat{P}_t = B^{-1}(\overline{Q_t}, \alpha_t, \beta_t) \tag{3.13}$$

$$\overline{Q_t} = \frac{Q_{m(t)} + Q_{d(t)} + Q_{h(t)}}{3} \tag{3.14}$$

Onde:

- $\overline{Q_t}$ corresponde à média dos quantis $Q_m(t)$, $Q_d(t)$ e $Q_h(t)$;
- $Q_{m(t)}$ corresponde ao quantil do mês m do instante t;
- $Q_{d(t)}$ corresponde ao quantil do dia da semana d do instante t;
- $Q_{h(t)}$ corresponde ao quantil da hora h do instante t.

Tendo estes valores de consumo estimado, recorre-se às equações 3.8 e 3.9 para calcular o custo do desvio em cada hora e o custo total dos desvio, respetivamente.

3.3.2 Parametrização baseada na média normalizada dos quantis mensais, diários e horários

Uma vez que há uma flutuação considerável entre o consumo em diferentes meses, dias e horas, a seguinte estratégia consiste em calcular o desvio do quantil de cada mês, de cada dia e cada hora em relação à média dos quantis mensais, diários e horários, respetivamente. Para calcular o quantil a usar, é multiplicado o quociente entre o quantil mensal do mês do instante t e a média dos quantis mensais pelo quociente entre o quantil diário do dia da semana do instante t e média dos quantis diários pelo quociente entre o quantil horário da hora do dia do instante t e a média dos quantis horários pelo quantil geral, já calculado. As equações a seguir são as seguintes:

$$d_{\overline{Q_{m(t)}}} = \frac{Q_{m(t)}}{\overline{Q_m}} \tag{3.15}$$

$$d_{\overline{Q_{d(t)}}} = \frac{Q_{d(t)}}{\overline{Q_d}} \tag{3.16}$$

$$d_{\overline{Q_{h(t)}}} = \frac{Q_{h(t)}}{\overline{Q_h}} \tag{3.17}$$

Onde:

- $d_{\overline{Q_{m(t)}}}$ corresponde ao quociente entre o quantil mensal do instante t e média dos quantis mensais Q_m;
- $Q_{m(t)}$ corresponde ao quantil a utilizar no mês m, calculado na estratégia de otimização do quantil mensal;
- $\overline{Q_m}$ corresponde à média dos quantis mensais calculados na estratégia de otimização do quantil mensal;

- $d_{\overline{Q_{d(t)}}}$ corresponde ao quociente entre o quantil diário do instante t e média dos quantis diários Q_d;
- $Q_{d(t)}$ corresponde ao quantil a utilizar no dia d, calculado na estratégia de otimização do quantil diário;
- $\overline{Q_d}$ corresponde à média dos quantis diários calculados na estratégia de otimização do quantil diário;
- $d_{\overline{Q_{h(t)}}}$ corresponde ao quociente entre o quantil horário do instante t e média dos quantis horários Q_h;
- $Q_{h(t)}$ corresponde ao quantil a utilizar na hora h, calculado na estratégia de otimização do quantil horário;
- $\overline{Q_h}$ corresponde à média dos quantis horários calculados na estratégia de otimização do quantil horário.

De seguida, o cálculo do quantil a usar em cada instante t é definido na seguinte expressão:

$$Q_t = d_{\overline{Q_{m(t)}}} \times d_{\overline{Q_{d(t)}}} \times d_{\overline{Q_{h(t)}}} \times Q_g \tag{3.18}$$

O valor estimado do consumo, para o instante t é dado por:

$$\hat{P}_t = B^-1(Q_t, \alpha_t, \beta_t) \tag{3.19}$$

Por fim, recorrendo às equações 3.8 e 3.9 são determinados o custo dos desvios a cada hora e o custo total dos desvios.

3.3.3 Parametrização baseada na média ponderada dos quantis mensal, horário e diário

Esta estratégia consiste em calcular uma média ponderada baseada nos quantis obtidos nas otimizações dos quantis mensais, diários e horários. Para calcular estes quantis é necessário conhecer os desvios de cada mês, dia e hora em relação à média dos quantis mensais, diários e horários, respetivamente. Os desvios do quantil de cada mês, de cada dia e de cada hora em relação à média mensal, diária e horária já são conhecidos, a partir das equações 3.15, 3.16 e 3.17.

O quantil a usar no instante t é dado pela seguinte expressão:

$$Q_t = \frac{d_{\overline{Q_{m(t)}}} \times Q_{m(t)} + d_{\overline{Q_{d(t)}}} \times Q_{d(t)} + d_{\overline{Q_{h(t)}}} \times Q_{h(t)}}{3} \tag{3.20}$$

Para estimar o consumo na hora n, a expressão é a seguinte:

$$\hat{P}_t = B^{-1}(Q, \alpha_t, \beta_t) \tag{3.21}$$

Recorrendo às equações 3.8 e 3.9, é obtido custo do desvio em cada hora e o custo total do desvio.

Capítulo 4

Aplicação da Metodologia

Neste capítulo é efetuada uma análise aos dados do consumo, quer à série fornecida quer aos desvios típicos da empresa. De seguida são apresentados os resultados obtidos usando o método de previsão probabilística BETAPARES e feita uma comparação quer com a previsão da empresa, quer com outros métodos de previsão, tanto determinística como probabilística, mais estabelecidos. Por fim, são desenvolvidas as estratégias de mercado já apresentadas e comparadas com os resultados da estratégia da empresa.

4.1 Análise dos dados

A operação das empresas comercializadoras no Mercado Diário consiste em apresentar ofertas de compra de energia elétrica, baseada na previsão dos consumos. No final da cada mês a REN fornece às empresas comercializadoras um documento contendo todas as informações do mercado para todas as horas desse mês, como o programa da empresa, ou seja, a oferta de compra da energia elétrica, o consumo real, o preço da unidade de energia elétrica ou o custo do desvio.

Foi analisado o período de operação da empresa no Mercado Diário no intervalo temporal compreendido entre 1 de janeiro de 2019 e 31 de dezembro de 2020, pelo que neste subcapítulo vai ser realizada uma análise a esses dados de forma a compreender os erros típicos na previsão e justificar as alterações a esses dados de forma a melhorar a previsão.

4.1.1 Série do Consumo

De forma a conseguir utilizar todo o conjunto de dados do consumo sem influência das tendências de crescimento ou decrescimento foi feita uma estacionarização da série do consumo. Realizado este processo, a série do consumo é a seguinte:

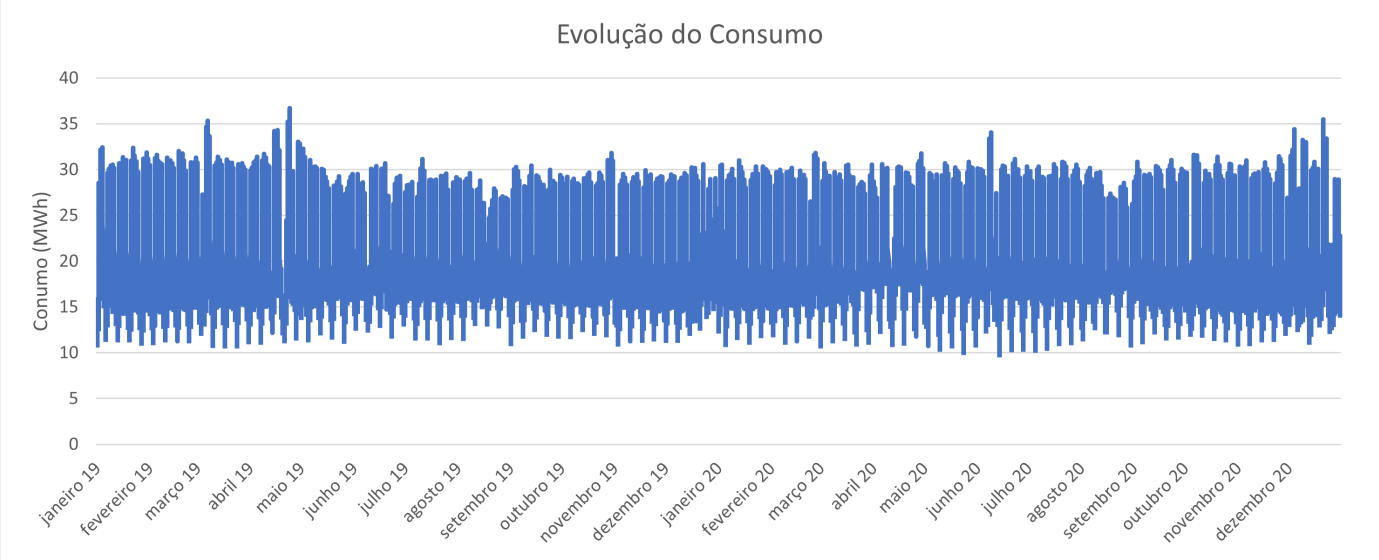


Figura 4.1: Evolução do consumo estacionarizado ao longo dos anos de 2019 e 2020.

Como se pode observar no gráfico 4.1 foi eliminada qualquer tendência quer de aumento quer de diminuição de consumo.

4.1.1.1 Padrão Semanal do Consumo

Analisando os dados do consumo é possível establecer diferentes padrões. Ao longo da semana verifica-se que durante os dias úteis o consumo evolui da mesma forma. Porém, ao fim de semana, o consumo diminui e evolui de forma distinta ao sábado e ao domingo.

No gráfico da figura 4.2 pode-se observar a evolução do consumo horário ao longo da semana;:



Figura 4.2: Evolução do Consumo estacionarizado médio ao longo de uma semana.

A observação do gráfico 4.2 permite confirmar o que foi referido anteriormente. Durante os dias úteis da semana o consumo é muito semelhante, tendo todas as horas um valor muito próximo umas das outras. Apenas nas primeiras horas de segunda-feira e nas últimas horas de sexta-feira é que se verifica uma diminuição do consumo.

Aos sábados a evolução do consumo é completamente diferente. As primeiras horas da madrugada evoluem de forma semelhante aos dias úteis, mas durante o dia é muito mais baixo que durante a semana.

Ao domingo o cenário também é distinto. A evolução do consumo é diferente em relação aos dias úteis da semana e ao sábado e o consumo é, também, mais baixo em relação aos restantes dia da semana.

4.1.1.2 Padrão Diário do Consumo

Também ao longo do dia o consumo segue um padrão muito reconhecido. De forma a comparar as diferenças na evolução do consumo em cada dia da semana, apresenta-se no gráfico 4.3 onde está representada essa mesma evolução em todos os dias:

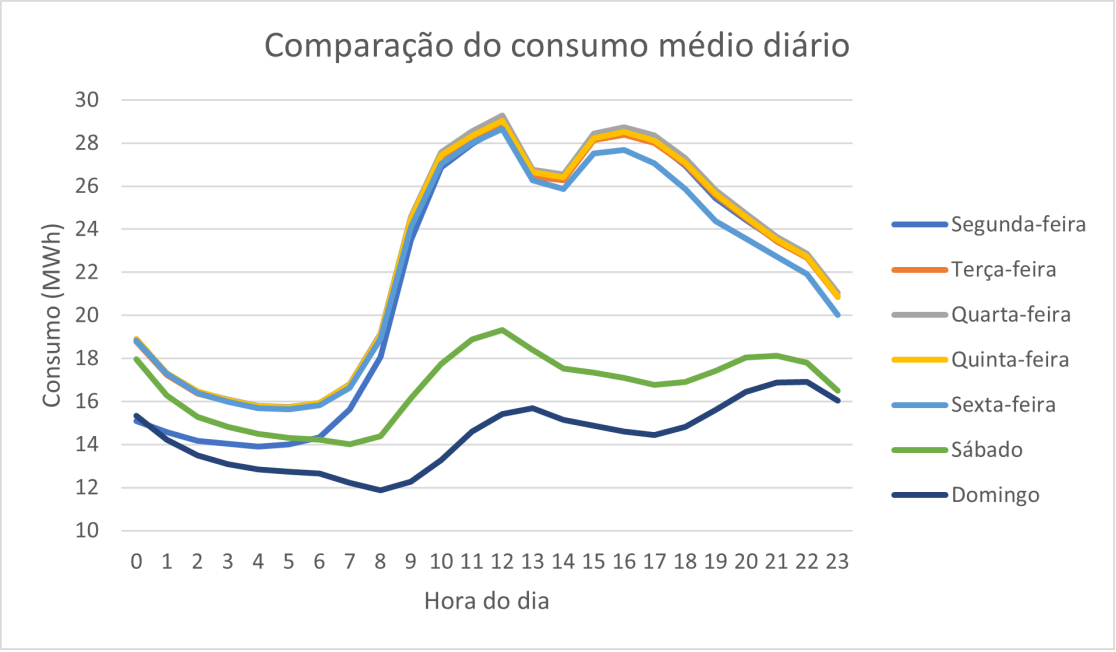


Figura 4.3: Comparação da evolução do consumo médio em cada dia da semana.

Confirma-se, então, que o consumo ao logo dos dias úteis da semana segue um padrão muito semelhante, com valores muito semelhantes em todas as horas do dia. A exceção são as primeiras horas de segunda-feira, que apresentam uma parencença maior com as primeiras horas de domingo.

O dia de sábado apresenta as primeiras horas mais próximas com os dias da semana, mas não se verifica o aumento que se observa nos dias da semana por volta da hora 6.

O domingo é o dia que apresenta um consumo mais baixo e, também, os valores mais uniformes ao longo do dia.

4.1.1.3 Padrão de Consumo dos Feriados

Um ponto que ainda não foi abordado mas é também muito importante prende-se com os feriados. Os feriados apresentam uma evolução de consumo mais parecida com os fins de semana, porém apresentam um padrão próprio. Os feriados podem ser divididos em dois tipo.

