



**Universidade do Porto**  
**Faculdade de Engenharia**  
**FEUP**

## **TRABALHO INTEGRADO - PREVISÃO APLICADA A ENERGIA**

Trabalho Realizado no âmbito da Unidade Técnicas para Previsão do Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Matheus Macedo Lopes - 201108096  
Leonel Isidoro Azevedo Pestana - 200908712

13 Dezembro 2015

# Índice

Introdução .....	3
1.Caraterização do Problema .....	4
2. Previsões.....	5
2.1 Previsão de produção eólica .....	5
2.2 Previsão de consumos .....	9
2.3 Previsão de produção hídrica .....	12
2.4 Previsão de produção de cogeração solar.....	14
2.5 Previsão térmica de nuclear .....	15
2.6 Previsão térmica de carvão .....	17
2.7 Previsão térmica de ciclo combinado.....	21
2.8 Previsão de exportação .....	24
2.9 Previsão de preços MIBEL .....	26
Conclusão .....	30

# Introdução

Com o intuito de por em prática as técnicas e modelos de previsões lecionadas ao longo do semestre no âmbito da cadeira de Técnicas de previsão, foi disponibilizado um conjunto de dados produção, dados do conjunto de avaliação, consumo e preços correspondente a de um histórico real. Foi também fornecida informação meteorológica prevista para dia seguinte (D+1) para consumos, produção eólica, hídrica, solar, produção termoelétrica, exportação e de preços de mercado.

# 1. Caracterização do Problema

Neste trabalho foi considerado um conjunto de dados horários de produção, consumos e preços de mercado do sistema ibérico de eletricidade. Com base nestes dados horários, ao longo de 2012 e 2013, pretende-se criar modelos de previsão para o dia seguinte (D+1).

O objetivo final será a apresentação de previsões, para o agregado ibérico, para as 24h do dia seguinte (D+1), para um conjunto de semanas extraídas de 2012 e 2013, com informação desconhecida. A informação deverá ser realizada para as seguintes variáveis:

- previsão de consumos
- previsão de produção eólica
- previsão de produção hídica
- previsão de produção de cogeração+solar
- previsão térmica de nuclear
- previsão térmica de carvão
- previsão térmica de ciclo combinado
- previsão de exportação
- previsão de preços MIBEL

Para o modelo de previsão apresentado idealmente realiza previsões às 0h do dia D, prevendo para cada hora do dia D+1. Para estas previsões foram utilizados dados reais de produção e consumo até ao dia D-1 inclusive, consumo, preços MIBEL até dia D, inclusive e, previsões meteorológicas para o dia D+1, estes dados usados como entrada dos modelos.

Será importante fazer uma breve referência em relação à diferença de métodos utilizados. Como o trabalho foi dividido em duas partes, cada elemento do grupo ficou com cerca de metade das variáveis a prever, e assim foi também decidido entre nós cada um fazer pelo método que achava mais confortável para si, havendo sempre troca de opiniões e debate nas variáveis utilizadas durante o processo e resultados obtidos.

## 2. Previsões

Para obtenção de valores de previsões foi elaborado um programa, em Matlab para resolução do problema de previsão proposto, definindo 5 séries de previsão com redes neurais com níveis e com entradas variáveis, ou seja, varia de previsão para previsão, uma vez que as variantes que influenciam cada uma delas são diferentes.

### 2.1 Previsão de produção eólica

A previsão da produção eólica tem uma importância semelhante à dos consumos pois permite prever o impacto a nível de injeção de potência na rede, para assim saber que parcela esta produção irá ter no trânsito de potências global do sistema.

#### Modelo Final

O procedimento realizado seguiu – se para cada uma das previsões, contudo, para resumir o procedimento o exemplo detalhado de obtenção das previsões fica em função da previsão eólica, e se procedeu – se de acordo com as etapas de resolução implementadas no software de cálculo do Matlab em conjunto com o Excel:

Foi preciso determinar quais as entradas de treino para as variáveis de entrada da rede neuronal.

O critério de escolha foi a partir da análise dos gráficos *Scatter*, para analisar a dispersão das séries fornecidas no enunciado.

No caso da produção eólica foi possível obter a seguinte correlação, entre as variáveis que se apresentaram mais suscetíveis a influenciar na previsão:

```
% Variaveis dados treino <> dados_trn(:,[numero])  
%[1]Preço (D+1)      %[2]Preço (D)          %[3]Preço (D-6)      %[4]Hora             %[5]DDS (D)  
%[6]DDS (D+1)        %[7]Mês (D+1)       %[8]ano (D+1)       %[9]Consumo (D)    %[10]Consumo (D+1)  
%[11]Exportação (D-1) %[12]Exportação (D)  %[13]Exportação (D+1)  %[14]Consumo (D-1)  %[15]Consumo (D-6)  
%[16]Eólica (D-1)    %[17]Eólica (D)      %[18]Eólica (D+1)    %[19]Hídrica (D)   %[20]Hídrica (D+1)  
%[21]Hídrica (D-1)  %[22]Hídrica (D-6)  %[23]Cog+Solar (D )  %[24]Cog+Solar (D+1)  
%[25]Cog+Solar (D-1) %[26]Cog+Solar (D-6)  %[27]Carvao (D)     %[28]Carvao (D+1)  %[29]Carvao (D-1)  
%[30]Carvao (D-6)    %[31]Nuclear (D)    %[32]Nuclear (D+1)  %[33]Nuclear (D-1)  
%[34]Nuclear (D-6)   %[35]GN (D)          %[36]GN (D+1)        %[37]GN (D-1)        %[38]GN (D-6)  
%[39]Temp (D+1)      %[40]Vento (D+1)    %[41]Direção (D+1)  %[42]Irradiância (D+1)  %[43]Pluviosidade (D+1)  
  
% variaveis dados real <> dados_rl(:,[numero])  
%[1]Hora             %[2]DDS (D)          %[3]DDS (D+1)      %[4]Mês (D+1)      %[5]ano (D+1)  
%[6]Exportação (D-1) %[7]Consumo (D-1)  %[8]Consumo (D-6)  %[9]Eólica (D-1)  %[10]Hídrica (D-1)  
%[11]Hídrica (D-6)  %[12]Cog+Solar (D-1)  %[13]Cog+Solar (D-6)  %[14]Carvao (D-1)  %[15]Carvao (D-6)  
%[16]Nuclear (D-1)  %[17]Nuclear (D-6)  %[18]GN (D-1)        %[19]GN (D-6)        %[20]Temp (D+1)  
%[21]Vento (D+1)    %[22]Direção (D+1)  %[23]Irradiância (D+1)  %[24]Pluviosidade (D+1)  
%[25]Preço (D)        %[26]Preço (D-6)
```

Análise de correlação entre as variáveis:

- Hora (D)

Embora seja pouco, o impacto sobre a produção eólica, ainda é possível notar influencia.

- Eólica (D-1)

A produção eólica do dia anterior (D-1) não é muito significativo, uma vez que o vento é apresentado com muita incerteza ao longo do espaço temporal, e por esse motivo a produção apresenta semelhança a dias posteriores.

- Temperatura (D+1)

A temperatura está indiretamente relacionada com a intensidade de vento, por isso foi suavizada esta variável.

- Pluviosidade (D+1)

A pluviosidade pode ter impacto na produção eólica, observando o gráfico é possível ver uma ligeira tendência de que quando existe uma maior pluviosidade, os ventos tendem também a ser fortes, o que também contribui para uma maior.

- Vento (D+1)

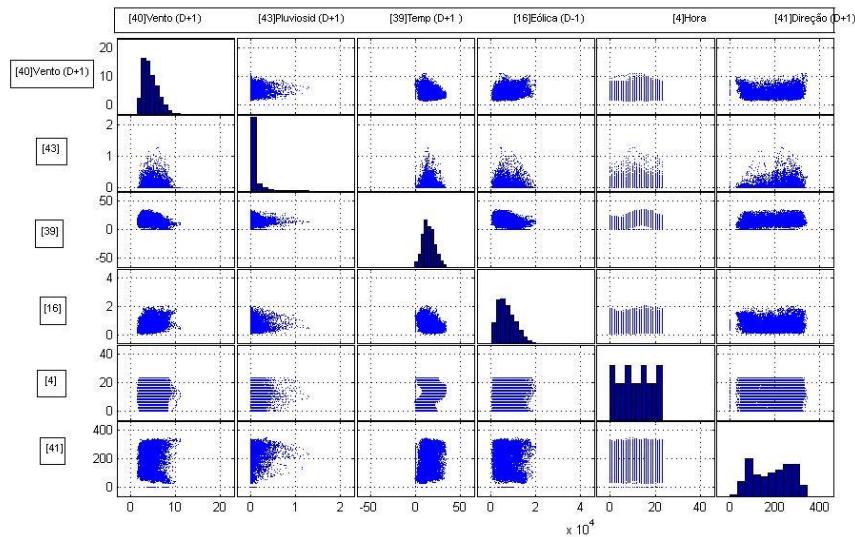
O vento é o agente motor da produção eólica. Sendo assim é óbvia a importância para obtenção da previsão da produção eólica.

- Direção (D+1)

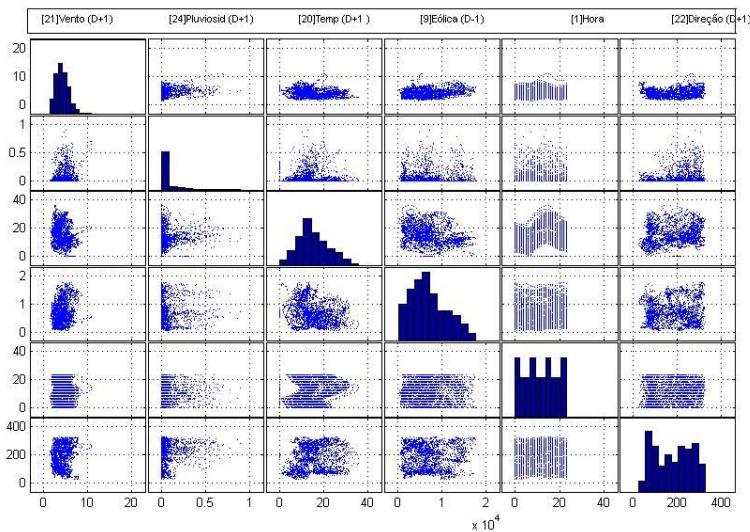
A direção tem impacto na produção eólica uma vez que nem todas as turbinas eólicas terem a capacidade de se orientarem com o sentido do vento, sendo assim a sua produção variável com a direção do vento.

Portanto para validar a escolhas das variáveis, foi primeiramente analisado a correlação das variáveis seja para o conjunto de treino quanto para o conjunto de avaliação.

