

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



FEUP

**Gestão de Consumos de Energia em Edifícios:
Metodologia para a Definição de Indicadores de
Eficiência**

Pedro Natividade

VERSÃO FINAL

Dissertação realizada no âmbito do
Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores
Major Energia

Orientador: Prof. Dr. Artur Costa
Co-Orientador: Prof. Dr. Cláudio Monteiro

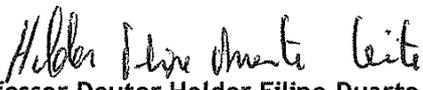
Outubro 2013

A Dissertação intitulada

“Gestão de Consumos de Energia em Edifícios: Metodologia para Definição de Indicadores de Eficiência”

foi aprovada em provas realizadas em 08-10-2013

o júri

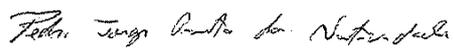

Presidente **Professor Doutor Helder Filipe Duarte Leite**
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto


Professor Doutor André Guimarães Madureira
Professor Auxiliar da Universidade Lusófona


Professor Doutor Artur Manuel de Figueiredo Fernandes e Costa
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores
da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto


Professor Doutor Cláudio Domingos Martins Monteiro
Professor Auxiliar do DEEC - FEUP

O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projeto) é da sua exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extratos tomados de ou inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas usadas, são corretamente citados.


Autor - Pedro Jorge Pinto da Natividade

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

© Pedro Jorge Pinto da Natividade, 2013

Resumo

A eficiência energética começou a ganhar um destaque cada vez maior a partir da crise energética mundial ocorrida na década de 70 do século XX. Desde então se percebeu que o caminho a seguir não é o de aumentar a produção de energia, mas sim combater o seu desperdício. Esta problemática ganha maior relevo nos países mais desenvolvidos, onde constantemente se procuram tomar novas medidas para promover a eficiência energética.

Neste contexto, surgem cada vez mais técnicas e metodologias para promover um uso racional da energia, procurando poupanças que se refletem a nível ambiental, social e económico. O desperdício de energia eléctrica pode ser combatido em vários níveis, mas ao nível do consumidor final, ganha uma importância e complexidade superiores dada a especificidade de cada caso.

O presente trabalho pretende criar uma metodologia para ser aplicada a edifícios de serviços com o intuito de incentivar a poupança de energia eléctrica, detetando maus hábitos por parte dos seus utilizadores. Para tal, são encontrados valores “ideais” de consumo horário de energia eléctrica, através de um método de previsão que emprega redes neuronais artificiais. Esses valores são fixados como referência e, à posteriori para fazer a análise do desempenho energético do edifício, através da aplicação de indicadores de desempenho, criados para o efeito, no decorrer da metodologia.

A metodologia desenvolvida foi validada num caso real, através da previsão de valores de referência para um edifício, e da análise dos indicadores de desempenho criados. No final é possível classificar a eficiência do edifício estudado através de vários pontos de vista e em horizontes temporais diferentes, permitindo a quem faz a gestão do edifício utilizar esses dados e conclusões para adaptar os comportamentos dos utilizadores, fomentando as boas práticas. Deste modo atinge-se o objetivo principal, economizar energia eléctrica e consequentemente, dinheiro.

Palavras-Chave: Eficiência Energética; Indicadores Energéticos; *Baselines*; Redes Neuronais Artificiais

Abstract

Energy efficiency started to gain more importance and highlight since the world energy crisis in the 70's. Since that series of events, the world realized that the way to follow is not to increase the energy production, but to fight and decrease the energy waste. This issue is more relevant in the developed countries, where the research for new procedures to save energy and stimulate energy efficiency is constantly growing.

In this context, more and more technics and methods are appearing to promote a rational energy use, looking for energy savings, which reflects in a social, environmental and economic ways. Energy waste can be fought in many levels, but if we look at final consumer, it gains more relevance due to complexity and specificity of each case.

During the development of this paper, it's expected to create a methodology witch can be used in office buildings with the goal of encourage energy savings by detecting bad behaviors of their users and employees. To reach that, the methodology is based in prediction, using artificial neural networks, to find "ideal" hourly electricity consumption. Those predicted values are used to create a baseline, which is subsequently used to evaluate the building performance, using energy efficiency indicators created for that.

The developed methodology was tested and validated in a real case, by predicting an energy consumption baseline to a specific building and analyzing the energy efficiency indicators previously created. In the end, it's possible to grade the building efficiency by many different angles and in many different timelines. That study is very helpful and provides critical information to the building manager, who can use that information to revise and adjust the building users behaviors, encouraging good protocols and leading to the main goal of this methodology: save electricity, and consequently, save money.