Há os feriados de dia fixo, que se celebram sempre no mesmo dia do ano, tal como o dia do trabalhador (1/05) ou o dia de Portugal, da língua portuguesa e das comunidades portuguesas (10/6). Estes feriados apresentam um perfil de consumo distinto aos padrões analisados até agora, como se pode observar na figura 4.4

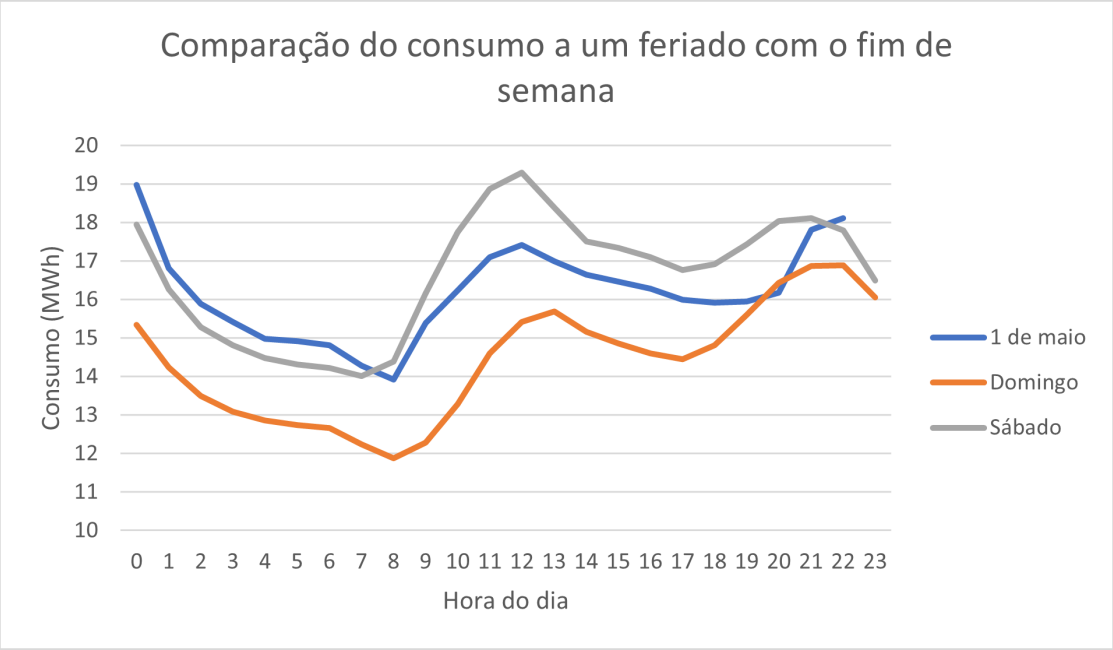


Figura 4.4: Comparação da evolução do consumo no feriado de 1/05/2019 com a evolução do consumo médio de sábado e de domingo.

Pode-se constatar, então, que as primeiras hora deste feriado são muito parecidas com o consumo de sábado, mas a partir da hora 8 é sempre mais baixo, não seguindo o mesmo padrão. Por outro lado, apesar do consumo no feriado ser quase sempre mais elevado que a um domingo, a evolução segue um padrão muito parecido até à hora 18, onde o consumo segue um padrão diferente.

O outro tipo de feriado engloba os feriados que ocorrem sempre no mesmo dia da semana, tal como a sexta-feira santa, que ocorre sempre na sexta-feira que antecede o domingo de páscoa, ou o corpo de Deus, que ocorre sempre na segunda quinta-feira após o domingo de pentecostes. Estes feriados também apresentam um padrão de consumo próprio. O gráfico da figura 4.5 apresenta

uma comparação entre o consumo no dia de corpo de deus em 2019, no dia 20 de junho, com o consumo médio aos sábados e aos domingos:

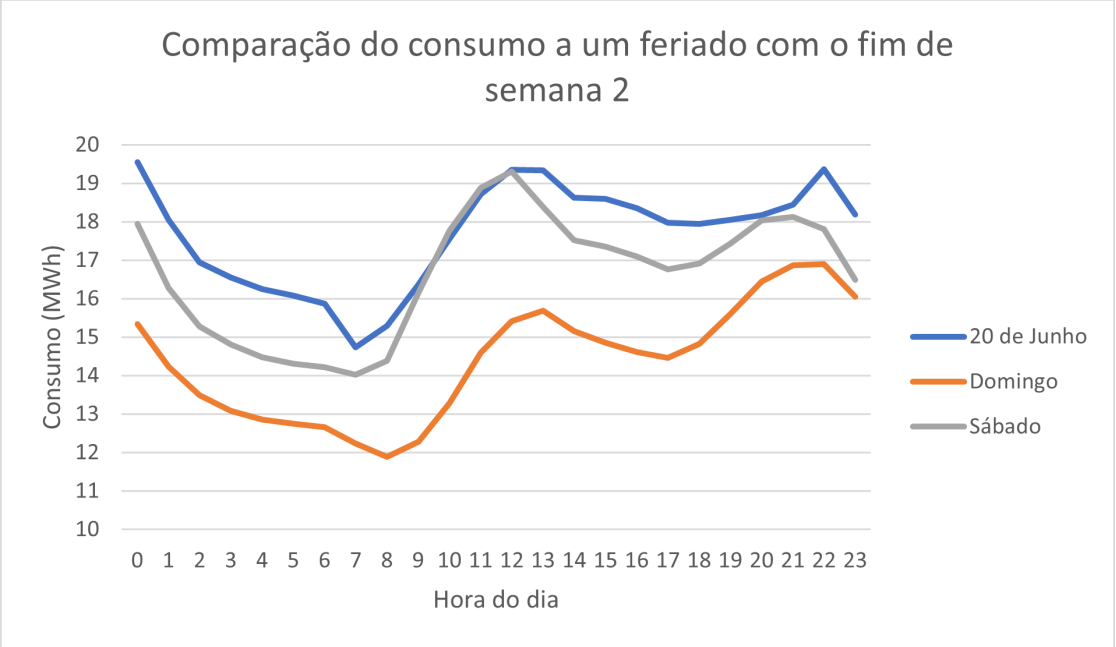


Figura 4.5: Comparação da evolução do consumo no feriado de 1/05/2019 com a evolução do consumo médio de sábado e de domingo.

Este feriado apresenta um padrão de consumo muito mais semelhante ao sábado do que ao domingo. Ao contrário do gráfico da figura 4.4, o consumo neste feriado é mais elevado nas primeiras hora do dia, mas por volta da hora 9 apresenta valores muito próximos dos da média de sábado, sendo que se mantém com um padrão muito semelhante a sábado ao longo do dia. A evolução do consumo segue um perfil semelhante a domingo, mas a proximidade dos valores do consumo a cada hora é muito mais parecido com o sábado.

4.1.2 Desvios entre o consumo e o programa

O programa da empresa corresponde à quantidade de energia que a empresa compra no mercado diário. Este valor é o valor previsto de consumo por parte dos clientes da empresa numa determinada hora. A comparação destes valores com o valor real do consumo permite perceber onde é que a previsão da empresa falha e arranjar forma de contornar essas lacunas usando a previsão probabilística. Todos estes desvios foram calculados para a totalidade dos dados, juntado grupo de treino e grupo de teste.

4.1.2.1 Análise mensal dos desvios

A análise dos desvios de cada mês permite compreender que meses são os mais difíceis de prever. Estas dificuldades podem ter a ver com fatores externos, como por exemplo as diferentes

estações do ano ou a maior incidência de feriados num determinado mês. No gráfico da figura 4.6 estão expostos os desvios médios entre o programa e o consumo real, em cada mês:

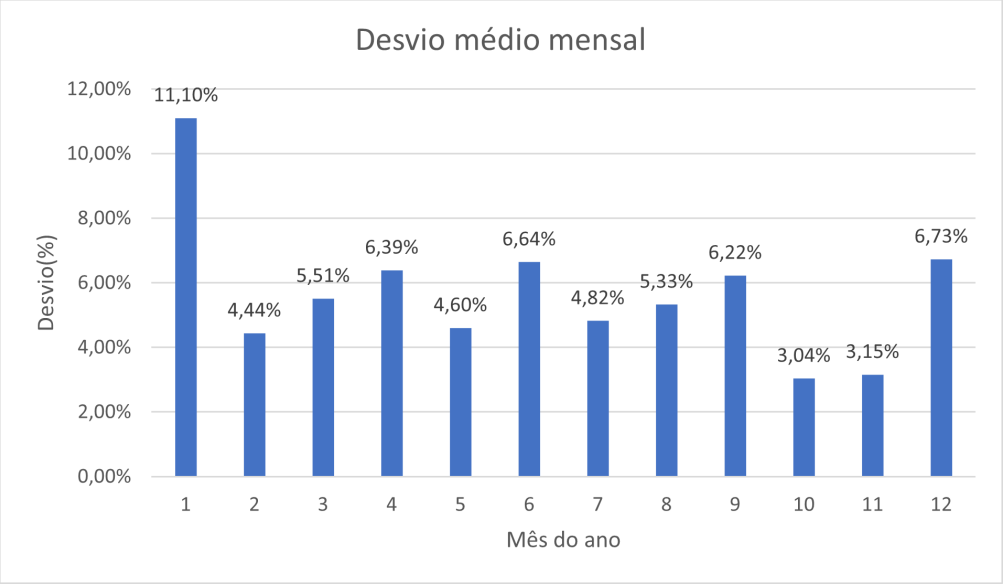


Figura 4.6: Desvio médio mensal verificado nos anos de 2019 e 2020.

Os meses onde se verificam os maiores desvios são os meses onde há a mudança de estação, bem como o mês de janeiro. A mudança do inverno, também conhecida como solstício de inverno, para a primavera dá-se em março, mas o mês de abril é conhecido por ser um mês chuvoso e com uma grande variação de condições meteorológicas. Em junho dá-se o equinócio de primavera, ou seja, a mudança da primavera para o verão, havendo variações de temperatura muito grandes. Em setembro ocorre o equinócio de verão, simbolizando a mudança da primavera para o outono, havendo, novamente variações de temperatura e intensificação dos períodos chuvosos. Em dezembro ocorre o solstício de inverno, que assinala a transição do outono para a primavera. Neste mês o frio começa a aumentar e a a chuva mais incidente, mas muito inconstante.

Desta forma, a análise aos desvios mensais permite constatar que a previsão é mais difícil de ser efetuada quando há maiores variações meteorológicas, uma vez que também levam a variações de consumo mais difíceis de prever.

4.1.2.2 Análise diária dos desvios

Como já foi visto anteriormente, existe alguma diferença entre o padrão de consumo de cada dia, especialmente os dias de fim de semana. No gráfico da figura 4.7 estão apresentados os desvios observados em cada dia:

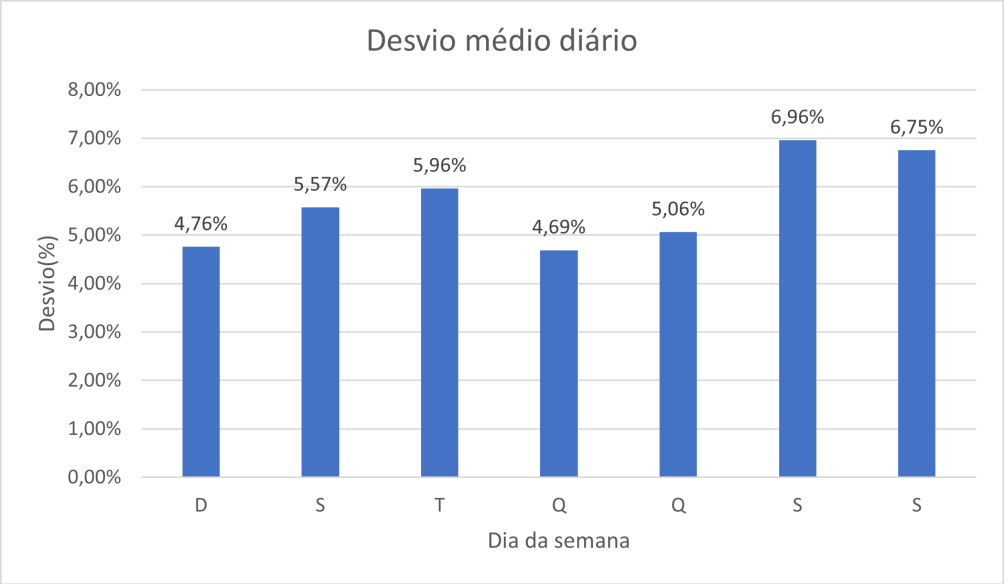


Figura 4.7: Desvio médio diário verificado nos anos de 2019 e 2020.

Considerando os resultados do gráfico da figura 4.7, a sexta-feira e o sábado foram os dias em que houve uma maior dificuldade em prever o consumo por parte da empresa. Na realidade, estes desvios não são constantes, sendo que há ocasiões em que o desvio é menor, mas noutras é significativamente maior.

Exemplificando, foi escolhida as duas semanas compreendidas entre 09/02/2020 e 22/02/2020. Durante esta semana a empresa foi capaz de prever com muita precisão o consumo, tal como pode ser constatado na figura 4.8.

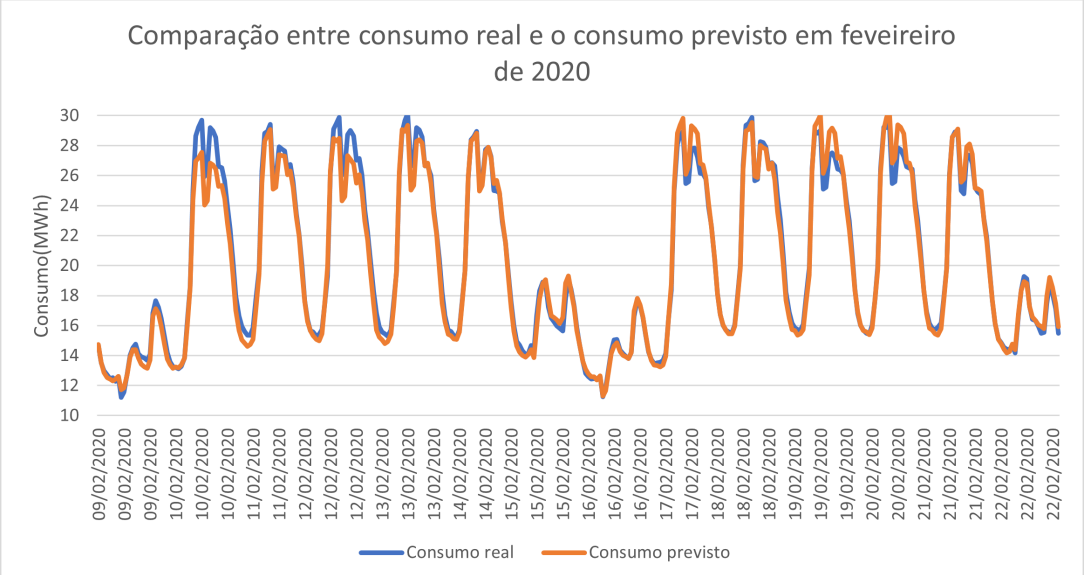


Figura 4.8: Comparação entre o consumo real e o consumo previsto pela empresa no período entre 09/02/2020 e 22/02/2020.