Para o conjunto de treino:



Para o conjunto de avaliação:



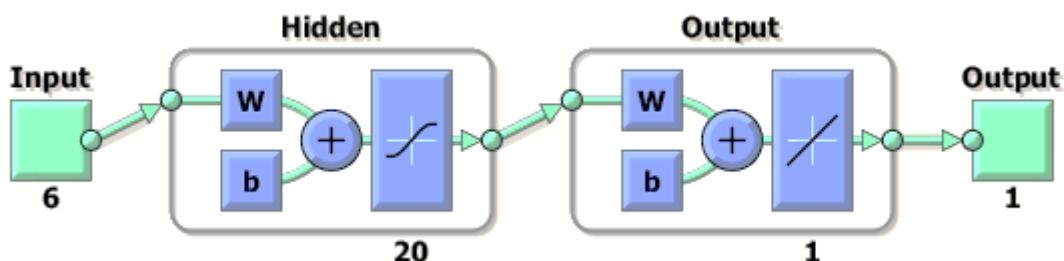
Portanto a partir da analise das variaveis junto a analise de dispersão, com os conjuntos de treino e validação, foi possível determinar, para o modelo, as entradas e saída das redes neuronais de acordo com o código:

```
%[40]Vento (D+1)    [43]Pluviosid (D+1)    [39]Temp (D+1)    [16]Eólica (D-1)    [4]Hora    [41]Direção (D+1)
% conjunto de inputs de treino eólica
```

```
input_eolica = dados_trn(:,[40,43,39,16,4,41])';
targets_eolica=dados_trn(:,18);
```

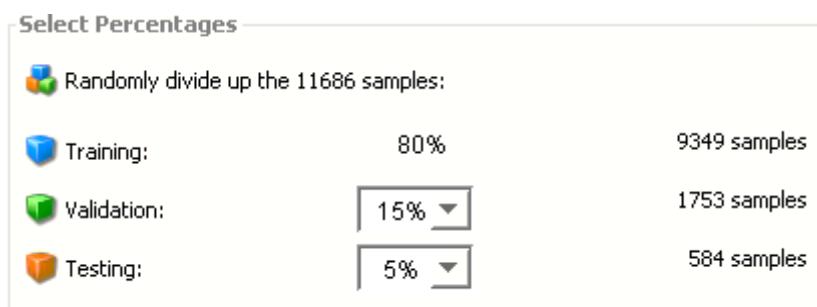
```
%[21]Vento (D+1)    [24]Pluviosid (D+1)    [20]Temp (D+1)    [9]Eólica (D-1)    [1]Hora    [22]Direção (D+1)
% conjunto de inputs de validação eólica
input_test = dados_rl(:,[21,24,20,9,1,22])';
```

Posteriormente foi utilizado 20 camadas(hiddenLayerSize) para cada rede neuronal entrada da rede neuronal, para cada variável sujeita a previsão.



```
% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 20;
net1 = fitnet(hiddenLayerSize); net2 = fitnet(hiddenLayerSize);
net3 = fitnet(hiddenLayerSize); net4 = fitnet(hiddenLayerSize);
net5 = fitnet(hiddenLayerSize);
```

Assim como as condições de paragem para o treino da redes:

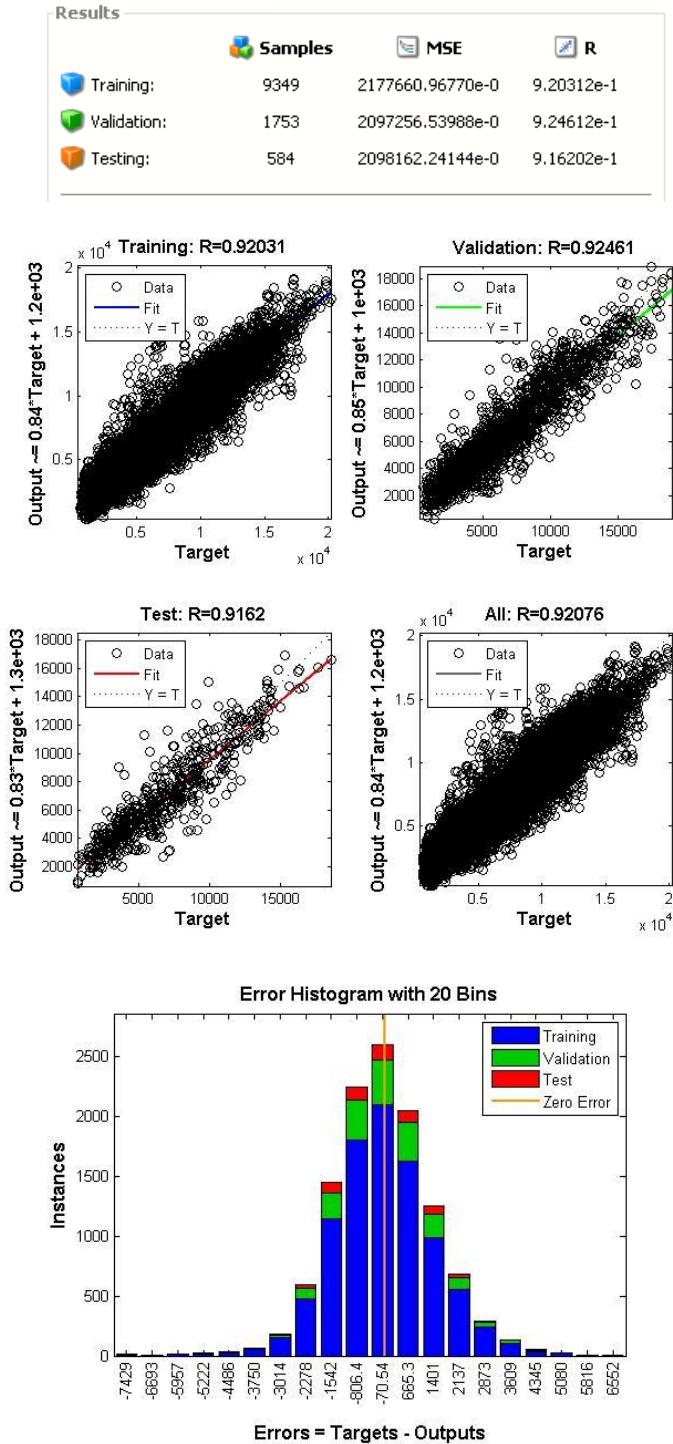


```
net1.divideParam.trainRatio = 80/100; net1.divideParam.valRatio = 15/100; net1.divideParam.testRatio = 5/100;
net2.divideParam.trainRatio = 80/100; net2.divideParam.valRatio = 15/100; net2.divideParam.testRatio = 5/100;
net3.divideParam.trainRatio = 80/100; net3.divideParam.valRatio = 15/100; net3.divideParam.testRatio = 5/100;
net4.divideParam.trainRatio = 80/100; net4.divideParam.valRatio = 15/100; net4.divideParam.testRatio = 5/100;
net5.divideParam.trainRatio = 80/100; net5.divideParam.valRatio = 15/100; net5.divideParam.testRatio = 5/100;
```

O excerto de código abaixo serve para o treino das redes neuronais usadas para determinar a previsão:  
**% Train the Network**

```
[net1,tr1] = train(net1,input_eolica,targets_eolica);
[net2,tr2] = train(net2,input_eolica,targets_eolica);
[net3,tr3] = train(net3,input_eolica,targets_eolica);
[net4,tr4] = train(net4,input_eolica,targets_eolica);
[net5,tr5] = train(net5,input_eolica,targets_eolica);
```

Apresentando resultados, semelhantes para as 5 redes de treino, semelhantes com o teste realizado para rede 5:

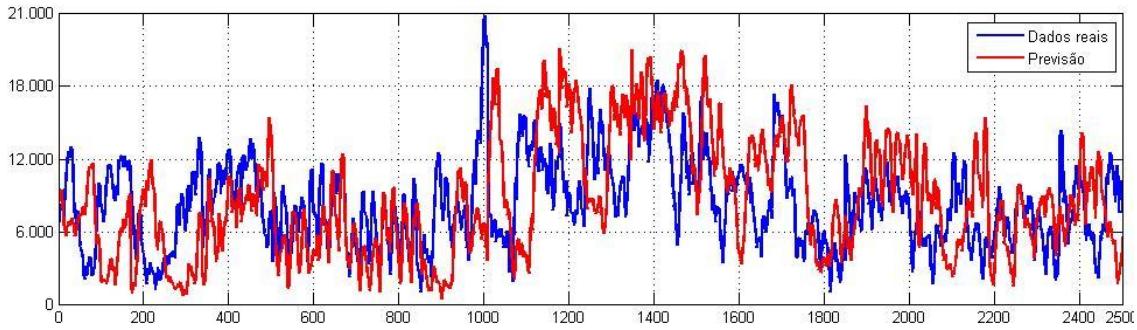


Depois do treino da rede, é preciso aplicar as entradas as variáveis de validação para assim obter a saída com a série de previsão:

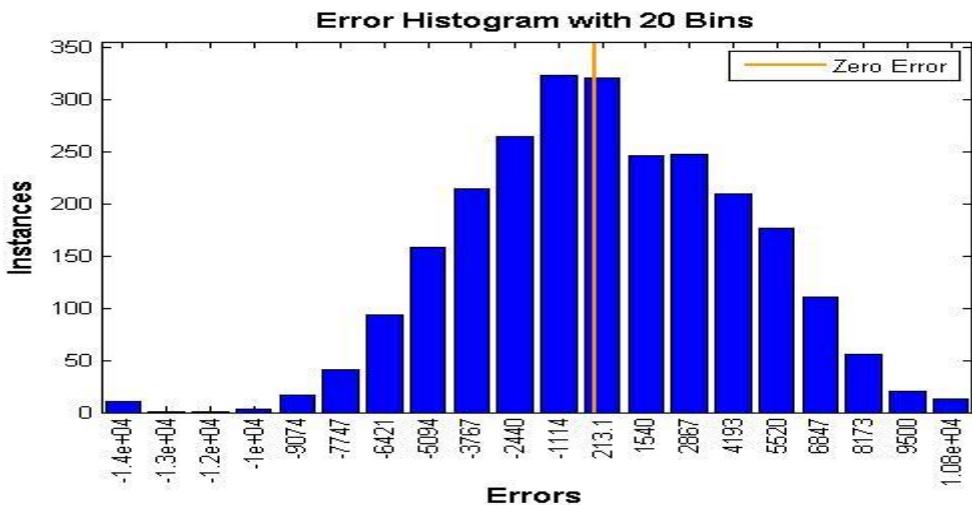
% Test the Network

```
out1 = net1(input_test); out2 = net2(input_test);
out3 = net3(input_test); out4 = net4(input_test);
out5 = net5(input_test);
saidas=[out1;out2;out3;out4;out5];
```

Sendo, portanto, o resultado da previsão obtido e ilustrado segundo a comparação de produções:



Como se vê pelo gráfico anterior a previsão esta relativamente a serie datada como anterior, ainda que existam períodos em que existe alguma distância entre elas, o que é refletido no seu erro da previsão média:



## 2.2 Previsão de consumos

A previsão dos consumos é uma previsão essencial para o bom funcionamento do sistema elétrico como um todo. É fundamental antecipar corretamente o consumo previsto para que o despacho seja efetuado de forma bem planeada, assim é importante os erros serem reduzidos.

Tabela 1 – Processo seguido para a escolha do modelo final do Consumo.

Modelo	Consumo					MAPE
	INPUTS					
1	Consumo(D-6)					5,56%
2	Consumo(D-6)	Hora	DDS			4,84%
3	Consumo(D-6)	Hora	DDS	Consumo(D-1)		3,40%
4	Consumo(D-6)	Hora	DDS	Consumo(D-1)	Temp.(D+1)	3,16%

Ao analisar a correlação entre varias variáveis que pretendíamos utilizar na definição final do modelo, chegamos ao valor mais baixo conseguido, na ordem dos 3%. Assim sendo, o Modelo nº4 foi o escolhido para proceder á previsão do Consumo.

## Análise das variáveis utilizadas no modelo final

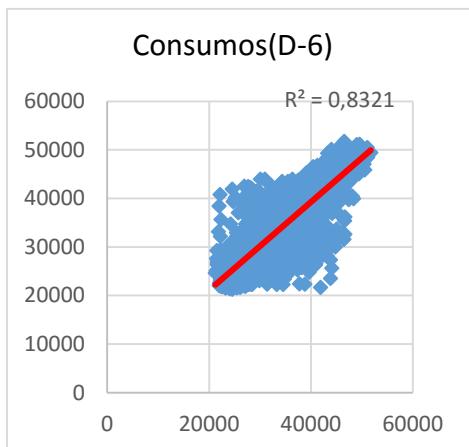


Figura 3 – Correlação entre Consumos(D+1) e Consumos(D-6).