Keywords: Energy Efficiency; Energy Indicators; Baselines; Artificial Neural Networks

Agradecimentos

Quero agradecer ao meu Orientador, Prof. Dr. Artur Manuel Figueiredo Fernandes Costa pela disponibilidade constante, rigor e paciência comigo. Obrigado por me chamar à razão quando precisei, pelos momentos de descontração quando a isso se proporcionou, e principalmente pela partilha de conhecimento ao longo do decorrer do trabalho.

Agradeço também a todos os elementos da empresa Smartwatt por me terem recebido e tratado como um membro da “família”, com um especial agradecimento ao Prof. Dr. Cláudio Monteiro.

Agradeço a toda a minha família pelo apoio prestado não só ao longo da realização desta dissertação, mas especialmente por me apoiarem em todos os projetos ao longo da minha vida. Obrigado Mãe, Pai, Irmã, Tios e Avós, com um agradecimento especial ao pilar da família que tornou tudo isto possível, obrigado Avô Aníbal.

Não posso deixar de agradecer aos amigos e companheiros de muitas lutas durante os anos de curso, especialmente àqueles que hoje são como irmãos. Um abraço ao Luís Sousa, Pedro Seabra e Tiago Rocha. Não posso também negligenciar a ajuda preciosa que vários amigos e amigas me deram ao longo da realização desta dissertação, ao mostrarem-me que ao perder duas horinhas para conviver estava a dar um passo atrás para dar dois à frente.

Índice

Resumo	v
Abstract	vii
Agradecimentos.....	ix
Índice	xi
Lista de figuras.....	xiii
Lista de tabelas	xv
Abreviaturas e Símbolos.....	xvi
Capítulo 1	1
Introdução	1
1.1 - Enquadramento	1
1.2 - Motivação	1
1.3 - Objetivos	2
1.4 - Estrutura	3
1.5 - Informação Utilizada	3
Capítulo 2	5
Previsão do Valor de Referência	5
2.1 - Aquisição de dados	5
2.2 - Tratamento dos Dados Adquiridos.....	12
2.3 - Escolha das Variáveis.....	22
2.4 - Método de Previsão.....	24
2.5 - Determinação do Valor de Referência.....	30
2.6 - Síntese e conclusões.....	35
Capítulo 3	37
Definição de Indicadores de Desempenho Energético	37
3.1 - Indicadores por comparação simples	38
3.2 - Desvios Acumulados	39
3.3 - Indicadores com Fatores Multiplicativos	40
3.4 - Síntese e conclusões.....	45
Capítulo 4	47
Aplicação ao Caso de Estudo.....	47

4.1 -Apresentação do edifício	47
4.2 -Dados para o estudo	47
4.3 -Previsão dos valores de referência	48
4.4 -Análise da eficiência	50
4.5 -Síntese e Conclusões	55
Capítulo 5	57
Conclusões	57
Referências	59

Lista de figuras

Figura 2.1 - Esquema tipo do sistema de gestão de energia - Fonte Smartwatt.	7
Figura 2.2 - Dados importados do Sistema de Gestão de Energia Smartwatt.	9
Figura 2.3 - Estações meteorológicas disponibilizadas pelo SNIRH.	10
Figura 2.4 - Dados meteorológicos para consulta no SNIRH	11
Figura 2.5 - Dados importados do SNIRH.	11
Figura 2.6 - Dados relativos a consumo após eliminação de colunas desnecessárias.	12
Figura 2.7 - Exemplo de valor para decomposição.	13
Figura 2.8 - Variáveis temporais desagregadas.	14
Figura 2.9 - Dados de temperatura tratados.	15
Figura 2.10 - Anomalias nas medições de consumos.	16
Figura 2.11 - Dados organizados e empregáveis no modelo de previsão.	17
Figura 2.12 - Comportamento da variável “Hora”	18
Figura 2.13 - Comportamento da variável “hora” após alteração.	18
Figura 2.14 - Consumo numa semana com feriado.	20
Figura 2.15 - Relação consumo vs. hora.	22
Figura 2.16 - Relação consumo vs. dia.	23
Figura 2.17 - Relação consumo vs. temperatura.	23
Figura 2.18 -Esquema simplificado da rede neuronal.	24
Figura 2.19 - Estrutura típica de um neurónio biológico[15].	26
Figura 2.20 -Modelo de neurónio de entrada múltipla [17]	28
Figura 2.21 - Rede de uma camada com S neurónios [17]	28
Figura 2.22 - Rede neuronal com três camadas [17]	29