De facto, nesta instância os desvios são muito reduzidos, acontecendo principalmente na segunda feira, dia 11/02, e na quarta-feira, dia 13/02. Além disso, a previsão das sextas-feiras e dos sábados destas duas semanas é bastante boa, facto que é salientado pela sobreposição das curvas do consumo real e do consumo previsto.

Por outro lado, ao observar a mesma comparação para as duas semanas compreendidas entre 23/08/2020 e 05/09/2020 verifica-se que o caso é bastante diferente.

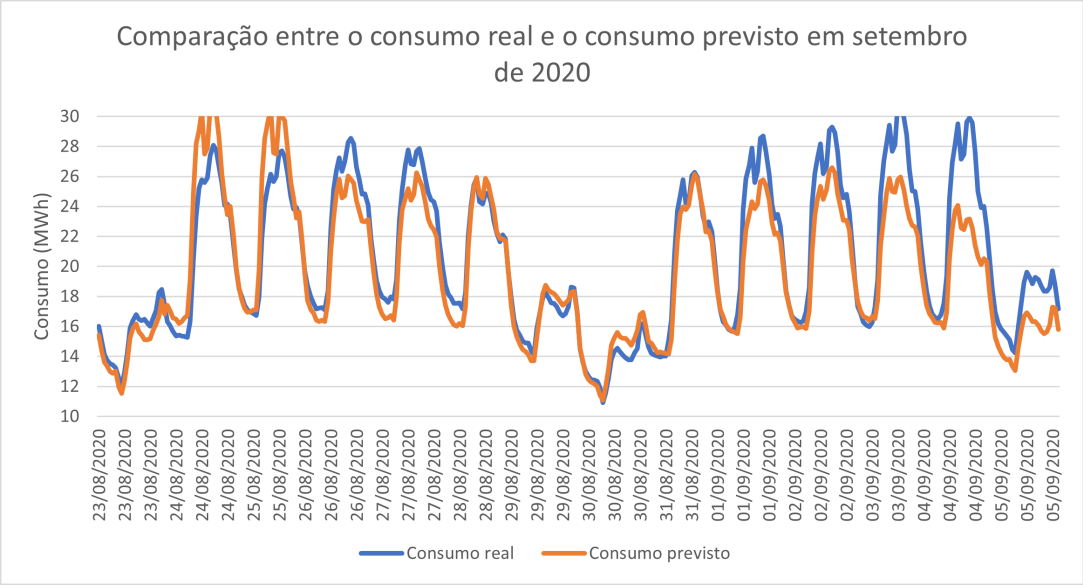


Figura 4.9: Comparação entre o consumo real e o consumo previsto pela empresa no período entre 23/08/2020 e 05/09/2020.

De facto, a previsão nestas duas semanans, especialmente na segunda semana, não é tão boa como visto anteriormente. Na primeira semana, as previsões não ficaram muito longe dos valores reais, sendo que na segunda-feira e na terça-feira a previsão ficou ligeiramente acima do valor real, enquanto que na quarta-feira e na quinta-feira a previsão ficou abaico. Nos restantes dias, a previsão é bastante boa, facto verificado, novamente, pela sobreposição das curvas da previsão e do consumo.

Na segunda semana, entre terça-feira e sexta-feira a previsão ficou muito abaixo do consumo real, especialmente na quinta-feira e na sexta-feira. Também nessa sábado, a previsão ficou bastante abaixo do valor real. Estes casos confirmam o que foi verificado na tabela. **??**.

4.1.2.3 Análise diária dos desvios

Outro erro típico importante analisar é o desvio percentual médio em cada hora. Desta forma é possível compreender quais são as horas mais difíceis de prever e as horas mais fáceis. No gráfico da figura 4.10 foi calculado o desvio percentual entre o consumo médio horário e o programa médio horário.

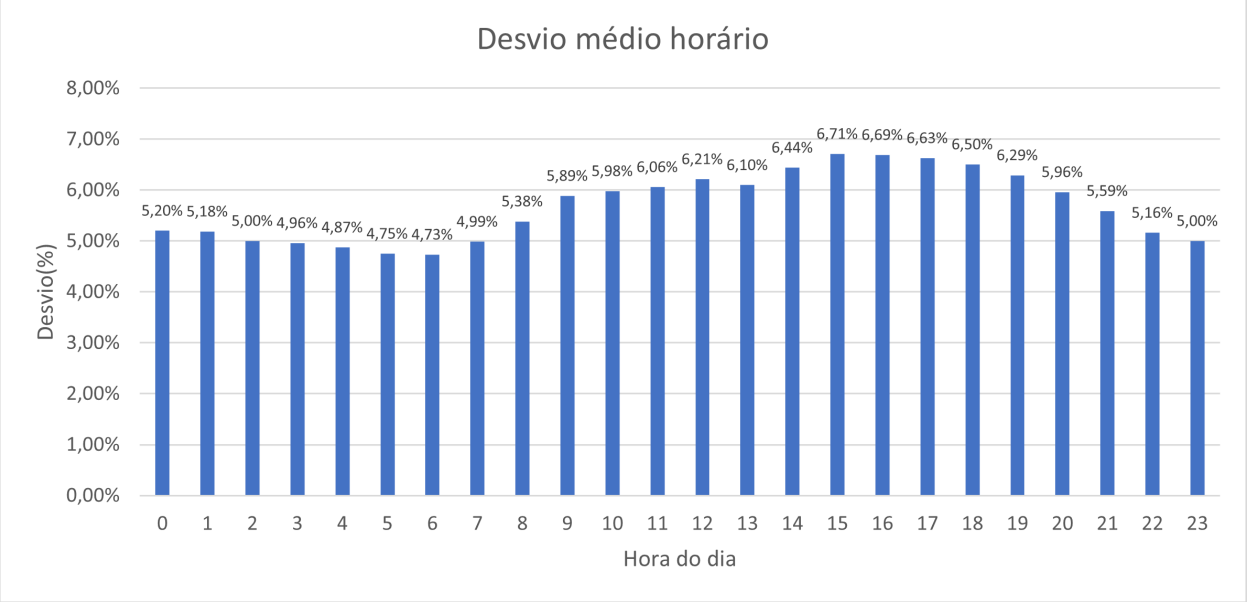


Figura 4.10: Desvio médio horário verificado nos anos de 2019 e 2020.

A análise da tabela mostra que há uma dificuldade mais elevada em prever o consumo entre as horas 11 e 19, havendo um desvio médio acima dos 6%. Esta dificuldade deve-se ao facto de nestas horas haver um consumo maior, mas devido à variação do consumo ao longo das semanas é mais diícil de o prever com exatidão.

4.2 Previsão probabilística do Consumo

A previsão probabilística tem a vantagem de apresentar uma vasta gama de resultados possíveis, sendo que a escolha da gama, ou quantil, correto é fundamental para ter a melhor estratégia de mercado. Nesta secção é aplicado o modelo de previsão probabilístico BETAPARES desenvolvido e explicado na secção 3.1.3, bem como apresentados os resultados obtidos, comparando com os diferentes modelos *Benchmark*.

4.2.1 Tratamento dos dados de entrada

De forma a realizar uma previsão, recorrendo às diferentes técnicas, é necessário escolher quais as variáveis a ser utilizadas para isso. Assim, as variáveis escolhidas para o efeito são as seguintes:

- $C_{D-6,h}$ - Visto a previsão ser feita para o dia seguinte, esta variável representa o consumo da semana anterior $(D+1-7)$, na hora h;
- D - Dia da semana para o qual se pretende prever o consumo;
- h - Hora do dia para a qual se pretende prever o consumo;

- $T_{D+1,h}$ - Previsão da temperatura para o dia seguinte, na hora h;
- $Hm_{D+1,h}$ - Previsão da humidade relativa para o dia seguinte, na hora h;
- $N_{D+1,h}$ - Previsão da nebulosidade para o dia seguinte, na hora h;
- $\overline{C_s}$ - Consumo médio da semana anterior à semana do dia $D+1$;
- $\overline{C_{D+1}}$ - Consumo médio global do dia da semana $D+1$.

Conhecendo estas variáveis, estas foram tratadas de forma a melhorar a previsão.

4.2.1.1 Normalização dos dados do consumo

Um aspeto já abordado previamente é a normalização dos dados de entrada. Retomando à equação 3.2, a aplicação desta equação para todos os valores da série do consumo torna-os compreendidos entre 0 e 1, critério fundamental para aplicar o método BETAPARES. Por outro lado, as redes neuronais têm uma maior facilidade em prever quando os valores são mais reduzidos. O gráfico da figura 4.11 mostra os dados do consumo após a normalização:

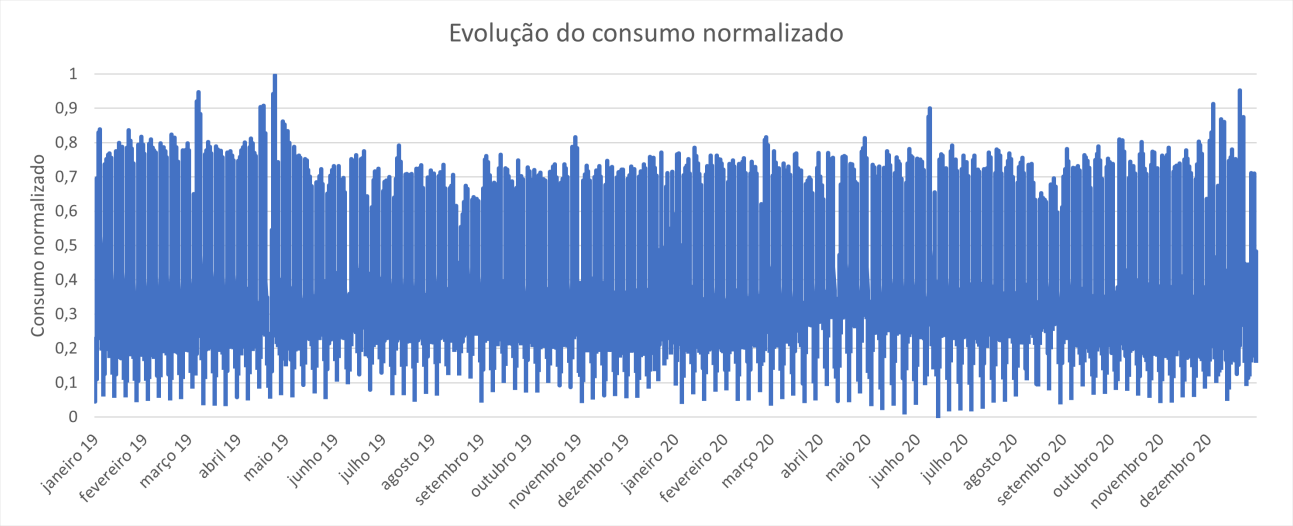


Figura 4.11: Evolução do consumo normalizado ao longo dos anos de 2019 e 2020.

Comparando com o gráfico 4.1, constata-se que o consumo manteve a sua forma, os valores apenas foram reajustados para uma gama entre 0 e 1.

Um dos pontos problemáticos da previsão relaciona-se com as pontes e os feriados. Já foi observado que os feriados apresentam um padrão de consumo semelhante com os dias de fim de semana. Porém, quando ocorrem a meio da semana torna-se muito difícil de prever o consumo com precisão. Assim, foi realizada numa primeira fase uma previsão onde se ignoram os feriados. Numa segunda fase foi realizada outra previsão para os feriados, onde consoante a evolução do padrão do consumo desse feriado, o feriado foi equiparado ou ao último sábado ou ao último domingo.

4.2.1.2 Ajuste da Temperatura

Por fim, o último ajuste realizado foi o da temperatura. Uma vez que a temperatura se encontra aprensentada em unidade SI, ou seja, graus Kelvin (K), o valor em todas as horas é muito elevado. Assim, de forma a melhorar a previsão e tornar o treino da rede neuronal mais rápido, foi utilizada uma técnica que exprime o número de desvios padrão em relação à média, o *Z-score*. A formulação é a seguinte:

$$T'_n = \frac{T_n - \overline{T}}{\sigma} \tag{4.1}$$

Onde:

- T'_n corresponde ao valor da temperatura ajustada na hora n;
- T_n corresponde ao valor da temperatura, em graus Kelvin, na hora n;
- $\overline{T}$ corresponde à média da série de temperatura, em graus Kelvin;
- σ corresponde ao desvio-padrão da série de temperatura.

Deste modo, a série da temperatura ajustada terá valores muito mais reduzidos e próximos uns dos outros, facilitando o treino da rede neuronal.

4.2.1.3 Divisão entre grupo de treino e grupo de teste

Por fim, antes de iniciar a previsão é necessário dividir os dados em dois grupos distintos.

O primeiro grupo serve para treinar a rede neuronal, ou seja, fornecendo as entradas a rede neuronal irá ajustar os pesos das ligações entre os neurónios para chegar à saída da melhora forma.

O segundo grupo é o grupo de teste. Este grupo serve para fornecer apenas entradas na rede neuronal treinada e, comparando com o resultado real, é possível determinar a qualidade do modelo.

Assim, a divisão foi feita semanalmente. Dispondo todas as semanas numa lista, aproximadamente a cada seis semanas, a semana seguinte foi selecionada para semana de teste, sendo que as anteriores para semana de treino. No total, são 88 semanas de treino e 16 semanas de teste.