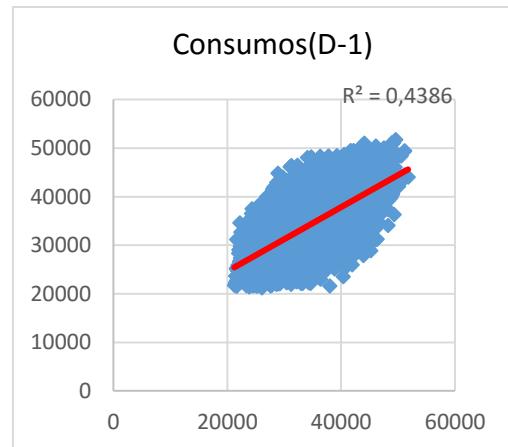


Figura 2 – Correlação entre Consumos(D+1) e Consumos(D-1).

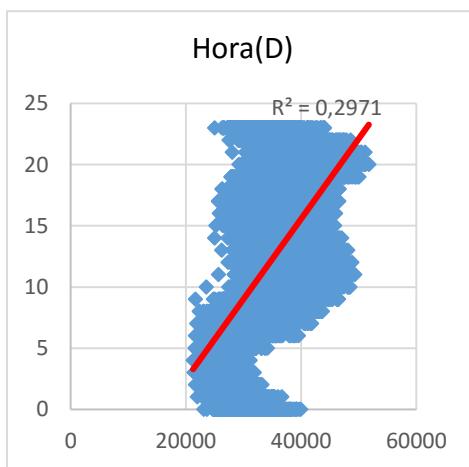


Figura 4 – Correlação entre Consumos(D+1) e Hora(D).

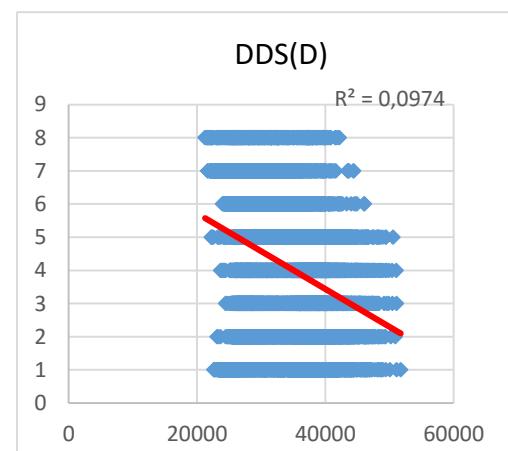


Figura 1 – Correlação entre DDS(D) e DDS(D).

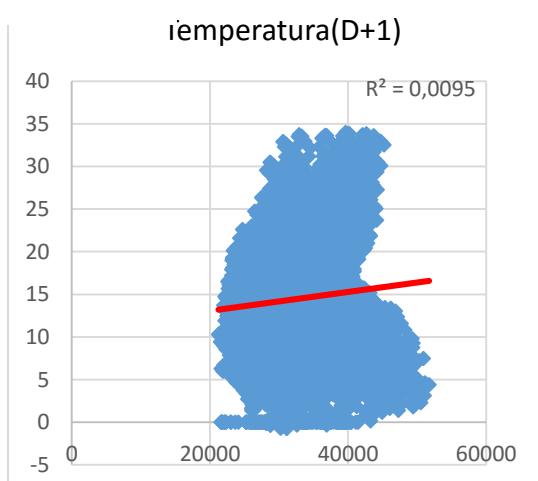


Figura 5 – Correlação entre Consumos(D+1) e Temperatura(D+1).

- **Consumo (D-1):** O impacto desta variável advém do facto de este dia ser próximo, a nível sazonal, do pretendido. Também apresenta o segundo maior  $R^2$  de entre as variáveis finais.
- **Consumo(D-6):** O facto desta variável possuir um  $R^2$  elevado é derivado ao facto de se tratar do mesmo dia da semana e assim os consumos também serão próximos.
- **Hora(D):** A hora irá ter grande influência na medida que existem períodos distintos como a hora de vazio e hora de cheia.
- **DDS(D):** Esta variável será importante derivado ao facto de aos fins de semana, por exemplo, existir muito mais consumo que durante a semana.
- **Temperatura(D+1):** A importância desta variável verifica-se essencialmente na existência de grandes variações de temperatura que poderão ditar a utilização, ou não, de aparelhos de ar condicionado ou aquecedores elétricos.

## Análise do Modelo Final

Como se pode verificar no gráfico abaixo, as linhas reais e as previstas mediante a utilização do Modelo nº4 são muito próximas, portanto verifica-se que o modelo é correto e aproximado.

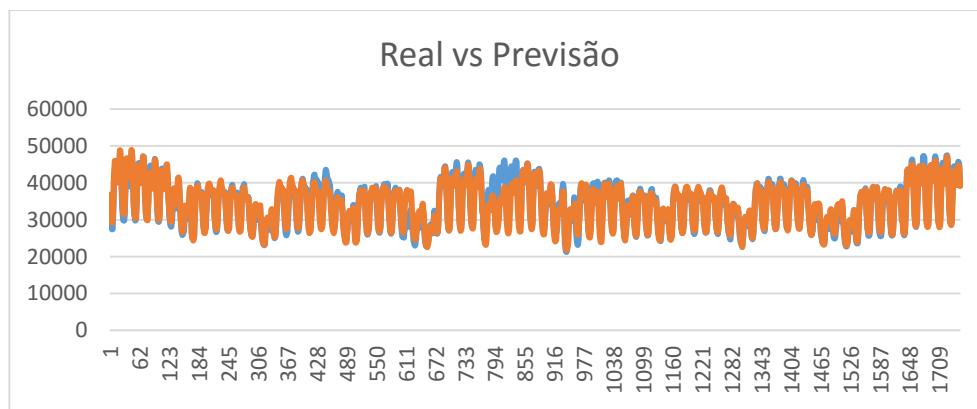


Figura 6 - Comparação entre as linhas de previsão reais e calculadas utilizando o Modelo nº4 do Consumo. A conclusão da aproximação do gráfico anterior também pode ser descrita pelo erro da previsão média, que é reduzido:

$$MAPE_{Modelo\ 4} = 3,16\%$$

Outro indicativo da boa aproximação efetuada com o Modelo utilizado é o histograma do erro. Como se pode verificar, a grande maioria dos valores situam-se sobrepostos com a linha “Zero Error” e os restantes valores estão bem próximos, sendo que poucos se encontram longe desta linha de erro. Apesar da boa aproximação, é de realçar a importância de ter conseguido

reduzir ainda mais o erro visto que esta previsão é essencial para o bom funcionamento do sistema elétrico de energia.

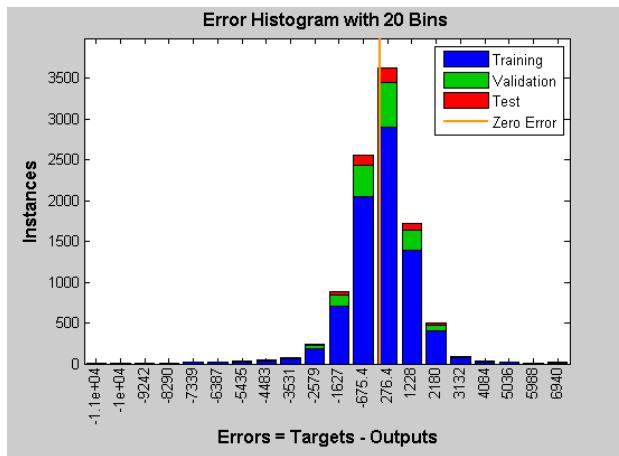
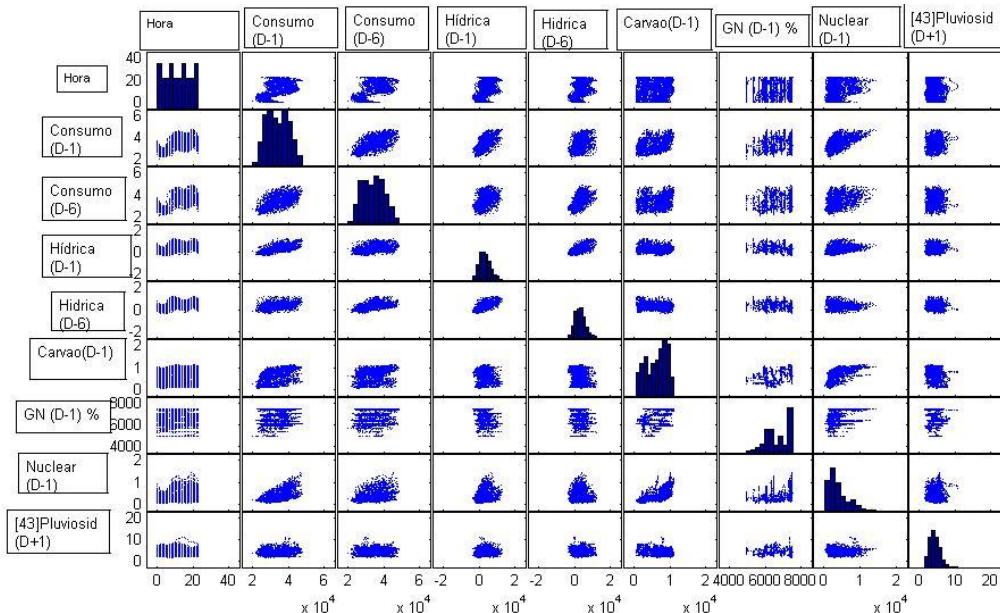


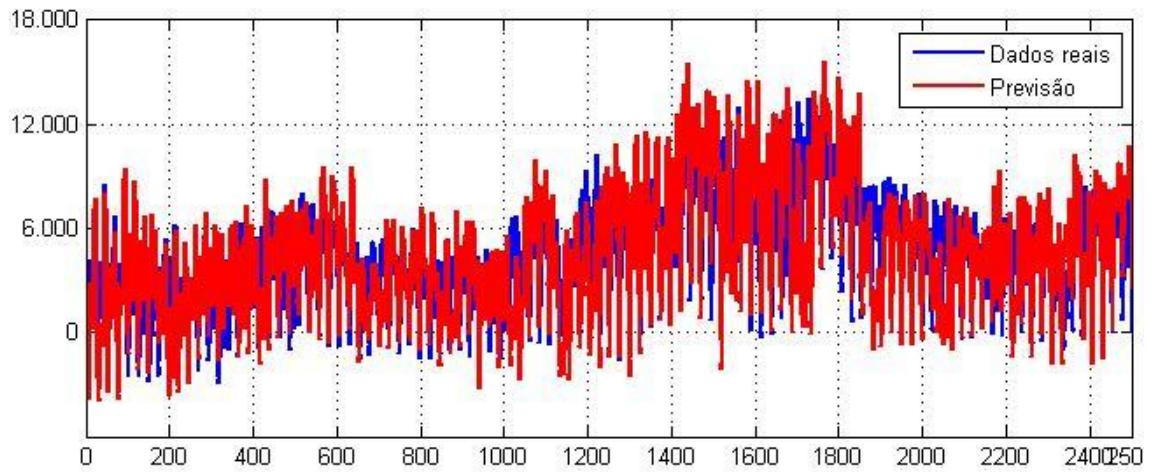
Figura 7 – Histograma do erro para a rede neuronal do consumo.

## 2.3 Previsão de produção hídrica

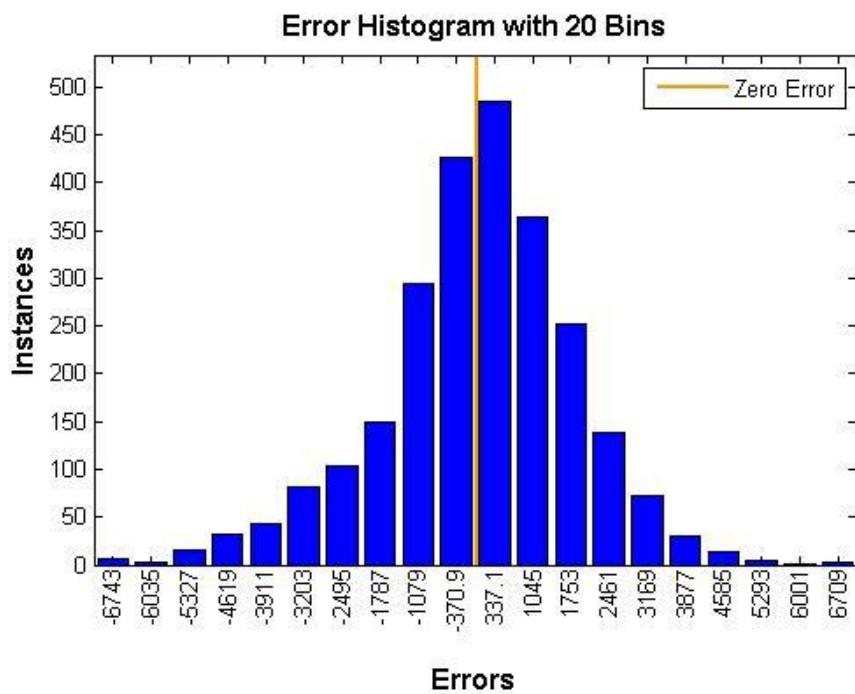
A energia hídrica tem uma importância muito significativa na rede de distribuição pois para além de constituir uma fonte de energia renovável, pode injetar no sistema grandes quantidades de potência em pouco tempo.

Abaixo são apresentados todos os gráficos representativos da correlação da produção hídrica com as várias variáveis utilizadas neste modelo:





Pelo gráfico de previsão vemos que as previsões se apresentam muito próximo do real, ainda que existam períodos em que existe alguma distância entre elas, o que é refletido no seu erro da previsão média:

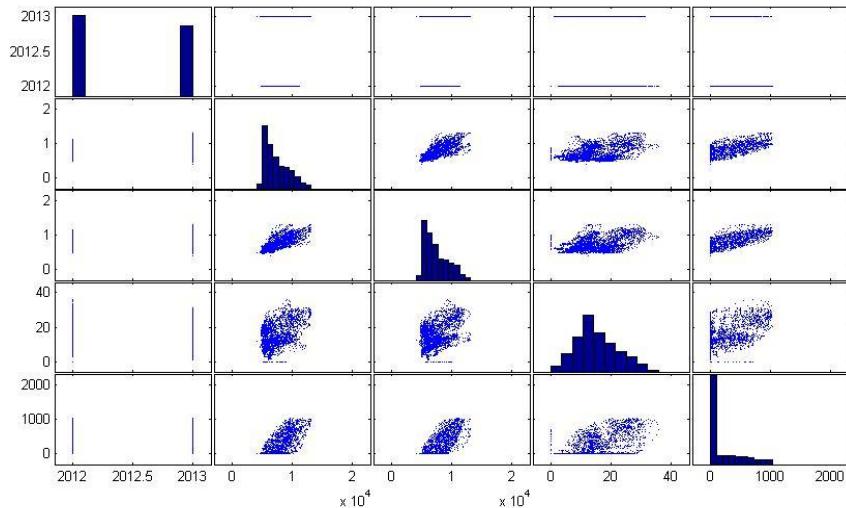


Não obtemos um erro relativamente elevado pois o nível de caudal dos cursos de água mesmo não sendo muito previsíveis. a Pluviosidade (D+1) apresentou um significado relevante para esta previsão, assim como o consumo, pois seria de se esperar que com o seu aumento a produção fosse também aumentaria.

## 2.4 Previsão de produção de cogeração solar

Em baixo são apresentados todos os gráficos representativos da correlação da cogeração + produção solar fotovoltaica (D+1) com as várias variáveis utilizadas neste modelo:

[5]ano (D+1) [12]Cog+Solar (D-1) [13]Cogo+Solar (D-6) [20]Tem (D+1) [23]Irradiância (D+1)



- Cogeração+Solar (D-1)

A partir do dia anterior (D-1) é possível ter uma ideia da produção do dia seguinte. Isto é possível devido à cogeração não variar muito de dia para dia.

- Cogeração+Solar (D-6)

Semelhante à variável anterior, a geração da semana anterior será similar à do dia seguinte devido a se tratar do mesmo dia da semana e daí a cogeração ser muito parecida.

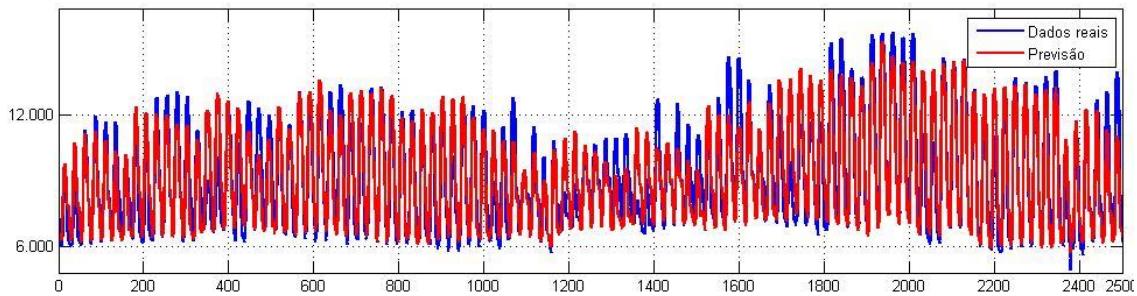
- Temperatura (D+1)

A temperatura tem apresentado maior influência na parte da produção solar fotovoltaica, uma vez que quando as temperaturas são mais elevadas, a incidência solar tende a ser maior também.

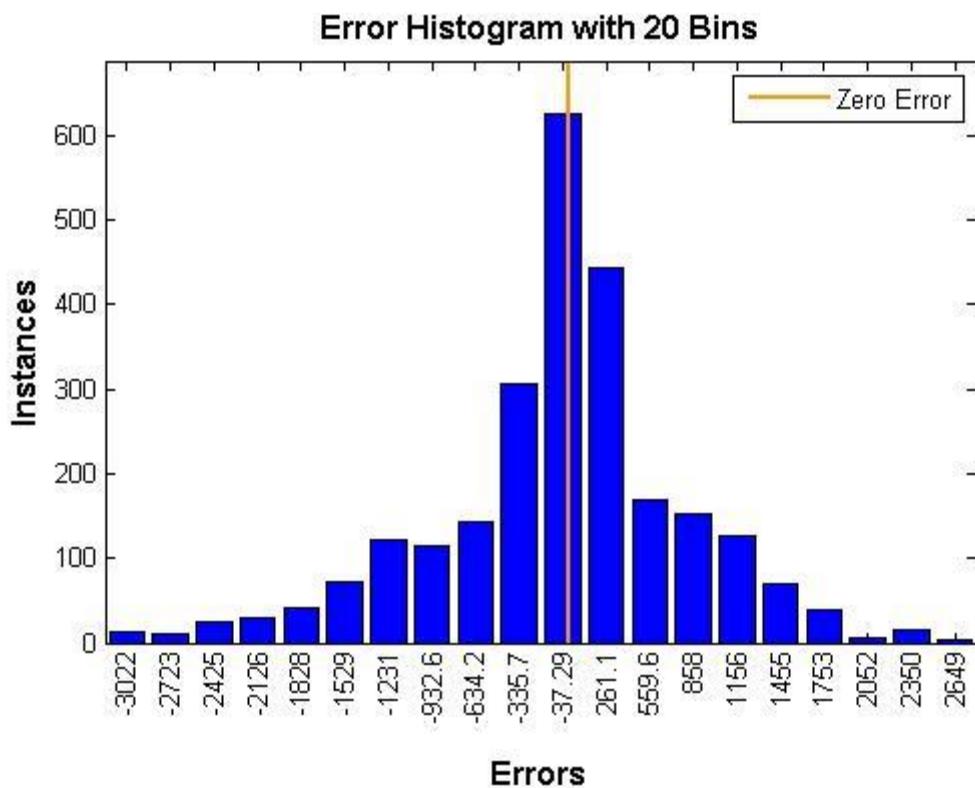
- Irradiância (D+1)

A irradiância está associado a uma maior produção solar fotovoltaica nos casos de alta e menor produção nos casos de baixa, daí a inclusão desta variável, que, como é possível visualizar no respetivo gráfico, tem alta correlação.

Como a maioria dos valores têm uma distribuição próxima de zero. A cogeração ao estar agregada à produção solar permitiu, neste caso, que a previsão fosse mais precisa.



Como se vê pelo gráfico anterior as linhas real e previsão estão bastante próximas uma da outra, sinal que o seus erros da previsão média são consideravelmente baixo:



## 2.5 Previsão térmica de nuclear

A produção térmica nuclear distingue-se das demais no facto de não depender muito de fatores externos, ou seja, é muito constante ao longo do tempo. Isto deve-se essencialmente ao facto de demorar muito tempo a aumentar ou diminuir a produção da central.

Assim, a escolha das variáveis a utilizar durante o treino foram apenas a Nuclear(D-1) e a Nuclear(D-6).

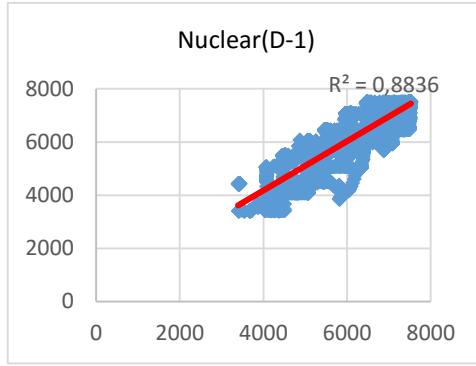


Figura 8 – Correlação entre Nuclear(D+1) e Nuclear (D-1).

O gráfico anterior demonstra a grande correlação existente entre ambas as variáveis. Como foi dito, a variável Nuclear(D-6) também possuía grande correlação, mas não se demonstrou grandes melhorias na obtenção de um melhor erro.

Tabela 2 – Processo seguido para escolher o modelo final da nuclear.