De forma a demonstrar a semelhança entre os dois grupos, o gráfico da figura 4.12 demonstra a similaridade entre o consumo médio horário nos dois grupos:

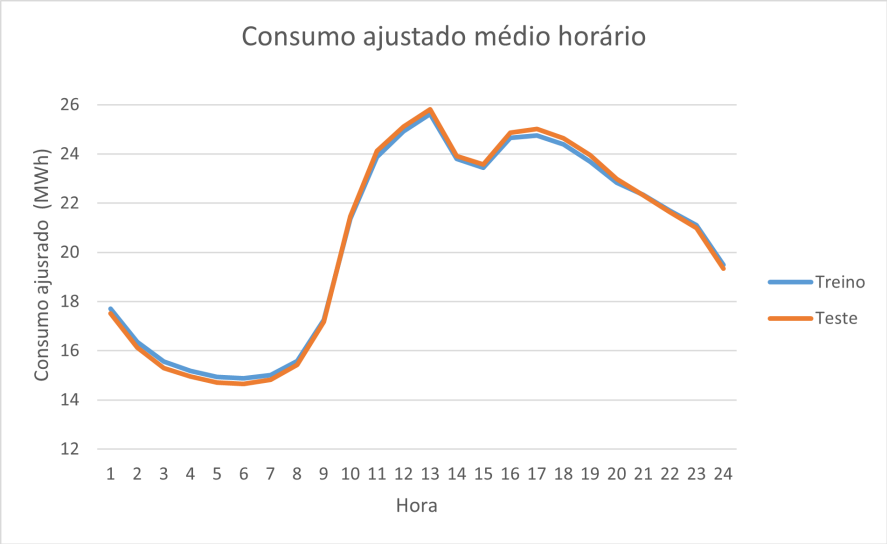


Figura 4.12: Comparação entre os consumos médios horários dos grupos de treino e de teste.

Como evidenciado, a sobreposição das duas curvas revela a parecença entre os dois grupos, mostrando, também, que a divisão não é tendenciosa.

4.2.2 Escolha das variáveis de entrada

O objetivo da previsão é obter os resultados mais próximos da realidade possível. Assim, de forma a escolher as variáveis de entrada que melhor representam o consumo foram testadas diferentes redes neuronais e foi comparado o MAPE delas todas. O resultado obtido foi o seguinte:

Modelo \ Variáveis	$C_{D-6,h}$	D	h	$T_{D+1,h}$	$Hm_{D+1,h}$	$N_{D+1,h}$	$\overline{C_s}$	$\overline{C_{D+1}}$	MAPE(%)
NNC	x								3,92
NNCdia	x	x							3,85
NNChora	x		x						3,66
NNCdiahora	x	x	x						3,61
NNCtemp	x			x					3,73
NNCdiahoratemp	x	x	x	x					3,63
NNCdiahoraHN	x	x	x		x	x			3,68
NNCtempHN	x			x	x	x			3,70
NNCtempCdia	x							x	3,65
NNCCmed	x						x		3,94
NNCdiahoraCdia	x	x	x					x	3,65
NNCdiahoraCmed	x	x	x				x		3,82
NNCdiahoratempCdia	x	x	x	x				x	3,58
NNCdiahoratempCmed	x	x	x	x			x		3,75
NNCCdiaCmed	x						x	x	3,82
NNCdiaCdiaCmed	x	x					x	x	3,89

Tabela 4.1: Comparação dos resultados obtidos através dos treinos das diferentes redes neuronais.

Pela análise da tabela 4.1, podem-se retirar algumas conclusões interessantes. Por um lado, não há uma relação entre o número de variáveis usadas no treino da rede neuronal e o resultado da rede neuronal. Por outro lado, seria de esperar que a rede neuronal que fornecesse as entradas que resultariam numa melhor performance do modelo BETAPARES fosse a NNCdiahoratempCdia. Na realidade, existe um fator determinante na performance do método: a previsão do consumo ao quadrado.

Quando há demasiadas variáveis pode-se dar um caso de *overfitting*. Nestas situações, a rede neuronal pode-se adaptar demasiado aos dados de treino e levar a resultados piores. Como é necessário realizar algumas operações com as duas previsões (normal e quadrada), se houver *overfitting* o resultado final da previsão BETAPARES é comprometido.

Assim, para comparar os resultados dos modelos BETAPARES testado, foi analisado o MAPE do quantil 50 da previsão probabilística. Este quantil equivale ao resultado de uma previsão determinística.

Na tabela 4.2 são apresentados esses resultados:

Variáveis / Modelo BETAPARES	$C_{D-6,h}$	D	h	$T_{D+1,h}$	$\overline{C_s}$	$MAPE(\%)$
BPCdiahora	x	x	x			3,61
BPCtemp	x			x		3,68
BPCdiahoratemp	x	x	x	x		3,46
BPCdiatempCdia	x	x		x	x	3,77
BPChoratemp	x		x	x		3,83
BPCdiahoratempCdia	x	x	x	x	x	3,56
BPCtempCdia	x			x	x	3,72

Tabela 4.2: Comparação do MAPE do quantil 50 utilizando o método BETAPARES.

Pela análise desta tabela, as melhores variáveis a usar para a previsão serão o consumo da semana anterior, o dia para o qual se irá prever o consumo, a hora para a qual se irá prever o consumo e a previsão da temperatura para o dia seguinte. Todas estas variáveis devem de ser usadas como entradas para os restantes modelos.

A figura 4.13 apresenta uma esquematização da forma como as variáveis escolhidas influenciam o modelo BETAPARES para a previsão do consumo da empresa comercializadora:

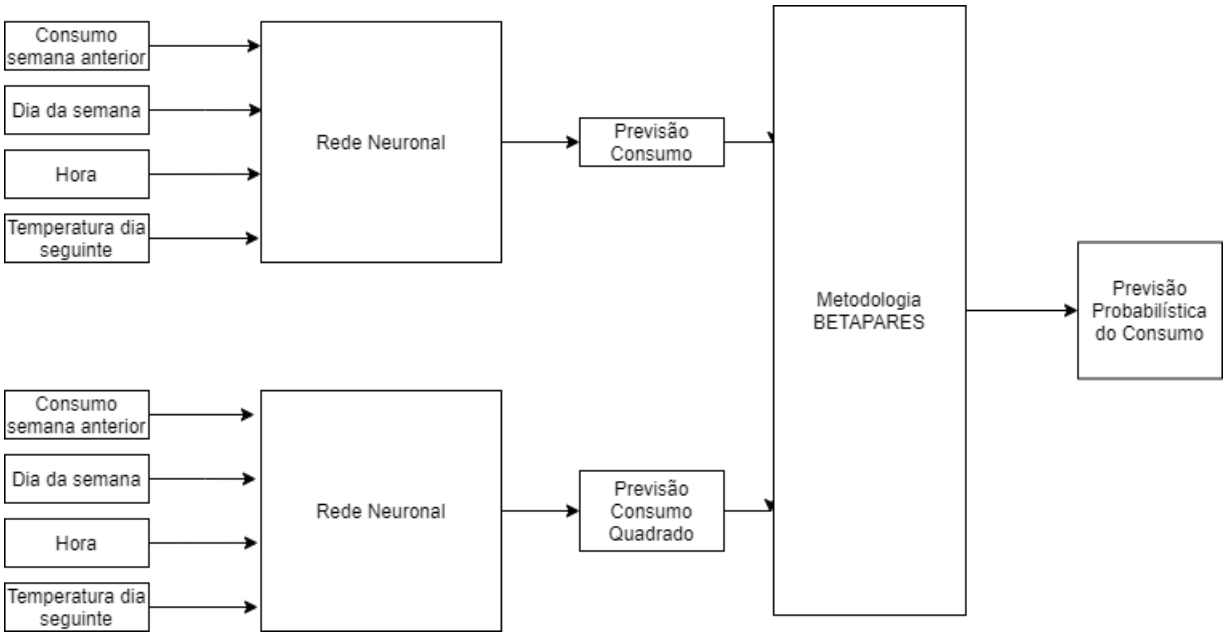


Figura 4.13: Influência das variáveis no modelo BETAPARES.

4.2.3 Mapeamento dos resultados obtidos

Para compreender com mais clareza uma previsão probabilística e a forma de a utilizar, o gráfico da figura 4.14 revela o resultado obtido a um dia útil da semana, com alguns quantis e o resultado real:

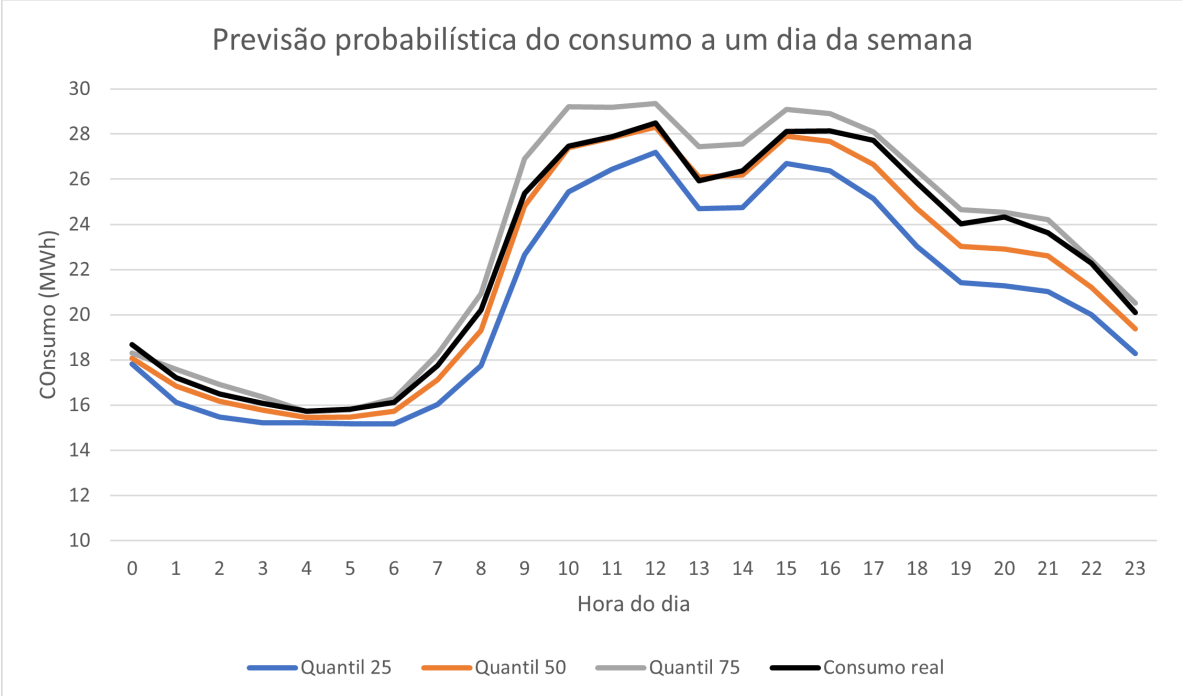


Figura 4.14: Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real a um dia da semana.

O gráfico mostra que o quantil 50 é uma boa previsão do consumo até à hora 16 desse dia. Após essa hora, o quantil 75 é uma previsão mais próxima do consumo real. No geral, o consumo real encontra-se entre os quantis 25 e 75.

Uma estratégia para este dia, sabendo o padrão do consumo real, poderia ser usar a previsão do quantil 50 até à hora 16 e após essa hora usar o quantil 75. Esta é a principal vantagem da previsão probabilística. Ao usar uma previsão determinística, a partir da hora 16 haveria um desvio maior entre o consumo previsto e o consumo real, aumentando a despesa para a comercializadora.

O gráfico da figura 4.15 mostra o resultado obtido pela previsão probabilística do consumo a um sábado, com alguns quantis e o resultado real:

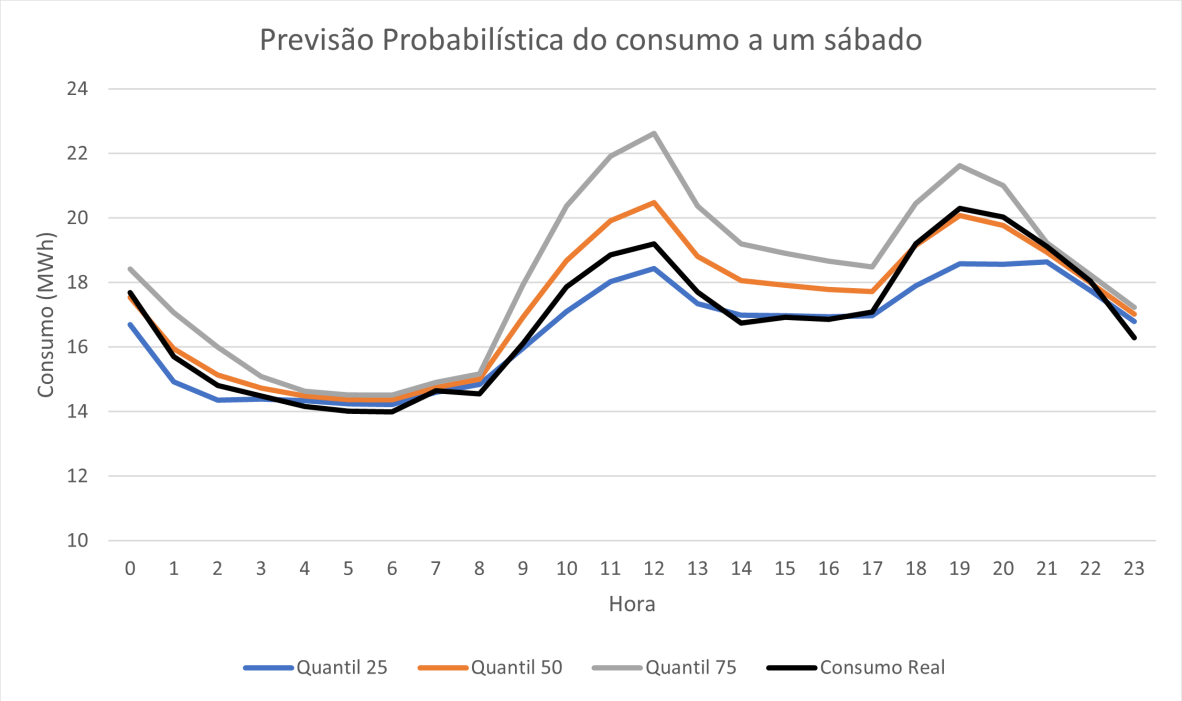


Figura 4.15: Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real a um sábado.