NUCLEAR			
Modelo	INPUTS		MAPE
1	Nuclear(D-1)		2,64%
2	Nuclear(D-1)	Nuclear(D-6)	2,65%

$$MAPE_{Modelo\ 1} = 2,64\%$$

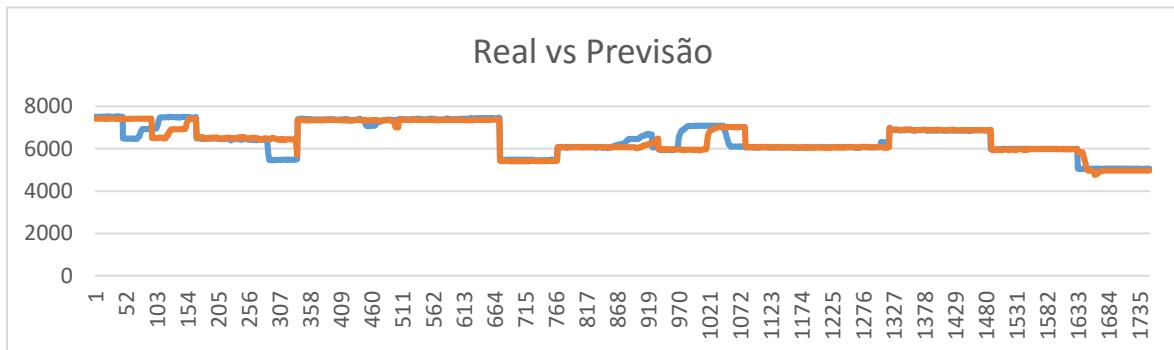


Figura 9 - Comparação entre as linhas de previsão reais e calculadas utilizando o Modelo nº1 da Nuclear.

No gráfico anterior é possível visualizar as diferenças entre os valores reais e os previstos com o modelo utilizado, e como se consta, são ambos extremamente próximos dado o seu erro de previsão agregada mínimo, como se pode verificar:

Como tal, a nossa aproximação, apesar de poderem ser incluídas mais variáveis, foi muito boa. De seguida podemos visualizar o histograma do erro do modelo final testado. Como se verifica, a grande maioria dos valores encontram-se na linha “Zero Error”.

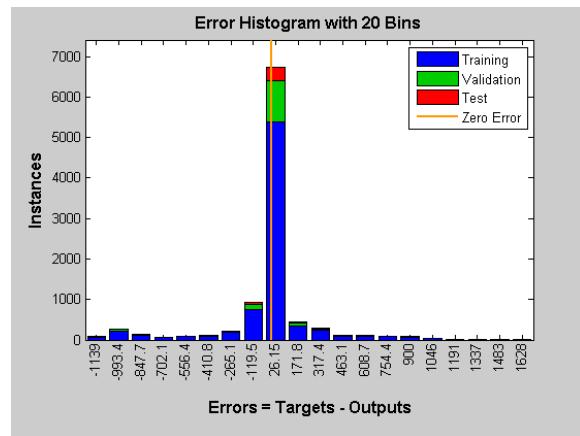


Figura 10 - Histograma do erro do Modelo 1.

## 2.6 Previsão térmica de carvão

O carvão é uma das fontes cada vez mais importantes no sistema elétrico de energia e apesar de ser não renovável, mexe com o mercado facilmente.

### Análise das variáveis utilizadas

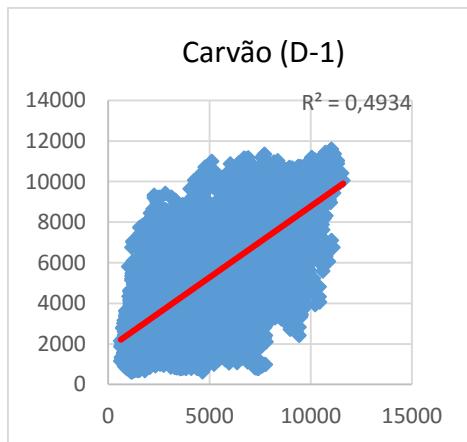


Figura 12 – Correlação entre Carvão(D+1) e Carvão(D-1).

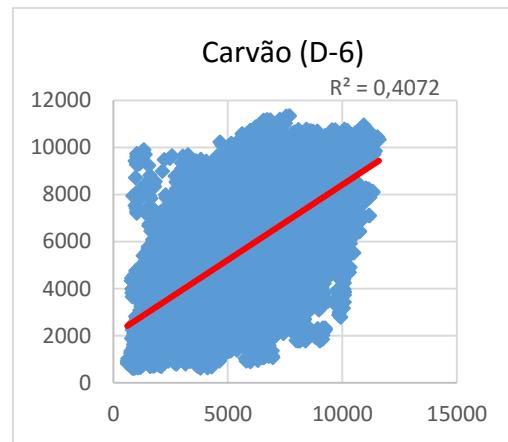


Figura 11 – Correlação entre Carvão(D+1) e Carvão (D-6).

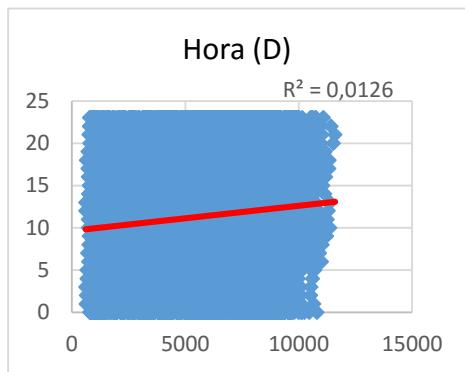


Figura 13 - Correlação entre Carvão(D+1)

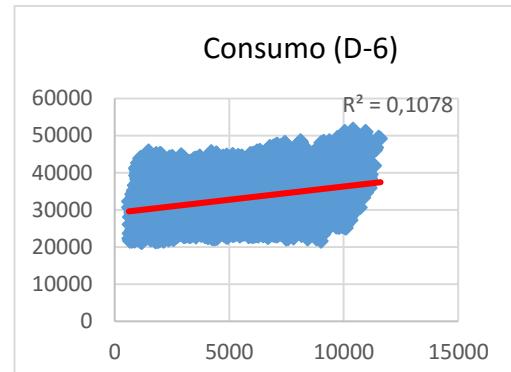


Figura 14 - Correlação entre Carvão(D+1) e

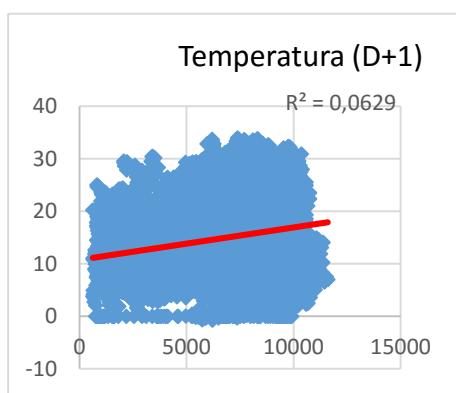


Figura 16 – Correlação entre Carvão(D+1) e Temperatura (D+1).

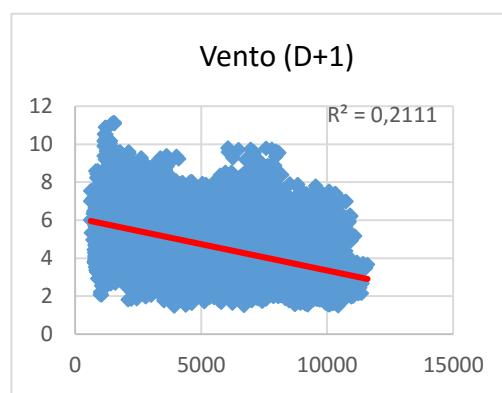


Figura 15 – Correlação entre Carvão(D+1) e Vento(D+1).

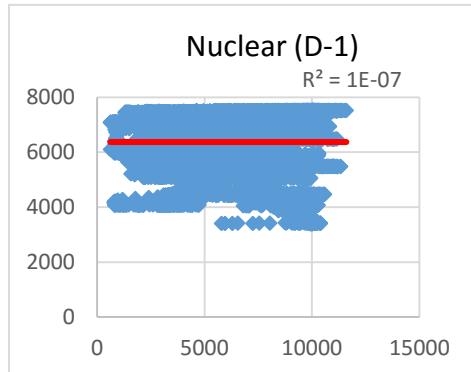


Figura 18 - Correlação entre Carvão(D+1) e Nuclear(D-1).

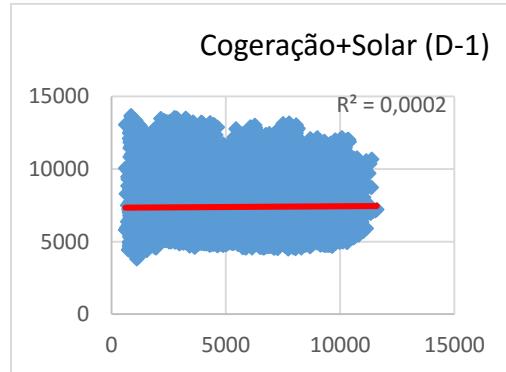


Figura 17 – Correlação entre Carvão(D+1) e Cogeração Solar(D-1).

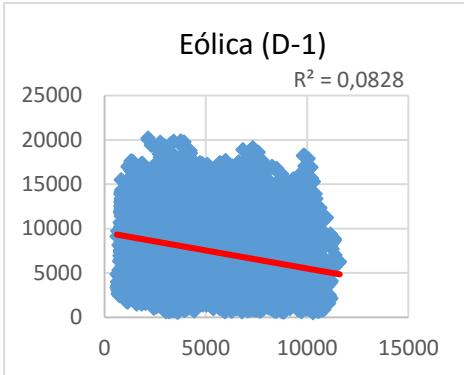


Figura 20 - Correlação entre Carvão(D+1) e Eólica (D-1).

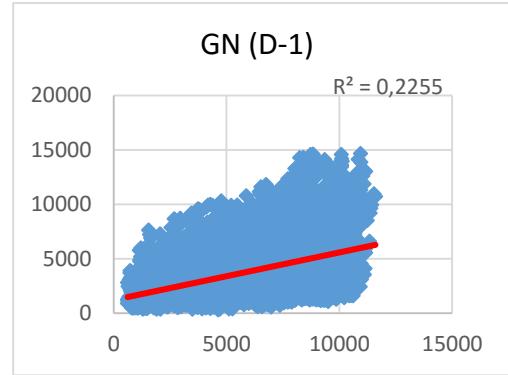


Figura 19 – Correlação entre Carvão(D+1) e GN(D-1).

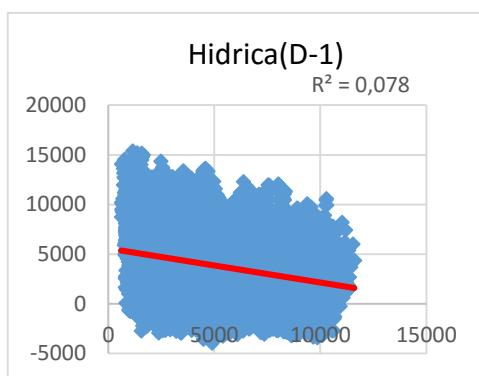


Figura 21 – Correlação entre Carvão(D+1) e Hídrica(D-1)

Procedendo então à analise de algumas das variáveis consta-se que:

- **Carvão(D-1) e Carvão(D-6):** Espera-se que tenham grande impacto durante o processo de previsão pois além de possuírem um  $R^2$ , fornecem informação direta sobre os valores produzidos em dias anteriores no que toca ao carvão em si.
- **Consumo(D-6):** Por ter um bom valor de  $R^2$ , será considerada na analise a seguir. É de facto também um bom indicador pois trata-se dos valores consumidos no mesmo dia da semana, uma semana antes.
- **Vento(D+1):** É importante, na medida que prevê-se a probabilidade de haver ou não produção Eólica. A importância surge que, na falta dessa produção, terá que ser usado a produção a carvão.
- **Eólica(D-1), Hídrica(D-1), Cog.Solar(D-1), Nuclear(D-1), GN(D-1):** Com a exceção do gás natural, todos os restantes possuem baixos valores, sendo que a nuclear e cogeração e solar são os que apresentam menos correlação.

Segue-se agora o processo de escolha do modelo final.