Para este sábado, o quantil 50 é uma boa previsão até à hora 3. Entre as horas 3 e 10 a previsão beneficia se for utilizado o quantil 25. Entre as horas 10 e 14 o melhor quantil será um quantil entre o 25 e o 50. Entre as 14 e as 17 o quantil 25 é o que se aproxima mais da realidade. Nas restantes horas do dia o quantil 50 volta a ser o que mais se aproxima do consumo real. Novamente, a previsão probabilística oferece uma maior flexibilidade de estratégias de mercado, que podem ser generalizadas através de análises como esta.

Passando para um domingo, o gráfico da figura 4.16 mostra o resultado da previsão probabilística do consumo a um domingo:

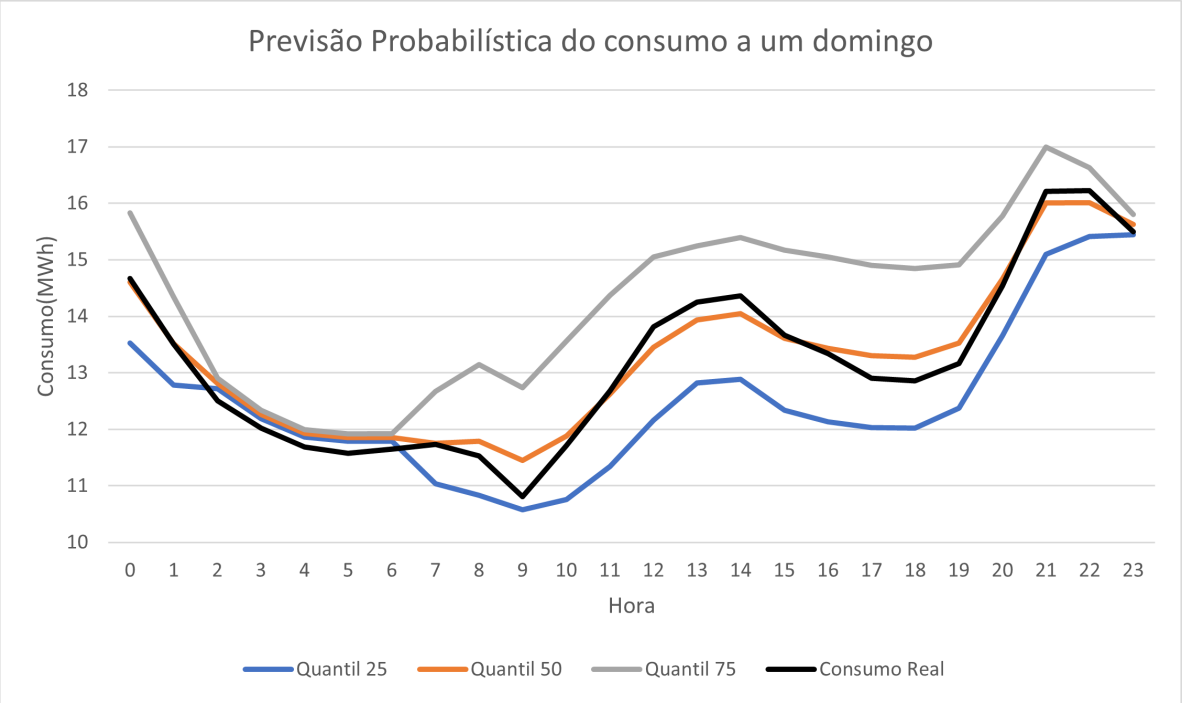


Figura 4.16: Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real a um domingo.

Para este domingo, o quantil 50 é uma excelente previsão do consumo. Apenas nas horas 8 a 10 se poderia escolher outro quantil mais próximo do quantil 25. Uma estratégia como esta apresentaria bons resultados.

Os dias mais difíceis de prever, como já notado previamente, são os feriados. Os feriados existentes no grupo de teste são o Dia do Trabalhador, 1/5/2019, e o Corpo de Deus em 2019, 20/06/2019. O dia 25 de abril também se inclui neste grupo, mas como calha a um domingo, não é necessário fazer alterações.

Como também já foi visto anteriormente, o consumo no dia 1/5/2019 pode ser modelizado por um domingo e o de dia 20/6/2019 por um sábado. Assim, os gráficos seguintes revelam a previsão para esses dias, juntamente com o consumo real:

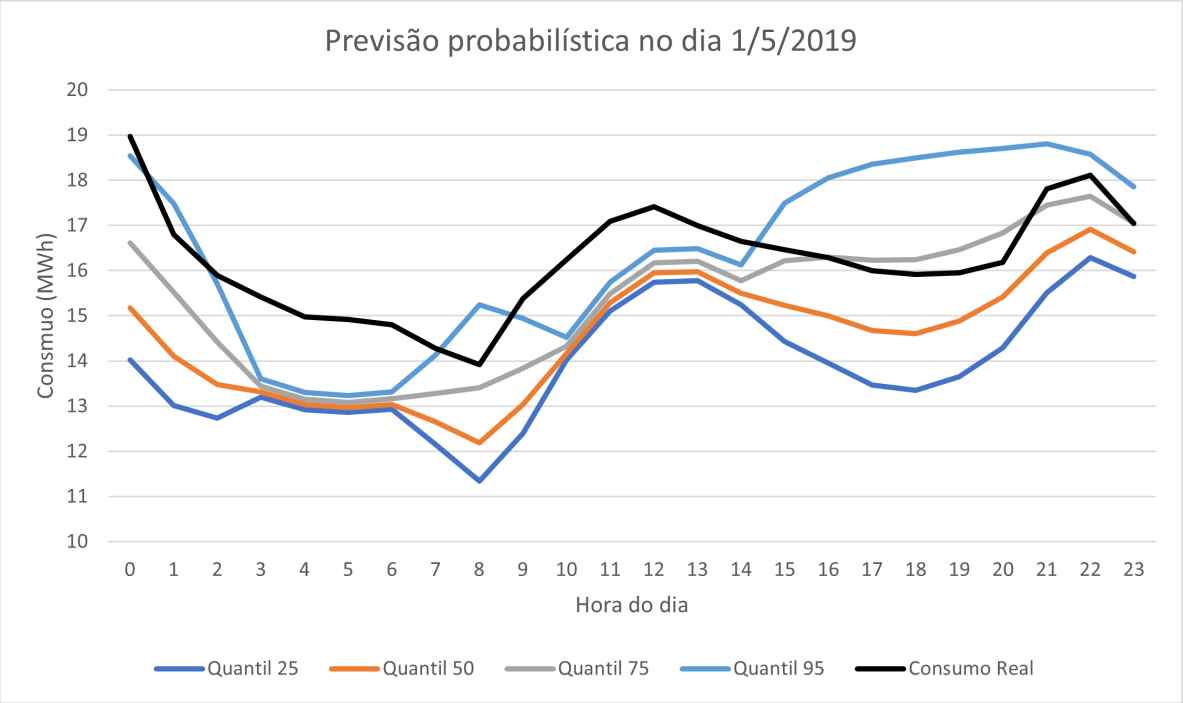


Figura 4.17: Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real no dia 1/5/2019.

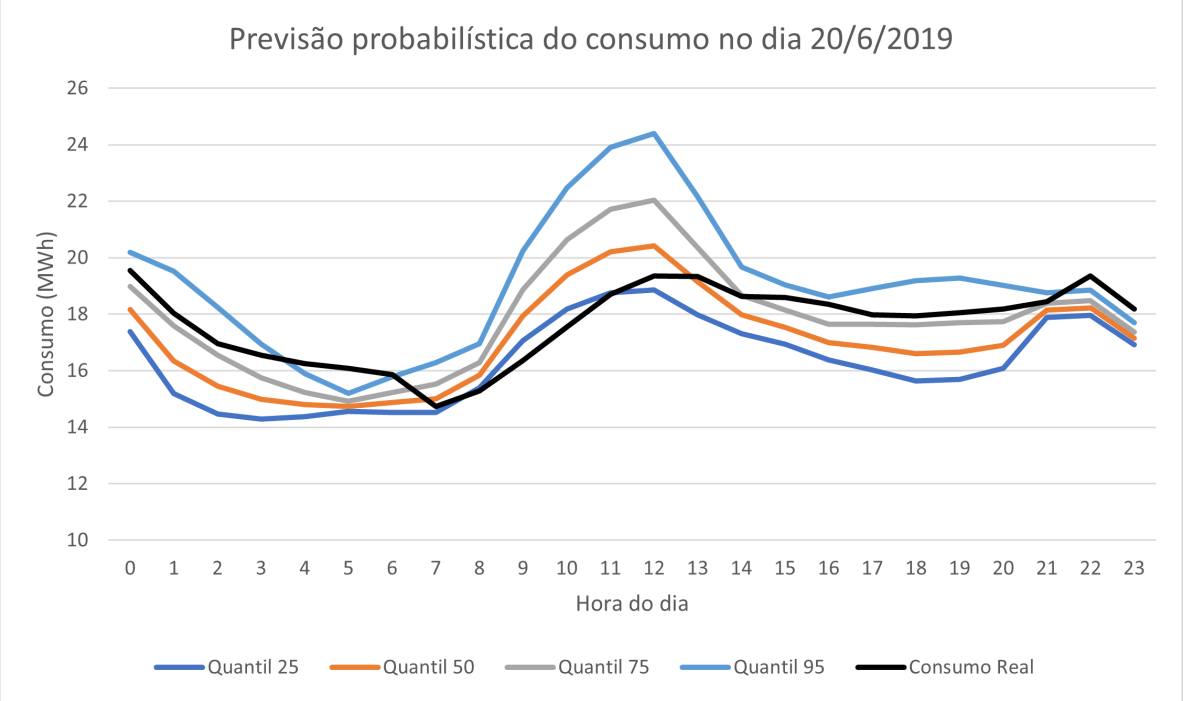


Figura 4.18: Comparação entre a previsão probabilística do consumo e o consumo real no dia 20/6/2019.

O gráfico 4.17 comprova a dificuldade em prever um feriado. Entre as horas 3 e 6 e as horas 9 e 14 o consumo real é superior a todos os valores na gama da previsão probabilística. Nas restantes horas, apenas os quantis mais elevados conseguem prever com alguma precisão o consumo, sendo que o quantil 75 é uma boa previsão a partir da hora 15. Poré, entre as horas 0 e 2 e na hora 8, o consumo real é mais elevado que o consumo previsto pelo quantil 75, pelo que a a utilização da previsão do quantil 95 apresentaria resultados melhores. Novamente, se fosse utilizada uma previsão determinística a previsão seria mais difícil, devido a esta variação ao longo do dia, muito difícil de prever.

O gráfico 4.18 novamente evidencia a dificuldade em prever o consumo a um feriado. Este feriado acaba por ser mais fácil que o consumo no feriado do dia do trabalhador, apenas a previsão não ter sido capaz de prever o consumo nas horas 5, 22 e 23. Mesmo assim, entre as horas 0 e 4 os melhores quantis para prever situam-se entre os quantis 75 e 95, entre as hoas 9 e 11 seria um quantil abaixo do quantil 25 e entre as horas 14 e 21 o quantil 75, novamente.

4.2.4 Comparação com outros modelos

A melhor maneira de avaliar este modelo é comparar o desempenho de outros modelos já estabelecidos, os modelos *Benchmark*.

Para tal, foram usadas as mesmas variáveis e feitas as mesmas transformações, de forma a assegurar a igualdade de circunstâncias.

Os modelos usados como termo de comparação foram os seguintes:

- Rede Neuronal - NN;
- *Support Vector Machine* - SVM;
- *Quantile Regression* - SVM;
- *Quantile Regression Forest* - QRF;
- *Quantile Regression Neural Network* - QRNN.

Após as previsões feitas, os indicadores do erro apresentaram os seguintes valores:

Indicadores / Modelo	MAE	BIAS	MSE	MAPE(%)
QR*	0,758	-0,141	1,054	3,80
QRF*	0,697	-0,065	0,837	3,52
QRNN*	0,689	-0,116	0,857	3,48
SVM	0,695	-0,117	0,882	3,51
NN	0,742	-0,162	0,963	3,81
BETAPARES*	0,687	-0,175	0,831	3,47

*Valores referentes ao quantil 50

Tabela 4.3: Comparação dos indicadores do erro de cada modelo de previsão testado.

Os resultados da tabela 4.3 mostram que o modelo BETAPARES é uma alternativa muito viável aos modelos já existentes. Apesar de todos os indicadores apresentarem valores muito próximos uns dos outros, o modelo BETAPAERES apresenta os melhores resultados.

O valor do MAE, ou *Mean Average Error*, deve ser o menor possível. O modelo BETAPARES apresenta o valor mais reduzido, juntamente com o QRNN.

Também no MSE, o modelo BETAPARES apresenta o valor mais reduzido, apenas o QRF apresentando um valor próximo.

Por fim, o MAPE do modelo BETAPARES é, também, o mais baixo dos modelos testados, o que indica que em média, o erro é mais baixo neste modelo do que nos restantes.

Quanto aos indicadores probabilísticos, a tabela 4.4 apresenta os resultados obtidos pelos diferentes métodos

Modelo \ Indicadores	CRPS	Pinball Loss
QR	0,555	0,927
QRF	0,544	0,332
QRNN	0,541	1,433
BETAPARES	0,538	0,219

Tabela 4.4: Comparação do resultado dos indicadores probabilísticos dos modelos testados.

O CRPS é um indicador que caracteriza a precisão de um modelo. Neste caso, todas as previsões probabilísticas apresentam um valor semelhante, sendo que o modelo BETAPARES é ligeiramente favorecido neste aspeto.

Por outro lado, o *Pinball Loss* é um indicador que mede a precisão de cada quantil. Os valores da tabela 4.4 resultaram da soma de todos os valores para cada quantil. O modelo BETAPARES é claramente o melhor modelo nesse aspeto, apenas ficando perto o modelo QRF.

4.3 Estratégias de Mercado

Seguindo as estratégias do mercado apresentadas no capítulo anterior, expõem-se agora os resultados obtidos.

Antes disso é necessário estabelecer uma base de comparação, ou seja, calcular o desvio total, em euros (€) obtido pela empresa no período de teste.

Este valor foi calculado segundo as equações 3.8 e 3.9, o valor obtido do custo dos desvios foi de 9019,29€.

Sabendo este custo é possível determinar as melhorias obtidas por cada estratégia.

4.3.1 Custos das estratégias e quantis a usar

Para além de saber qual das estratégias é a melhor, é necessário também saber que valores dos quantis usar para cada hora. Assim, de seguida apresentam-se, também, que quantis se devem usar de forma a obter os resultados de cada estratégia.

4.3.1.1 Otimização do quantil, parametrização global

A otimização do quantil global é a estratégia mais simples apresentada. Mesmo assim, a utilização do método BETAPARES permitiu alguma poupança em custos de desvio.

A utilização do quantil $Q = 0,4422$ resulta num custo total dos desvio de 8 182,57€, o que equivale a uma melhoria de 11% em relação ao valor obtido pela empresa.

4.3.1.2 Otimização do quantil, parametrização mensal

A otimização do quantil mensal consiste na obtenção de um quantil a usar em cada mês do ano, de forma a obter os melhores resultados possíveis. Assim, os resultados obtidos para o melhor quantil de cada mês são os seguintes:

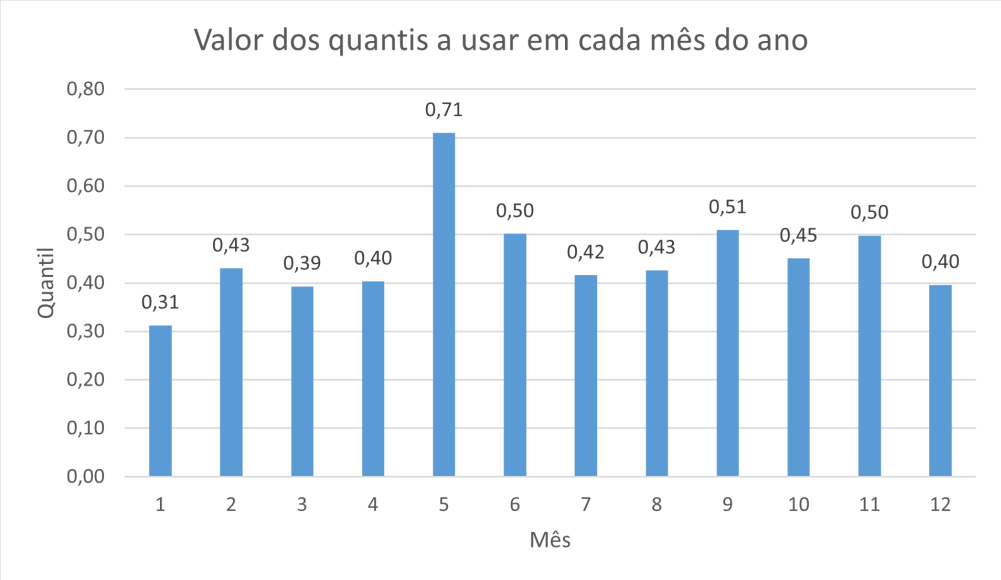


Figura 4.19: Resultado obtido para cada quantil mensal de forma a minimizar o custo do desvio total.

A utilização destes quantis resulta num desvio total, ao longo das 16 semanas do grupo de teste, de 7 927,80 €, equivalente a uma melhoria de 13,7% em relação ao valor da empresa para o mesmo período.

4.3.1.3 Otimização do quantil diária

A otimização do quantil diário consiste em obter um quantil para cada dia da semana. Assim, a utilização do quantil certo no respetivo dia da semana resulta numa minimização do custo do desvio. Os resultados obtidos para os melhores quantis apresentam-se no gráfico da figura 4.20:

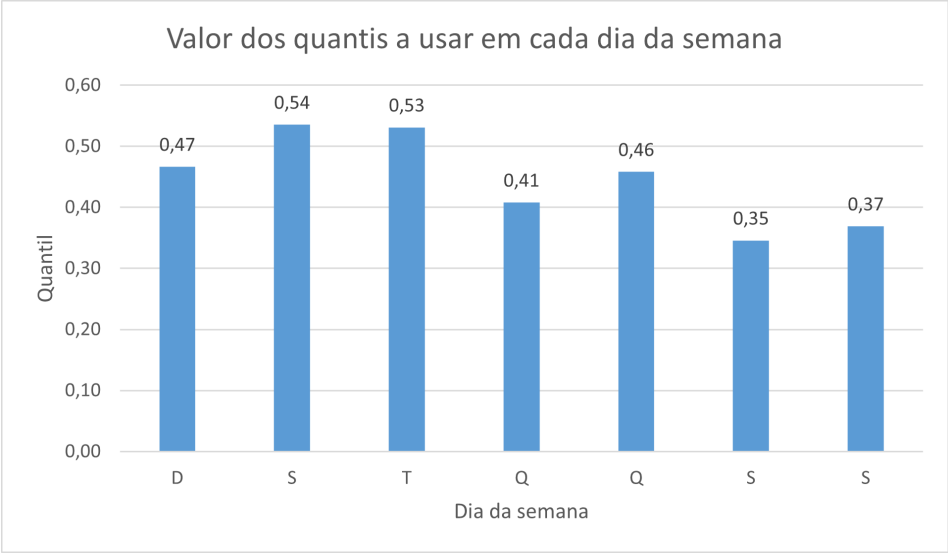


Figura 4.20: Resultado obtido para cada quantil diário de forma a minimizar o custo do desvio total.

Ao usar estes quantis para a previsão probabilística do consumo, o valor do custo do desvio obtido para o grupo de teste foi de 7 733,20 €, que comparado com o valor obtido pela empresa para o mesmo período representa uma melhoria de 15,9%.

4.3.1.4 Otimização do quantil, parametrização horária

Esta otimização consiste em encontrar os melhores quantis a usar em cada hora do dia de maneira a minimizar o custo total dos desvios. Os resultados para os valores dos quantis a utilizar encontram-se dispostos no gráfico da figura 4.21:

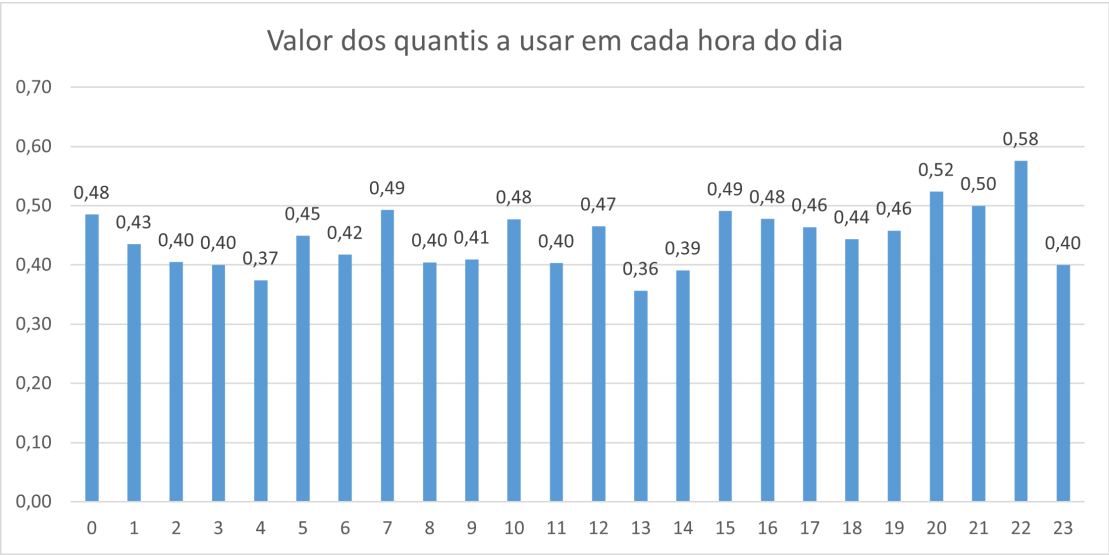


Figura 4.21: Quantis a utilizar em cada hora para minimizar o custo total do desvio.

Utilizando estes quantis, o valor do custo dos desvios obtidos para o grupo de teste é de 8 046,91 €, o que se traduz numa melhoria de 12,4% em relação ao valor obtido pela empresa.

4.3.1.5 Média das parametrizações mensal, diária e horária

Esta estratégia tem como base calcular a média dos quantis apresentados anteriormente, nos gráficos das figuras 4.19, 4.20 e 4.21, para uma determinada data. Assim, o quantil a usar deverá ser uma média calculada entre o quantil referente ao mês em que a data ocorre, o quantil do dia da semana em que a data ocorre e a hora em que a data ocorre, tal como demonstrado na equação 3.14

Para este caso, o resultado do custo do desvio obtido para o grupo de teste foi de 7 744,18 €, o que corresponde a uma melhoria de 15,7%.

4.3.1.6 Normalização das parametrizações mensal, diária e horária

Esta técnica consiste, também, em usar os quantis das tabelas 4.19, 4.20 e 4.21. O quantil a usar deverá ser obtido seguindo a equação 3.18.

Usando esta estratégia, o custo total do desvio obtido para o grupo de teste é de 7 533,84 €, o que equivale a uma poupança de 18.02% relativamente ao custo da empresa comercializadora.

4.3.1.7 Média Ponderada das parametrizações mensal, diária e horária

Este método consiste em calcular uma média ponderada usando os desvios em relação à média calculados anteriormente a partir dos valores dos gráficos das figuras 4.19, 4.20 e 4.21.

Usando esta estratégia, o custo total do desvio obtido para o grupo de teste é de 7 483,27 €, significando uma poupança de 18.57% em relação ao valor obtido pela empresa.

4.3.2 Comparação das diferentes estratégias

4.3.2.1 Análise do desvio mensal

O desvio médio obtido pelas diferentes estratégias, comparado com o desvio obtido pela empresa, ao longo dos meses do ano encontra-se na tabela 4.5:

Mês \ Estratégia	Empresa	Global	Mensal	Diário	Horário	Média	Norm.	Ponderada
Janeiro	11,10%	2,86%	3,27%	3,46%	3,32%	3,04%	3,53%	3,24%
Fevereiro	4,44%	2,68%	2,76%	2,99%	2,91%	2,62%	2,72%	2,59%
Março	5,51%	3,59%	3,54%	2,90%	2,95%	3,38%	3,15%	3,21%
Abril	6,39%	4,14%	4,05%	2,89%	3,02%	4,04%	4,00%	4,03%
Maio	4,60%	6,04%	4,93%	2,93%	3,03%	5,37%	5,14%	4,85%
Junho	6,64%	3,61%	3,64%	2,72%	2,96%	3,36%	3,03%	3,18%
Julho	4,82%	2,75%	2,75%	3,22%	3,47%	2,60%	2,65%	2,61%
Agosto	5,33%	2,33%	2,36%	3,46%	3,48%	2,18%	2,08%	2,12%
Setembro	6,22%	3,18%	3,10%	3,40%	3,54%	3,05%	3,03%	2,99%
Outubro	3,04%	2,42%	2,43%	3,24%	3,34%	2,48%	2,77%	2,59%
Novembro	3,15%	1,96%	1,85%	3,35%	3,43%	1,88%	2,12%	1,90%
Dezembro	6,73%	4,42%	4,33%	3,29%	3,20%	4,17%	3,95%	3,99%
MédiaMês	5,66%	3,33%	3,25%	3,16%	3,22%	3,18%	3,18%	3,11%

Tabela 4.5: Desvio percentual médio mensal entre programa e consumo real usando as diferentes estratégias de mercado.

A estratégia que mais minimiza o erro médio dos meses é a estratégia da média ponderada dos quantis, diminuindo em bastante em relação à estratégia da empresa. De maneira geral todas as estratégias estudadas diminuem o erro relativamente à estratégia da empresa. A maior diminuição deu-se no mês de janeiro, onde a empresa obteve um erro bastante grande. Por outro lado, no mês de maio a estratégia da empresa apresenta um erro ligeiramente mais baixo que a maior parte das estratégias. Mesmo assim, nos restantes meses observa-se uma diminuição significativa do erro médio.

4.3.2.2 Análise do erro diário

O desvio médio obtido pelas diferentes estratégias, comparado com o desvio médio obtido pela empresa, ao longo dos dias da semana encontra-se exposto na tabela 4.6:

Dia \ Estratégia	Empresa	Global	Mensal	Diário	Horário	Média	Norm.	Ponderada
Domingo	4,76%	4,39%	4,03%	4,32%	4,28%	4,15%	4,03%	3,96%
Segunda-feira	5,57%	3,66%	3,69%	3,28%	3,64%	3,34%	3,32%	3,19%
Terça-feira	5,96%	2,52%	2,52%	2,36%	2,52%	2,41%	2,33%	2,33%
Quarta-feira	4,69%	2,82%	2,63%	2,83%	2,83%	2,74%	2,68%	2,65%
Quinta-feira	5,06%	3,53%	3,56%	3,55%	3,53%	3,52%	3,53%	3,53%
Sexta-feira	6,96%	3,54%	3,40%	3,39%	3,58%	3,35%	3,43%	3,29%
Sábado	6,75%	3,31%	3,55%	2,96%	3,34%	3,17%	3,08%	3,18%
MédiaDia	5,68%	3,39%	3,34%	3,24%	3,39%	3,24%	3,20%	3,16%

Tabela 4.6: Desvio percentual médio diário entre programa e consumo real usando as diferentes estratégias de mercado.

A estratégia que apresenta um menor valor do erro médio diário é, novamente, a média ponderada dos quantis. Porém, o dia mais difícil de prever passou a ser o domingo, que era o dia que a empresa tinha mais facilidade em prever o consumo. Mesmo assim, a previsão para o domingo apresenta um erro menor para todas as estratégias em relação ao erro obtido pela empresa. De maneira geral todas as estratégias apresentam um erro menor para todos os dias da semana.