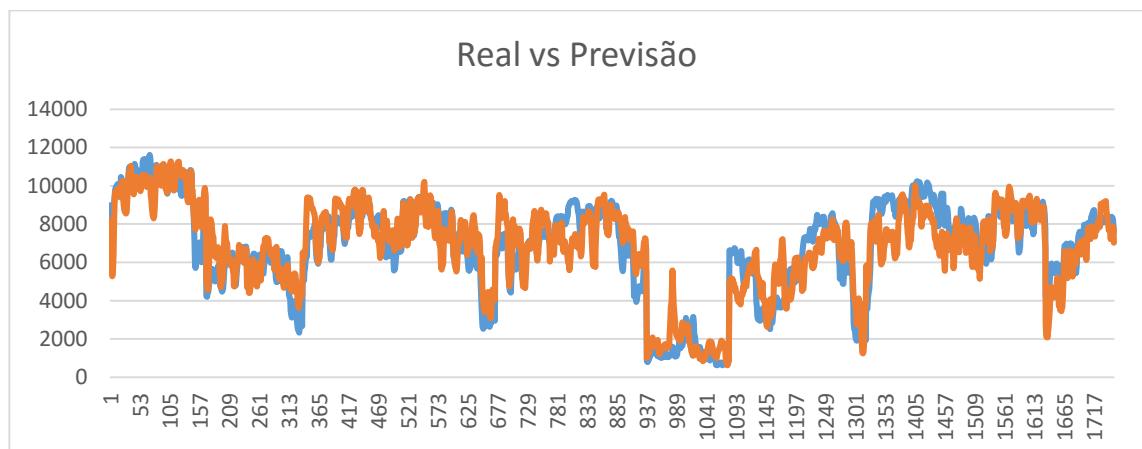
*Tabela 3 – Processo seguido para a escolha do modelo final do carvão.*

Modelo	Carvão												MAPE							
	INPUTS																			
1	Carvao(D-1)													21,54%						
2	Carvao(D-1)	Carvao(D-6)													19,36%					
3	Carvao(D-1)	Carvao(D-6)	Hora													19,29%				
4	Carvao(D-1)	Carvao(D-6)	Hora	Consumo(D-1)													19,81%			
5	Carvao(D-1)	Carvao(D-6)	Hora	Consumo(D-6)													16,98%			
6	Carvao(D-1)	Carvao(D-6)	Hora	Consumo(D-6)	Temp.(D+1)	Vento(D+1)													13,59%	
7	Carvao(D-1)	Carvao(D-6)	Hora	Consumo(D-6)	Temp.(D+1)	Vento(D+1)	Eolica(D-1)	Hidrica(D-1)	Cog.Solar(D-1)	Nuclear(D-1)	GN(D-1)			12,50%						

Como se pode ver, começamos então por analisar o impacto das variáveis Carvão(D-1) e Carvão(D-6), atingindo cerca de 19%. Pretendíamos reduzir ainda mais este valor então introduzimos a hora e o consumo (D-1), sendo que este último se verificou como tendo impacto negativo na obtenção do erro de previsão médio final. Procedemos então à introdução de variáveis mais ambientais como a temperatura e o vento, e verificou-se que estas foram benéficas ao sistema. O vento, por exemplo, é um indicador de possibilidade de haver produção eólica no dia seguinte e dado ao preço do carvão, é sempre preferível optar por esse tipo. De seguida, introduzimos uma série de valores de produção de dois dias antes do dia de previsão e verificou-se que o nosso erro de previsão médio se instalou na ordem dos 12,50%. Ficamos assim com o Modelo nº7.

$$MAPE_{Modelo\ 7} = 12,50\%$$

## Análise do modelo final



*Figura 22 - Comparação entre as linhas de previsão reais e calculadas utilizando o Modelo nº8 da produção térmica a ciclo combinado.*

A figura acima aliado ao valor do erro de previsão médio obtido indica-nos que o método de previsão foi eficaz e aproximado em relação aos dados reais. Note-se que, mais uma vez, ao analisar o histograma do erro abaixo, verifica-se que a grande maioria dos valores encontra-se compreendidos pela linha “Zero Error”, o que é um ótimo indicador. A existência de poucos valores longe deste valor central é também por si só um bom indicador.

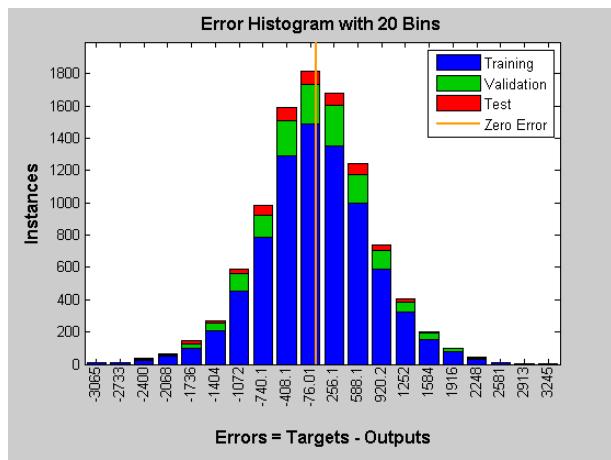


Figura 23 – Histograma do erro para a produção de carvão.

## 2.7 Previsão térmica de ciclo combinado

De seguida apresentam-se os modelos seguidos para a previsão térmica de ciclo combinada, que é denominada GN(D+1). De entre as várias correlações analisadas graficamente, foram decididas apenas utilizar as que se seguem nos modelos.

Tabela 4 - Processo seguido para a escolha do modelo final da produção térmica de ciclo combinado.

Ciclo Combinado													
Modelo	INPUTS							MAPE					
1	GN(D-1)	GN(D-6)								30,19%			
2	GN(D-1)	GN(D-6)	Hora								30,11%		
3	GN(D-1)	GN(D-6)	Preço(D)								29,02%		
4	GN(D-1)	GN(D-6)	Preço(D)	Consumo (D-6)								27,35%	
5	GN(D-1)	GN(D-6)	Preço(D)	Consumo (D-6)	Consumo(D-1)								27,31%
6	GN(D-1)	GN(D-6)	Preço(D)	Consumo (D-6)	Carvão(D-6)								26,23%
7	GN(D-1)	GN(D-6)	Preço(D)	Consumo (D-6)	Carvão(D-6)	Vento(D+1)				23,72%			
8	GN(D-1)	GN(D-6)	Preço(D)	Consumo (D-6)	Carvão(D-6)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)			22,76%			

Através da tabela acima podemos então verificar que começamos por testar as variáveis  $GN(D-1)$  e  $GN(D-6)$ , obtendo um valor razoável, mas que precisava de ser descido. A variável Hora, assim como a  $Consumo(D-1)$ , demonstrou não colocar variações consideráveis na descida do erro final de previsão. Por não colocarem grandes melhorias, foram removidas para poupar recursos computacionais para outras variáveis que demonstrassem ser mais eficientes para o nosso objetivo final. Como tal, ao fim de 8 iterações, decidimos que o modelo a utilizar seria o Modelo nº8 pois apresentou ser um dos melhores valores obtidos.

#### Análise das variáveis utilizadas no modelo final

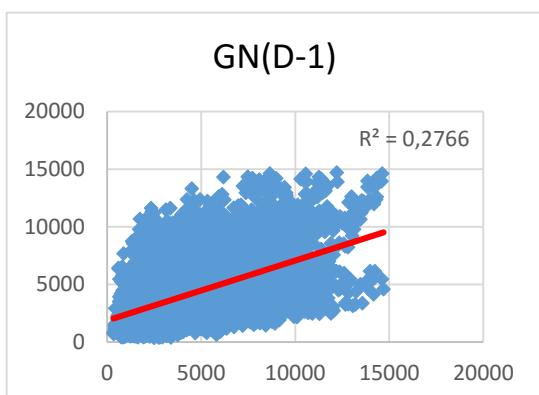


Figura 29 – Correlação entre  $GN(D+1)$  e  $GN(D-1)$ .

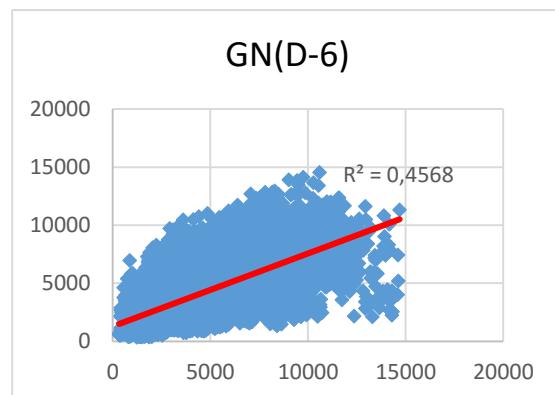


Figura 28 - Correlação entre  $GN(D+1)$  e  $GN(D-6)$ .

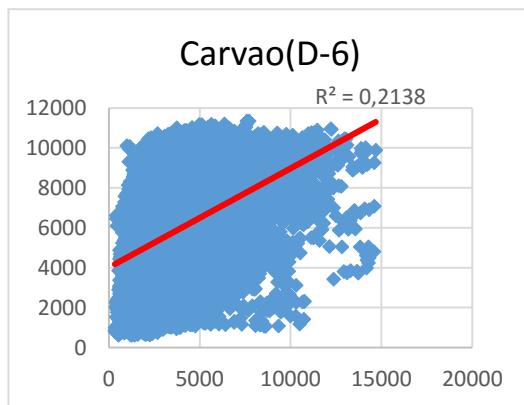


Figura 27 - Correlação entre  $GN(D+1)$  E Carvão(D-6).

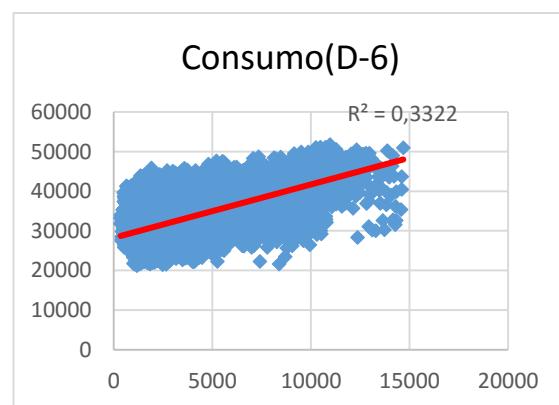


Figura 26 - Correlação entre  $GN(D+1)$  E  $Consumo(D-6)$ .

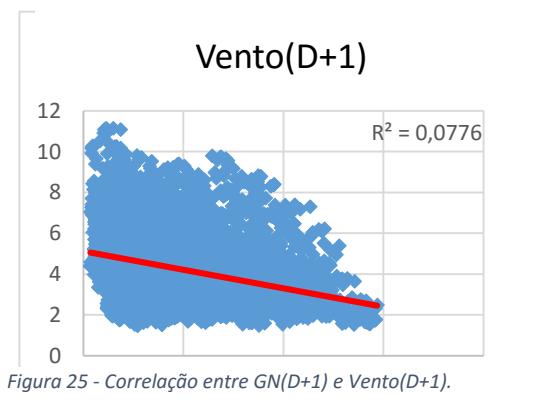


Figura 25 - Correlação entre  $GN(D+1)$  e  $Vento(D+1)$ .

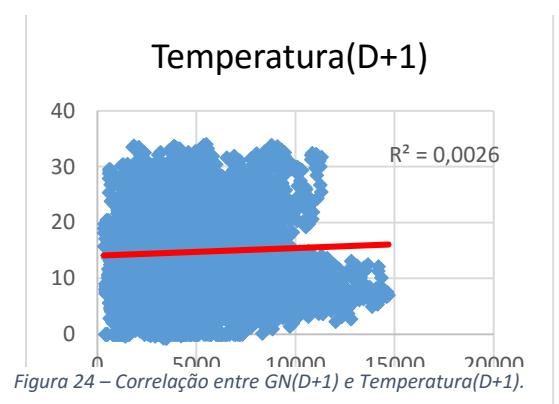


Figura 24 – Correlação entre  $GN(D+1)$  e  $Temperatura(D+1)$ .