4.3.2.3 Análise do erro horário

O desvio médio obtido pelas diferentes estratégias, comparado com o desvio médio obtido pela empresa, ao longo das horas do dia encontra-se exposto na tabela 4.7:

De forma a clarificar os resultados obtidos, a tabela **??** expõe os resultados obtidos:

Hora \ Estratégia	Empresa	Global	Mensal	Diário	Horário	Média	Norm.	Ponderada
0	5,20%	3,73%	3,62%	3,75%	3,71%	3,65%	3,76%	3,69%
1	5,18%	3,32%	3,18%	3,36%	3,32%	3,22%	3,21%	3,18%
2	5,00%	2,96%	2,90%	2,99%	2,91%	2,86%	2,86%	2,85%
3	4,96%	2,95%	3,01%	2,90%	2,95%	2,86%	2,86%	2,84%
4	4,87%	2,97%	3,04%	2,79%	3,02%	2,84%	2,82%	2,77%
5	4,75%	3,04%	3,13%	2,83%	3,03%	2,90%	2,87%	2,84%
6	4,73%	2,92%	2,99%	2,62%	2,96%	2,77%	2,69%	2,65%
7	4,99%	3,42%	3,38%	3,12%	3,47%	3,25%	3,17%	3,18%
8	5,38%	3,54%	3,45%	3,46%	3,48%	3,38%	3,43%	3,30%
9	5,89%	3,52%	3,45%	3,30%	3,54%	3,27%	3,20%	3,11%
10	5,98%	3,34%	3,31%	3,14%	3,34%	3,16%	3,13%	3,04%
11	6,06%	3,35%	3,38%	3,25%	3,43%	3,30%	3,55%	3,34%
12	6,21%	3,24%	3,26%	3,19%	3,20%	3,13%	3,17%	3,09%
13	6,10%	3,62%	3,66%	3,58%	3,65%	3,56%	3,70%	3,59%
14	6,44%	3,82%	3,60%	3,71%	3,80%	3,65%	3,50%	3,50%
15	6,71%	3,62%	3,35%	3,46%	3,61%	3,44%	3,21%	3,27%
16	6,69%	3,73%	3,49%	3,51%	3,63%	3,50%	3,25%	3,28%
17	6,63%	3,80%	3,59%	3,62%	3,75%	3,60%	3,38%	3,39%
18	6,50%	3,82%	3,59%	3,67%	3,82%	3,65%	3,44%	3,47%
19	6,29%	3,84%	3,82%	3,66%	3,83%	3,66%	3,55%	3,51%
20	5,96%	3,28%	3,31%	3,02%	3,23%	3,06%	3,02%	3,01%
21	5,59%	3,37%	3,34%	3,10%	3,33%	3,15%	3,03%	3,08%
22	5,16%	3,25%	3,25%	3,00%	3,35%	3,07%	3,22%	3,13%
23	5,00%	3,02%	3,04%	2,74%	2,95%	2,86%	2,75%	2,77%
MédiaHora	5,68%	3,39%	3,34%	3,24%	3,39%	3,24%	3,20%	3,16%

Tabela 4.7: Desvio percentual médio horário entre programa e consumo real usando as diferentes estratégias de mercado.

Por fim, mais uma vez a estratégia com valores do erro menor é a estratégia da média ponderada dos quantis. Esta estratégia mostrou ser a que apresenta valores do erro menor, e, consequentemente, também apresenta um custo total menor. Em relação às horas previstas, a hora mais

difícil de prever usando a previsão probabilística passou a ser a hora 0. Mesmo assim, a previsão probabilística obteve resultados melhores que a estratégia da empresa para todas as horas, nalguns casos levando o erro para metade.

4.3.2.4 Análise dos custos anuais

Como já tinha sido observado anteriormente, a estratégia da média ponderada dos quantis é a que apresenta uma maior redução do custo dos desvios, seguida pela normalização dos quantis. De forma a visualizar-se com mais clareza, o gráfico da figura 4.22 contém os dados do custo total e da poupança, em €, obtido pelas diferentes estratégias:

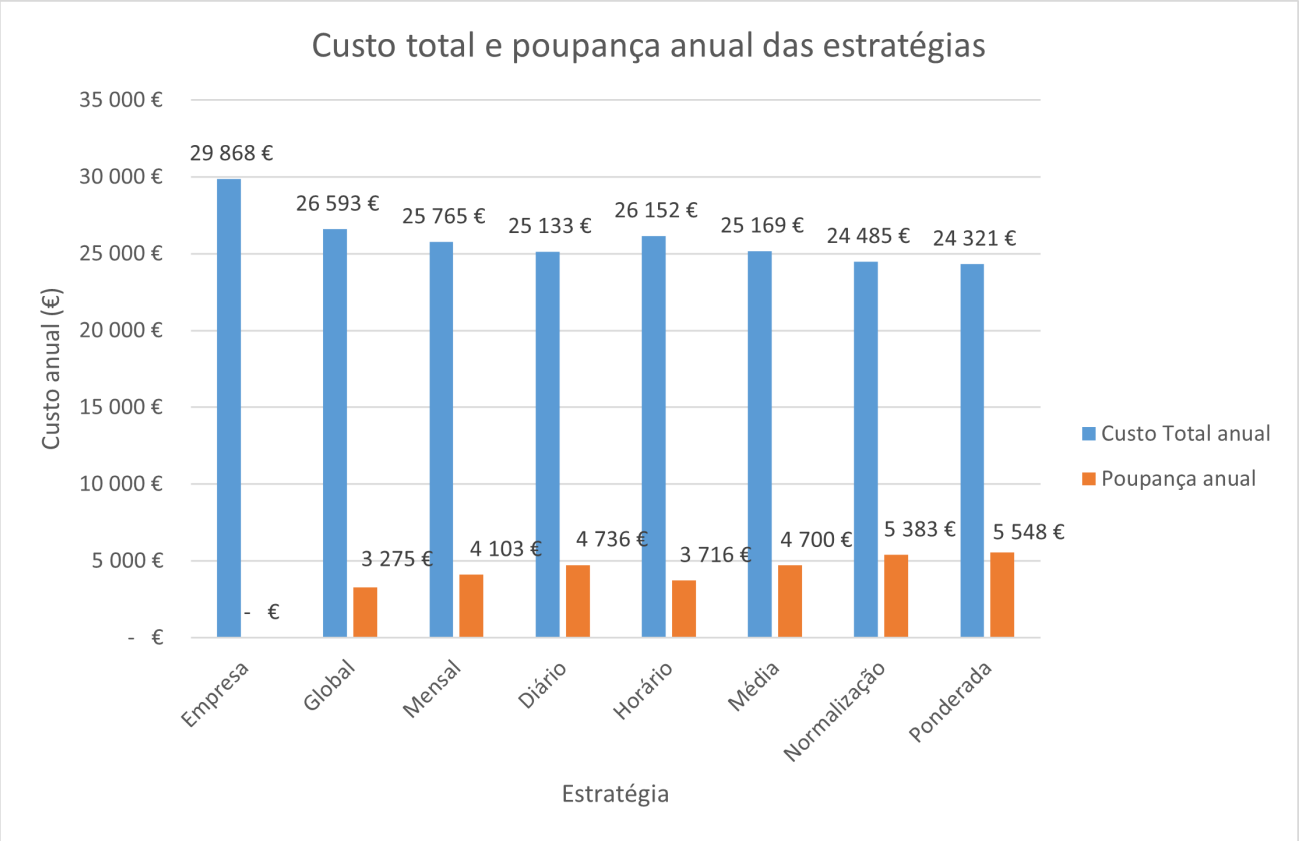


Figura 4.22: Comparação do custo total e da poupança das diferentes estratégias.

Todas as estratégias estudadas apresentam benefício para a empresa, uma vez que todas apresentam uma valor de poupança. Estas estratégias são uma mais valia para a empresa, sendo que a sua implementação é bastante fácil, com os únicos dados necessários a serem os dados do consumo da semana anterior e a previsão da temperatura para o dia seguinte. Apenas esta última componente necessita de ser comprada, porém também é possível realizar a previsão alterando o modelo para não incluir esta variável, a troco de alguma performance.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalho Futuro

Neste capítulo são apresentadas as conclusões obtidas ao longo da realização da dissertação.

5.1 Aspetos Gerais

Devido ao elevado nível de competitividade das empresas do mercado liberalizado da energia, existe uma grande necessidade de redução de custos em todos os aspetos. Na aquisição de energia, a redução de custos é alcançada minimizando os desvios entre a energia programada e a energia efetivamente consumida pelos clientes. Para tal, a previsão do consumo tem que refletir esta necessidade. De forma a minimizar os desvios entre a energia comprada pela empresa comercializadora e a energia consumida pelos seus clientes é fundamental existir uma boa previsão do consumo, uma vez que uma má previsão leva a maiores desvios, que são fortemente penalizados.

O objetivo desta dissertação foi, então, minimizar os desvios entre energia comprada, também designada de programa, e energia consumida, utilizando uma previsão probabilística para o dia seguinte. Tendo obtido a previsão probabilística, foram desenvolvidas estratégias de mercado de forma utilizar a previsão probabilística para minimizar os desvios e, consequentemente, o prejuízo para a empresa.

Foram testados diversas técnicas já conhecidas, mas o modelo desenvolvido foi baseado numa nova metodologia, a *Beta Paramenters Estimation* (BETAPARES). Esta técnica é uma técnica de previsão probabilística paramétrica, que utiliza uma previsão do valor esperado e uma previsão da variância para calcular os parâmetros *alpha* e *beta* de forma obter uma distribuição Beta do consumo para uma hora. Neste caso, a previsão do valor esperado foi modelizada através de uma previsão determinística do consumo e a previsão da variância foi modelizada através de uma previsão determinística do consumo. As previsões determinísticas podem ser obtidas através de diversas técnicas, mas neste caso foram utilizadas redes neuronais. A partir dos parâmetros *alpha* e *beta* obtém-se a distribuição Beta do consumo, a partir da qual se desenvolvem estratégias de mercado.

As estratégias de mercado consistem em determinar o valor do quantil a utilizar de forma a obter o menor desvio possível. Estas estratégias geralmente recorrem à média, ou valor esperado,

ou à mediana, caso seja utilizada uma previsão determinística. Neste caso, como existe o acesso a uma previsão probabilística é possível otimizar o valor a usar, analisando a evolução do quantil ótimo ao longo do tempo. Este quantil pode variar ao longo das horas do dia, por exemplo, dependendo de um conjunto de variáveis.

Este modelo foi aplicado ao caso de estudo da empresa Energia Simples. Foi utilizado o consumo horário dos clientes da empresa dos anos de 2019 e 2020. Este consumo encontra-se dividido em instantes t, em que cada instante t representa uma data contendo dados da hora do dia, dia do mês, mês do ano e ano. Além disso, foram fornecidos dados de previsões de temperatura, humidade e nebulosidade para o dia seguinte. A partir destes dados foi possível desenvolver o modelo de previsão probabilística pretendido.

Numa primeira fase há um pré-processamento dos dados, onde foram normalizados os consumos horários dos clientes da empresa. O objetivo desta normalização é colocar os valores do consumo numa gama entre 0 e 1, requisito fundamental para a aplicação do método BETAPARES. Também foi feita uma normalização da previsão da temperatura para o dia seguinte de forma a melhorar o desempenho das redes neuronais e diminuir o tempo de treino das mesmas.

Numa segunda fase foram divididos os dados do consumo em dois grupos, um grupo de treino da rede neuronal e outro grupo de teste e validação de resultados. Este último grupo contém os dados que serão usados como entrada da rede neuronal e do modelo BETAPARES e a saída será o valor da previsão. Esta saída será comparada com o valor real do consumo, e o desvio verificado entre valor previsto e valor real será comparado com o valor verificado pelos dados da empresa. Os dois grupos têm tamanhos diferentes, sendo que o grupo de treino contém os dados de 88 semanas e o grupo de teste e validação contém 16 semanas.

Na terceira fase foram determinadas as entradas do modelo desenvolvido e obtida a previsão probabilística. Após testadas várias variáveis de entrada, determinou-se que o modelo desenvolvido obtém os melhores resultados quando as variáveis utilizadas para a previsão do valor esperado e da variância são o consumo da semana anterior, o dia da semana, a hora do dia e a previsão da temperatura para o dia seguinte.

5.2 Conclusões sobre a previsão

Comparando com as técnicas *Benchmark*, a metodologia BETAPARES obteve os seguintes valores de indicadores de erro determinístico:

Modelo \ Indicadores	MAE	BIAS	MSE	MAPE(%)
QR*	0,758	-0,141	1,054	3,80
QRF*	0,697	-0,065	0,837	3,52
QRNN*	0,689	-0,116	0,857	3,48
SVM	0,695	-0,117	0,882	3,51
NN	0,742	-0,162	0,963	3,81
BETAPARES*	0,687	-0,105	0,831	3,47

*Valores referentes ao quantil 50

Tabela 5.1: Comparação dos indicadores do erro de cada modelo de previsão testado.

A metodologia BETAPARES conseguiu resultados melhores para todos os indicadores do erro testados, demosntrando que é uma alternativa bastante viável para a previsão de consumos.

Em relação aos indicadores probabilísticos, a comparação do modelo desenvolvido BETAPARES com os restantes *Benchmarks* encontra-se na tabela seguinte:

Modelo \ Indicadores	CRPS	Pinball Loss
QR	0,555	0,927
QRF	0,544	0,332
QRNN	0,541	1,433
BETAPARES	0,538	0,219

Tabela 5.2: Comparação do resultado dos indicadores probabilísticos dos modelos testados.

Novamente a metodologia BETAPARES apresenta os melhores valores para os indicadores, especialmente para o *Pinball Loss*.

De seguida respondem-se às questões de investigaçao.

Quais as técnicas de previsão com melhor desempenho na previsão de consumo. Pela observação das tabelas 5.1 e 5.2, a par da técnica BETAPARES, as técnicas com melhor desempenho são as QRNN e QRF, considerando as técnicas de previsão probabilística, e a SVM, considerando as técnicas de previsão determinística.

Qual é o desempenho típico de previsão probabilística, quer para o valor esperado, quer para a incerteza. O desempenho típico da previsão probabilística é melhor para os dois aspetos. Para o valor esperado, os indicadores do erro foram menores nas técnicas de previsão probabilística do que nas técnicas de previsão determinística, de forma geral. Para a incerteza, apenas a previsão probabilística consegue modelizar a incerteza, pelo que o desempenho será sempre melhor que as técnicas de previsão determinística.

Como varia o desempenho da previsão probabilística com a hora do dia, o dia da semana e o mês do ano. O desempenho da previsão probabilística é muito consistente ao longo do horizonte temporal. A tabela 4.5 demonstra que existe pouca variação do erro usando a previsão probabilística ao longo dos meses, havendo meses mais difíceis de prever que outros. As tabelas 4.6 e 4.7 demonstram a mesma conclusão relativamente aos dias da semana e às horas do dia.

Para o modelo de previsão desenvolvido, qual a melhoria de desempenho relativamente a modelos de referência. Novamente, as tabelas 5.1 e 5.2 indicam que a técnica BETAPARES se superioriza ligeiramente relativamente às restantes. No MAE é ligeiramente melhor que a QRF e a QRNN, no BIAS a QRF é melhor, se bem que este indicador apenas indica que a distância do valor previsto para o valor real, em média. No MSE é novamente ligeiramente melhor que a QRF e QRNN. No MAPE, também é melhor que a QRF e a QRNN. Passando para os indicadores probabilísticos, no CRPS todas as técnicas apresentam um valor muito próximo, havendo vantagem da técnica BETAPARES. No *Pinball Loss* há uma clara vantagem da técnica BETAPARES. De forma geral, o técnica BETAPARES concorre com a QRF e QRNN, sendo claramente melhor que a técnica QR.

5.3 Conclusões sobre estratégias de mercado

As estratégias de mercado estudadas resultaram todas em poupança com os custos dos desvios em relação aos valores obtidos pela empresa. Na tabela 5.3 apresenta-se o custo total anual, bem como a poupança obtida:

Estratégia	Custo total anual	Poupança anual(€)	Poupança(%)
Empresa	29 868 €	-	-
Global	26 593 €	3 275 €	10,96%
Mensal	25 765 €	4 103 €	13,74%
Diário	25 133 €	4 736 €	15,85%
Horário	26 152 €	3 716 €	12,44%
Média	25 169 €	4 700 €	15,74%
Normalização	24 485 €	5 383 €	18,02%
Ponderada	24 321 €	5 548 €	18,57%

Tabela 5.3: Comparação das estratégias estudadadas

Respondem-se, então, às questões de investigação.

Quais os custos típicos associados aos desvios e quais as perdas para o agente comercializador e como variam essas perdas ao longo dos meses do ano, dos dias da semana e da hora do dia. No total, o custo para a empresa do desvio, nas 16 semanas do grupo de teste foi de 9019,29€, que corresponde a um valor anual de 29 868€ em perdas com desvios. Também se concluiu que quanto maiores forem os desvios entre a energia programada e a energia efetivamente consumida, maiores vão ser os custos. Assim, o gráfico 4.6 mostra que os meses de janeiro, abril, junho, setembro e dezembro têm o maior erro, logo o maior desvio, enquanto que os meses de fevereiro, outubro e novembro apresentam o menor desvio. O gráfico 4.7 mostra que os maiores custos da empresa ocorrem nos dias de sexta-feira e de sábado, enquanto que os menores desvios ocorrem ao domingo e à quarta-feira. o gráfico 4.10 mostra uma tendência mais clara dos desvios médios em cada hora. Entre as horas 0 e 6 o desvio vai diminuindo, voltando a aumentar entre as horas 9

e 15, onde se continuam a verificar desvios elevados até à hora 18, onde começam a diminuir gradualmente até à hora 23. Assim, os maiores desvios ocorrem entre as horas 11 e 19, e os menores entre as horas 3 e 7.

Quais as estratégias de procura melhor sucedidas, recorrendo à previsão probabilística e análise de risco. Pela análise da tabela 5.3, aas estratégias mais bem sucedidas foram a normalização da otimização mensal, diária e horária, e a média ponderada das mesmas otimizações, obtendo reduções do custo dos desvios de 18,02% e 18,57%, respetivamente. De forma geral, todas as estratégias apresentaram uma redução de custos, mostrando que a previsão probabilística aliada à análise de risco reduz significativamente os custos dos desvios da empresa.

Qual o benefício económico da utilização do modelo de previsão desenvolvido. A utilização deste modelo leva a uma redução anual de até 5 548€, ou seja, uma redução de 18,57% dos custos com os desvios.

5.4 Aplicação do modelo

Como já foi visto, esta ferramenta tem um valor elevado, traduzindo-se numa redução considerável dos custos dos desvios. Esta metodologia é de fácil implementação, apenas sendo necessário dados do consumo anteriores, que já se encontram na posse da empresa, e previsões meteorológicas, havendo necessidade de as comprar. Há a possibilidade de implementação deste método e estratégias sem os dados meteorológicos, havendo uma pequena perda de performance. Uma vez que é feita a estacionarização da série, não deve ser necessário fazer ajustes ao modelo. Porém, uma vez que as rede neuronais foram treinadas para uma determinada gama de valores, se se verificar um aumento ou diminuição do consumo significativos o modelo deve ser adaptado para essas situações. Este modelo deve ser implementado numa interface automatizada, onde se apresenta a previsão probabilística do consumo e vários indicadores.

Quanto às estratégias, o quantil foi otimizado para este conjunto de dados em particular, mas deve de haver uma otimização contínua, de forma a obter sempre o melhor programa. Esta otimização deve de resultar numa redução dos custos dos desvios de 18,57%m ou seja, uma poupança de 0,90€ por cada MWh de desvio.

Referências

[1] Curvas agregadas de oferda e demanda | OMIE. Acedido em 2021-02-22. URL: https://www.omie.es/pt/market-results/daily/daily-market/aggragate-suply-curves?

[2] Ajith Abraham. 29: Artificial Neural Networks. Relatório técnico. URL: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/0471497398.mm421.

[3] OI Abiodun, A Jantan, AE Omolara, KV Dada Heliyon, e undefined 2018. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844018332067.

[4] REGULAMENTO (UE) 2017/ 2195 DA COMISSÃO - de 23 de novembro de 2017 - que estabelece orientações relativas ao equilíbrio do sistema elétrico. Relatório técnico.

[5] Mibel – Mercado Ibérico de Electricidade. Acedido em 2021-03-01. URL: https://www.mibel.com/.

[6] Constituição – Mibel. Acedido em 2021-03-01. URL: https://www.mibel.com/conselho-de-reguladores/constituicao/.

[7] OMIE. Acedido em 2021-03-01. URL: https://www.dgeg.gov.pt/pt/areas-transversais/mercados-e-mecanismos-de-capacidade/mibel/omie/.

[8] Funções | OMIE. Acedido em 2021-03-01. URL: https://www.omie.es/pt/funcoes.

[9] OMIP. Acedido em 2021-03-01. URL: https://www.dgeg.gov.pt/pt/areas-transversais/mercados-e-mecanismos-de-capacidade/mibel/omip/.

[10] Funções | OMIP. Acedido em 2021-03-01. URL: https://www.omip.pt/pt/funcoes-omip.

[11] Mercado da electricidade | OMIE. Acedido em 2021-02-22. URL: https://www.omie.es/pt/mercado-de-electricidad.

[12] Conselho de Reguladores do MIBEL, Descrição do Funcionamento do MIBEL, 2009. Relatório técnico. URL: www.cne.es.

[13] ERSE - Manual da Gestão Global do Sistema do Setor Elétrico. Relatório técnico.

[14] Jorge Borges. Mibel and the market splitting - 5th international conference on the european electricity market. *2008 5th International Conference on the European Electricity Market, EEM*, 2008.

[15] Manual de Procedimentos do Acerto de Contas. Relatório técnico.

[16] Sabe o que é um PPA de energia? - Iberdrola. Acedido em 2021-02-22. URL: https://www.iberdrola.com/quem-somos/acordos-ppa-energia.

[17] Power Purchase Agreement | PPA | Definition. Acedido em 2021-02-22. URL: https://www.next-kraftwerke.com/knowledge/ppa-power-purchase-agreement.

[18] Shahida Khatoon, Ibraheem, Arunesh Kr Singh, e Priti. Effects of various factors on electric load forecasting: An overview. páginas 1–5. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), oct 2015. doi:10.1109/poweri.2014.7117763.

[19] A Tarsitano, IL Amerise Energy, e undefined 2017. Short-term load forecasting using a two-stage sarimax model. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544217308848.

[20] T. Hong e S. Fan. Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. jul 2016.

[21] H Hahn, S Meyer-Nieberg, S Pickl European journal of Operational, e undefined 2009. Electric load forecasting methods: Tools for decision making. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221709002094.

[22] N. Amral, C. S. Özveren, e D. King. Short term load forecasting using multiple linear regression. Em *Proceedings of the Universities Power Engineering Conference*, páginas 1192–1198, 2007. doi:10.1109/UPEC.2007.4469121.

[23] Nima Amjady. Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability. *IEEE Transactions on Power Systems*, 16(3):498–505, aug 2001. doi:10.1109/59.932287.

[24] Adam Misiorek, Stefan Trueck, e Rafal Weron. NONLINEAR ANALYSIS OF ELECTRICITY PRICES Point and Interval Forecasting of Spot Electricity Prices: Linear vs. Non-Linear Time Series Models Point and Interval Forecasting of Spot Electricity Prices: Linear vs. Non-Linear Time Series Models *. Relatório técnico. URL: https://eprints.qut.edu.au/8162.

[25] Review of Deterministic and Probabilistic Wind Power Forecasting: Models, Methods, and Future Research. *Electricity*, 2(1):13–47, jan 2021. URL: https://www.mdpi.com/2673-4826/2/1/2.

[26] JC Cuaresma, J Hlouskova, S Kossmeier Applied Energy, e undefined 2004. Forecasting electricity spot-prices using linear univariate time-series models. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261903000965.

[27] H Cui, X Peng Mathematical Problems in Engineering, e undefined 2015. Short-term city electric load forecasting with considering temperature effects: an improved ARIMAX model. *hindawi.com*. URL: https://www.hindawi.com/journals/mpe/2015/589374/abs/.

[28] Martin T. Hagan e Mohammad B. Menhaj. Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6):989–993, 1994. doi:10.1109/72.329697.

[29] BJ Chen, MW Chang IEEE transactions on power Systems, e undefined 2004. Load forecasting using support vector machines: A study on EUNITE competition 2001. *ieeexplore.ieee.org*. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1350819/.

[30] Philippe Lauret, Mathieu David, e Hugo T C Pedro. Probabilistic Solar Forecasting Using Quantile Regression Models. *mdpi.com*, 2017. URL: www.mdpi.com/journal/energies, doi:10.3390/en10101591.

[31] James W Taylor. A Quantile Regression Neural Network Approach to Estimating the Conditional Density of Multiperiod Returns. Relatório técnico.

[32] Zhuofu Deng, Binbin Wang, Heng Guo, Chengwei Chai, Yanze Wang, e Zhiliang Zhu. Unified Quantile Regression Deep Neural Network with Time-Cognition for Probabilistic Residential Load Forecasting. 2020. URL: https://doi.org/10.1155/2020/9147545, doi:10.1155/2020/9147545.

[33] D Gan, Y Wang, S Yang, C Kang Journal of Modern Power, e undefined 2018. Embedding based quantile regression neural network for probabilistic load forecasting. *ieeexplore.ieee.org*. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9024710/.

[34] Nicolai Meinshausen. Quantile Regression Forests. Relatório técnico, 2006.

[35] G Molinar, LT Fan, W Stork 2019 IEEE Power Energy, e undefined 2019. Ampacity forecasting: an approach using Quantile Regression Forests. *ieeexplore.ieee.org*. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8791615/.

[36] A Bracale, P Caramia, P De Falco IEEE Transactions on . . . , e undefined 2019. Multivariate quantile regression for short-term probabilistic load forecasting. *ieeexplore.ieee.org*. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8743474/.

[37] Wenjie Zhang, Hao Quan, e Dipti Srinivasan. Parallel and reliable probabilistic load forecasting via quantile regression forest and quantile determination. *Energy*, 160:810–819, oct 2018. doi:10.1016/j.energy.2018.07.019.

[38] Wenjie Zhang, Hao Quan, e Dipti Srinivasan. An Improved Quantile Regression Neural Network for Probabilistic Load Forecasting. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(4):4425–4434, jul 2019. doi:10.1109/TSG.2018.2859749.

[39] Y. Wang, Q. Chen, M. Sun, C. Kang, e Q. Xia. An ensemble forecasting method for the aggregated load with subprofiles. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(4):3906–3908, 2018. doi:10.1109/TSG.2018.2807985.

[40] Y Li, J Che, Y Yang Energy, e undefined 2018. Subsampled support vector regression ensemble for short term electric load forecasting. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544218317055.

[41] GT Ribeiro, VC Mariani, L dos Santos Coelho Engineering Applications Of, e undefined 2019. Enhanced ensemble structures using wavelet neural networks applied to short-term load forecasting. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197619300624.

[42] X Zhang, J Wang Applied Soft Computing, e undefined 2018. A novel decomposition-ensemble model for forecasting short-term load-time series with multiple seasonal patterns. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494618300231.

[43] DW Van der Meer, J Widén, , J Munkhammar Renewable Sustainable, e undefined 2018. Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117308523.

[44] M Shepero, D Van Der Meer, J Munkhammar, J Widén Applied Energy, e undefined 2018. Residential probabilistic load forecasting: A method using Gaussian process designed for electric load data. *Elsevier*. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030626191830299X.

[45] Dazhi Yang, Elynn Wu, e Jan Kleissl. Operational solar forecasting for the real-time market. *International Journal of Forecasting*, 35(4):1499–1519, oct 2019. URL: https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.03.009, doi:10.1016/j.ijforecast.2019.03.009.

[46] Jie Zhang, Anthony Florita, Bri-Mathias Hodge, Siyuan Lu, Hendrik F Hamann, Venkat Banunarayanan, e Anna M Brockway. A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting. 2015. URL: http://dx.doi.org/10.1016/j.solener.2014.10.016, doi:10.1016/j.solener.2014.10.016.

[47] Pierre Pinson, Henrik Aa Nielsen, Jan K. Møller, Henrik Madsen, e George N. Kariniotakis. Non-parametric probabilistic forecasts of wind power: Required properties and evaluation. *Wind Energy*, 10(6):497–516, nov 2007. doi:10.1002/we.230.

[48] Tilmann Gneiting e Matthias Katzfuss. Probabilistic Forecasting Probabilistic forecast: a forecast in the form of a probability distribution over future quantities or events. URL: www.annualreviews.org, doi:10.1146/annurev-statistics-062713-085831.

[49] Cláudio Monteiro. *BETAPARES Methodology*. Relatório técnico, 2021.