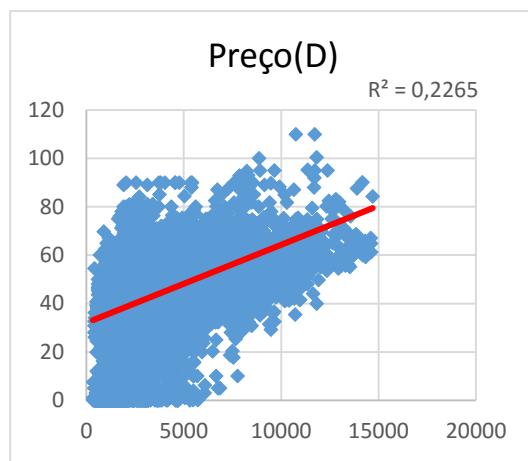


Figura 30 - Correlação entre  $GN(D+1)$  e  $Preço(D)$ .

- **GN(D-1)**: A variável que nos fornece a produção térmica de ciclo combinado dois dias antes da previsão a efetuar fornecemos importante na medida que o seu  $R^2$  de 0,2766. Algo não menos importante é o facto deste tipo de produção servir primariamente para cobrir pontas, não sendo muito estável para ser utilizada de dia para dia.
- **GN(D-6)**: Em termos de importância, é semelhante á anterior, fornecendo um  $R^2$  de 0,4568. Por ser o mesmo dia da semana, apresenta esta importância.
- **Carvão(D-6)**: O carvão, por apresentar um  $R^2$  relativamente bom, foi dado como uma boa variável, que iria diminuir o erro final de previsão.
- **Consumo(D-6)**: Saber prever o consumo antecipadamente é um dos fatores mais importantes, como se pode verificar graficamente com o seu  $R^2$ . Esta variavel fornece informação fulcral sobre a previsão do consumo do dia a prever sabendo de antemão quanto foi produzido no mesmo dia da semana, mas na semana anterior.
- **Temperatura(D+1) e Vento(D+1)**: É preferível utilizar energia solar ou eólica em detrimento de produção em ciclo combinado por questões não só económicas como também ambientais, logo estas variáveis foram incluídas.
- **Preço(D)**: A questão do preço do dia é importante e, por verificar um  $R^2$  considerável também foi aplicada na escolha do modelo final.

## Análise do Modelo Final

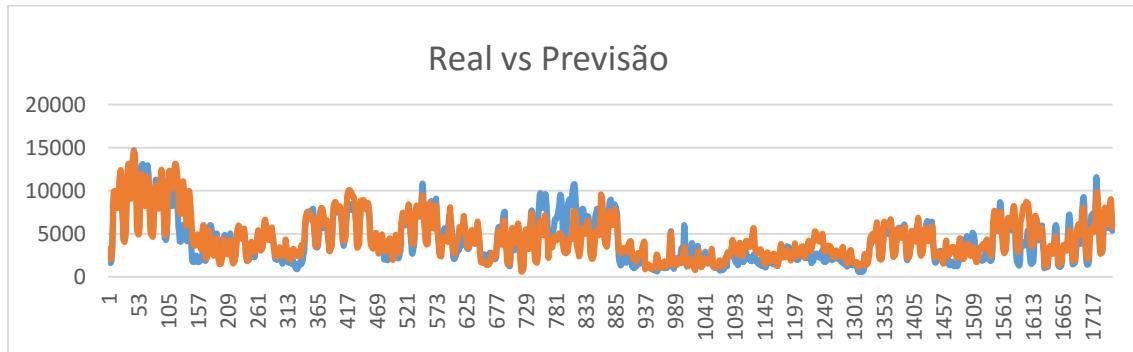


Figura 31 - Comparação entre as linhas de previsão reais e calculadas utilizando o Modelo nº8 da produção térmica a ciclo combinado.

Como se pode verificar pelo gráfico acima e, consequentemente, do valor do erro de previsão média, as linhas dos valores reais e de previsão encontram-se próximas uma da outra. No entanto, poderiam estar bem mais próximas pois verificam-se alguns períodos onde tal não acontece.

$$MAPE_{Modelo\ 8} = 22,76\%$$

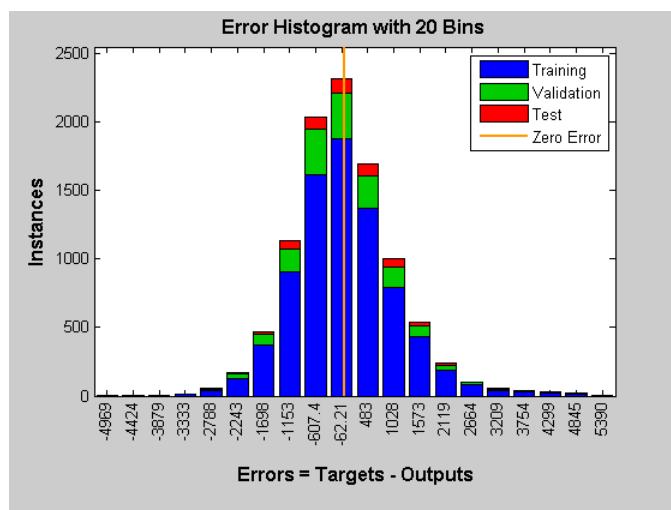


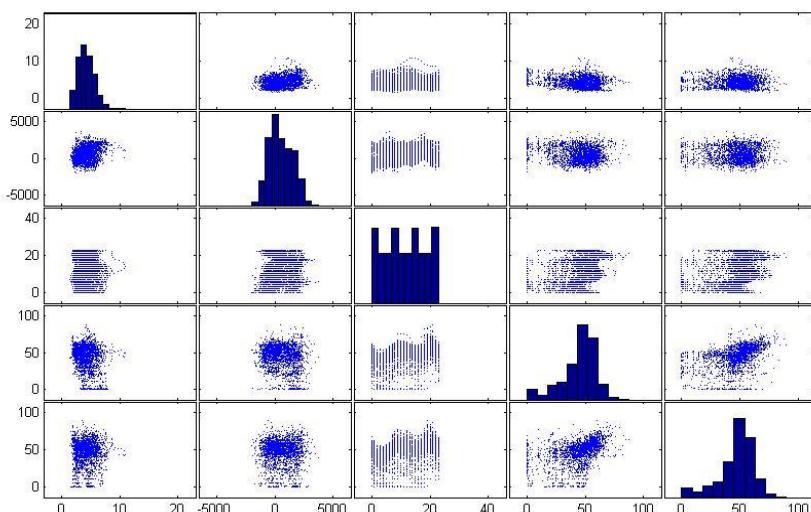
Figura 32 – Histograma do erro na previsão da produção de ciclo combinado.

## 2.8 Previsão de exportação

Nas redes elétricas interligadas por vezes compensa comprar eletricidade dos países ou regiões distintas interligadas, justificasse pelo preços, uma vez que podem ser mais baixos ou até porque poderá não haver outra solução por razões de contingência.

Variáveis utilizadas:

Vento (D+1)      Exportação (D-1)      [2]Preço (D)      [3]Preço (D-6)      [4]Hora



- Vento (D+1)

Mais uma vez o vento está presente nas previsões pois esta influênci a produção de energia eólica no dia D+1 e a sua variação irá também afetar a exportação.

- Exportação (D-1)

São a mesma variável mas em espaços temporais diferentes, é normal que exista uma relação entre elas.

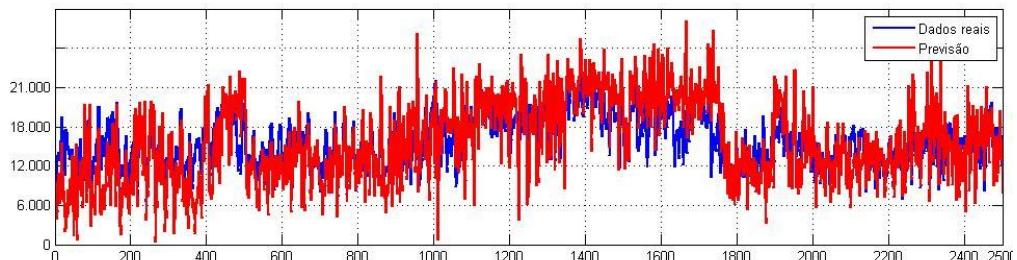
- Preço (D-1)

Variável que determina o valor da energia, e apresenta influencia na decisão de utilizar ou não as interligações.

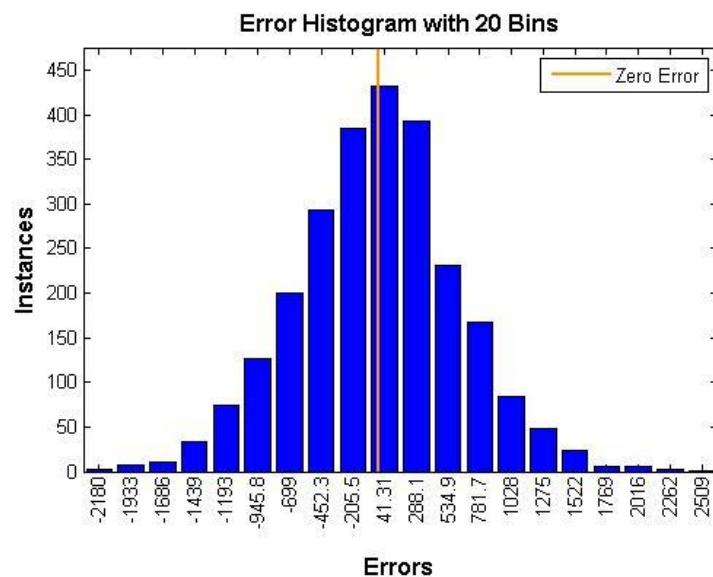
- Hora

Variável utilizada para relacionar a utilização do recurso no espaço temporal considerado nas series.

Nos resultados apresentados vemos que o gráfico previsto acompanha o gráfico Real mas com valores absolutos previstos inferiores aos reais, o que é um dos motivos para o erro ser tão elevado.



O erro da média foi:



## 2.9 Previsão de preços MIBEL

Pretende-se neste ponto determinar os preços no MIBEL para o dia seguinte (D+1). Esta previsão é essencial pois sem preços bem estabelecidos, não existem trocas de energia elétrica.

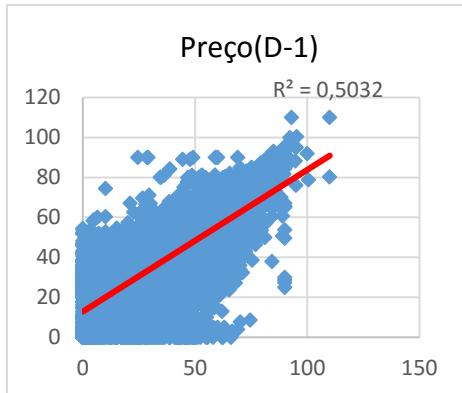


Figura 33 – Correlação entre Preço(D+1) e Preço(D-1).

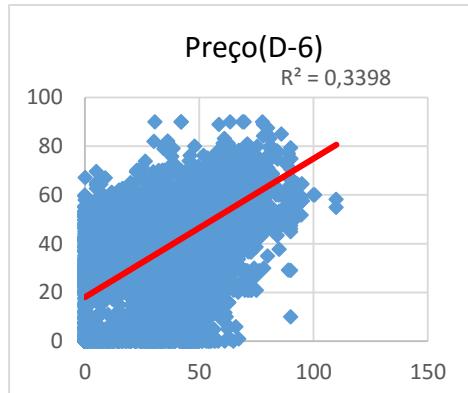


Figura 34 - Correlação entre Preço(D+1) e Preço(D-6).

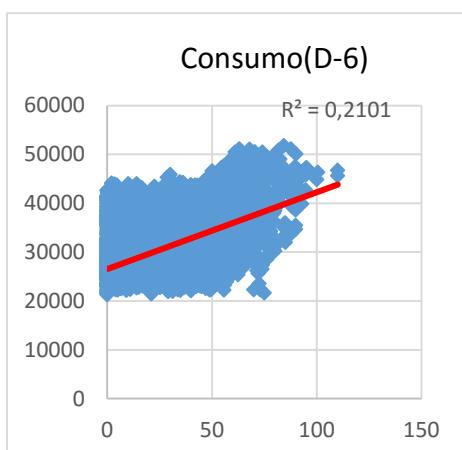


Figura 36 – Correlação entre Preço(D+1) e Consumo(D-6).

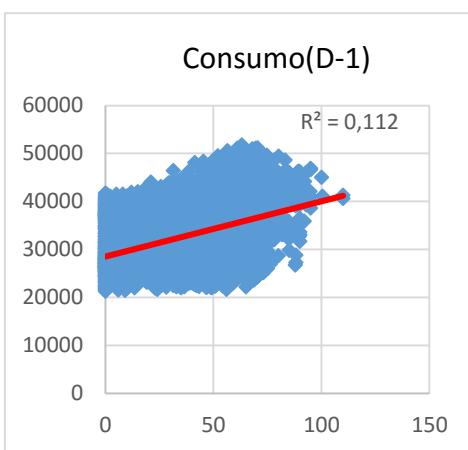


Figura 35 - Correlação entre Preço(D+1) e Consumo(D-1).

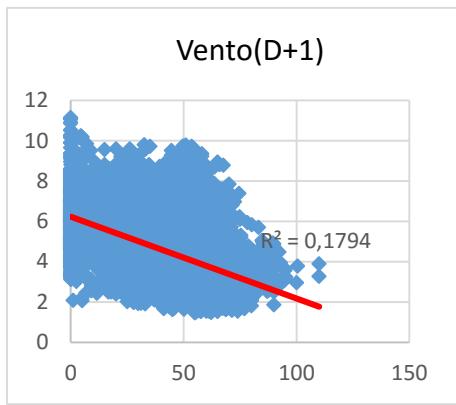


Figura 38 - Correlação entre Preço(D+1) e Vento(D+1).

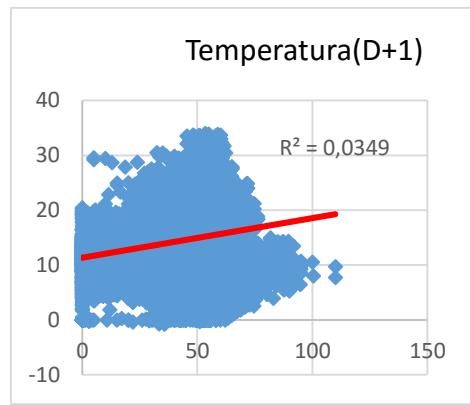


Figura 37 - Correlação entre Preço(D+1) e Temperatura (D+1).

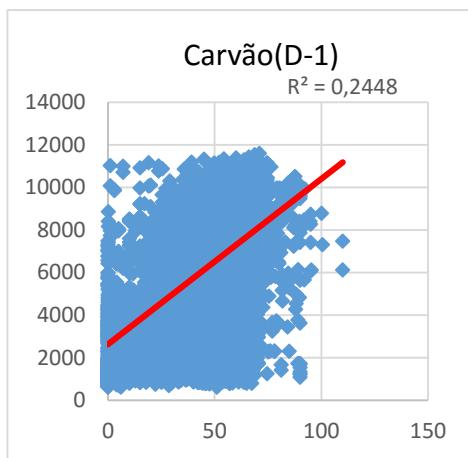


Figura 39 – Correlação entre Preço(D+1) e Carvão(D+1).

Análise de algumas variáveis.

- **Preço(D) e Preço(D-6):** O preço do dia D e do dia da semana igual ao da semana anterior são as variáveis mais importantes, como se vê pelo valor de  $R^2$  de 0,5032 e 0,3398 respectivamente.
- **Consumo(D-6) e Consumo(D-1):** Ambos têm uma importância acrescida visto que a procura dita a oferta. Ter uma noção dos valores consumidos dias antes do dia a prever é essencial por questões sazonais e não só, pois o preço está em constante mudança ao longo dos tempos.
- **Vento(D+1) e Temperatura(D+1):** O vento indica a possibilidade de utilização de produção eólica e isso reflete-se nos preços pois a energia eólica não tem custo. A temperatura também poderá ser um fator importante face ao maior dispêndio de energia em várias alturas do ano.

Tabela 5 - Processo seguido para a escolha do modelo final do Preço.

Modelo	INPUTS							MAPE
	Preços							
1	Preço(D)							16,61%
2	Preço(D)	Preço(D-6)						15,05%
3	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)					14,29%
4	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)				14,08%
5	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)			12,17%
6	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)		11,77%
7	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)	Carvao(D-6)	
8	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)	Carvao(D-1)	11,23%
9	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)	Carvao(D-1)	GN(D-6)
10	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)	Carvao(D-1)	GN(D-1)
11	Preço(D)	Preço(D-6)	Consumo(D-6)	Consumo(D-1)	Vento(D+1)	Temp.(D+1)	Carvao(D-1)	Exp.(D)

Como se pode visualizar na tabela acima, foram realizados vários testes consecutivos com eficiência. Começamos com apenas a utilização do Preço do dia D e obtivemos um erro de previsão médio de 16,61%. De maneira a atingir melhores valores, fomos utilizando novas variáveis que demonstraram serem eficientes ao longo das simulações, com a exceção do Vento(D+1) que realmente não alterou em muito, apesar de ter sido mantida como entrada. De notar que a utilização de Carvão(D-6), GN(D-6), GN(D-1) e Exportação(D) em nada melhoraram o nosso erro de previsão médio, por outro lado, apenas pioraram ligeiramente este valor. Assim, acabamos por utilizar o Modelo nº8 como modelo final.

$$MAPE_{Modelo\ 8} = 11,23\%$$

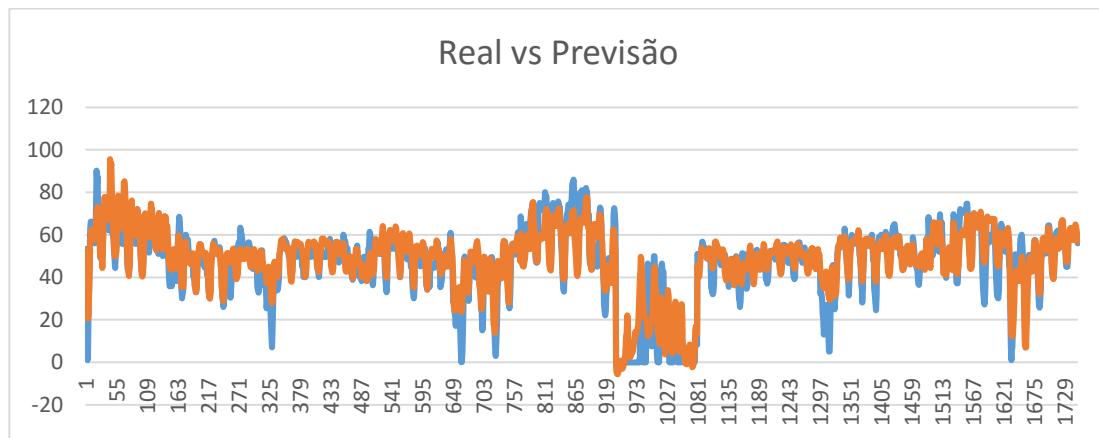


Figura 40 - Comparaçāo entre as linhas de previsão reais e calculadas utilizando o Modelo nº11 do Preço.

A visualização do gráfico anterior permite, mais uma vez, verificar que ambas as linhas "Real" e "Previsão" encontram-se aproximadas, sendo a precisão do modelo escolhido aceitável.

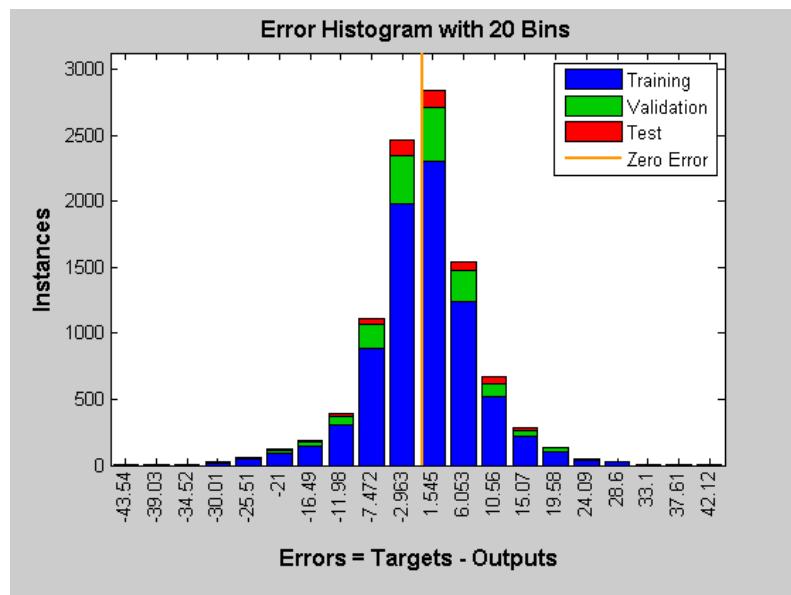


Figura 41 – Histograma do erro para o Preço.

# Conclusão

De um modo geral, a realização deste trabalho permitiu-nos obter uma visão mais alargada acerca da importância da realização de previsões para o dia seguinte, pois estas revelam-se fulcrais na eficiência do sistema elétrico de energia como um todo. Existem despachos que necessitam ser realizados de maneira adequada e consciente para que, por exemplo, o MIBEL funcione corretamente.

Não menos importante, a nossa aprendizagem em relação á relação existente entre as previsões para o dia seguinte efetuadas e outras dadas variáveis, mais especificamente, através dos gráficos de correlação, foi fundamental para a obtenção dos resultados finais. Foi possível estudar, assim, a previsão do dia seguinte para variáveis como os consumos, vários tipos distintos de produção de energia elétrica e no fim os preços do mercado ibérico de eletricidade.

De entre as previsões realizadas a nuclear destaca-se em termos de aproximação aos valores reais. Grande parte de tal razão deve-se ao facto de a produção nuclear demorar muito tempo a aumentar ou diminuir de produção e, sendo assim, é quase constante num tempo próximo. De forma análoga, o consumo também destaca-se completamente pelos baixos valores de erro de previsão média (MAPE). Isto acontece pois o consumo possui uma componente sazonal, isto é, que entre o dia D+1 e o dia D-6 os valores serão muito semelhantes.

É necessário realçar também a necessidade de ter efetuado uma grande quantidade de iterações, adicionando ou retirando variáveis, para chegar ao modelo final. Tudo isto envolve esforços computacionais, e quanto maior o número de variáveis, maior será esse esforço e melhor terá que ser a tecnologia para suportar tal efeito.