Figura 2.23 - Rede realimentada[18]	30
Figura 2.24 - Matriz de dados de entrada do Matlab	31
Figura 2.25 - Seleção de dados no Matlab	32
Figura 2.26 - Arquitetura da rede neuronal.	33
Figura 2.27 - Treino da rede neuronal.	33
Figura 2.28 - Relatório de resultados do treino da rede neuronal.	33
Figura 2.29 - Fluxograma ilustrativo do método de previsão	34
Figura 4.1- Valores a inserir no Matlab	48
Figura 4.2- Esquema simplificado da rede neuronal definida	49
Figura 4.3 - Comparação dos consumos real e previsto	50
Figura 4.4- Esboço do gráfico dos resultados do indicador Ind2	52
Figura 4.5- Esboço dos valores de Ind3	52
Figura 4.6- Comparação dos indicadores Ind3 e Ind6	54

Lista de tabelas

Tabela 3.1 - Períodos para a atribuição de fatores multiplicativos.....	41
Tabela 3.2 - Fatores multiplicativos para aplicar aos indicadores.....	42
Tabela 3.3 - Indicadores de eficiência energética - Resumo	43
Tabela 4.1 – Valores obtidos para o indicador Ind1	51
Tabela 4.2 – Valores obtidos para os indicadores Ind4 e Ind5	53
Tabela 4.3 – Valores do indicador Ind7 e média do indicador Ind3	54

Abreviaturas e Símbolos

Lista de abreviaturas

ADENE	Agencia para a Energia
CEE	<i>Comunidade Económica Europeia</i>
DGEC	Direção Geral de Energia e Geologia
FEUP	Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
GEE	Gases de Efeito de Estufa
ONU	Organização das Nações Unidas
RNA	Rede Neuronal Artificial

Lista de símbolos

CO ₂	Dióxido de Carbono
kW	Kilowatt
kWh	Kilowatt hora

Capítulo 1

Introdução

1.1 - Enquadramento

O acesso à energia é fundamental para o desenvolvimento das sociedades. No entanto, a maior parte da energia usada no mundo provém de combustíveis fósseis como o carvão, o gás ou o petróleo, cujas reservas têm vindo a diminuir. Entretanto, o consumo de energia aumenta e com ele todos os impactos associados, tanto a nível económico, social e ambiental [1, 2].

A nossa sociedade procura uma melhoria constante na qualidade de vida e, por isso, exige cada vez mais edifícios sustentáveis. Apesar deste facto, a atenção dada ao desperdício de energia em edifícios ainda é pouca, tanto a nível construtivo (por exemplo, a adequação dos edifícios ao clima em que se encontram), quanto a nível de utilização racional da energia no seu interior[1, 3, 4].

Segundo a DGEG (Direção Geral de Energia e Geologia), em 2010, a dependência de Portugal em termos de importação de energia foi de 77% . Assim é cada vez mais imprescindível tornar a eficiência energética uma prioridade, de forma a reduzir esta dependência.

1.2 - Motivação

O presente trabalho surge para suprir uma lacuna no que diz respeito à análise de eficiência energética e para complementar o sistema de gestão de energia já existente na empresa de acolhimento da presente dissertação, a Smartwatt.

Os edifícios são responsáveis por uma parcela considerável do consumo de energia de um território e a eficiência energética dos edifícios é um dos indicadores de desempenho que é

2 Introdução

sempre avaliado quando se fala em edifícios sustentáveis. Porém, para avaliar esse desempenho, nem sempre existem dados fiáveis e claros.

Assim, o presente trabalho surge para tornar possível a obtenção de dados que possam ser analisados quando se pretende fazer uma avaliação qualitativa e quantitativa da eficiência de edifícios.

1.3 - Objetivos

É objetivo desta dissertação criar uma metodologia que permita ao gestor de um edifício de serviços, adaptar os comportamentos dos seus utilizadores, de modo a fomentar as boas práticas e combater o desperdício de energia. Não se pretende atuar diretamente no edifício, alterando as suas características construtivas, como alteração do isolamento térmico, portas ou janelas, nem mesmo substituir equipamentos como lâmpadas, eletrodomésticos ou equipamentos de climatização. O objetivo principal é encontrar falhas na tendência ideal dos consumos de energia elétrica ou, pelo contrário, momentos onde as boas práticas se traduzem em poupanças. Posteriormente, essas falhas ou bons exemplos são estudados de modo a permitirem adaptar os comportamentos no futuro, tendo sempre em conta o combate ao desperdício de energia.

Durante a criação da metodologia é, sempre que possível, tido em conta que, num projeto de engenharia, a simplicidade é sempre uma mais-valia. Assim, sempre que a inclusão de algum tipo de dado ou análise não revele ganhos significativos, é automaticamente descartada, tendo em conta que o aumento de complexidade e/ou esforço computacional não compensa os ganhos obtidos.

A conceção da metodologia passa por dois estágios principais. O primeiro é a criação de um conjunto de valores de referência de consumos de energia elétrica (*baseline*) para um determinado período, com base num modelo de previsão. O segundo passa pela definição de indicadores de eficiência energética, usando para o efeito os valores de referência previamente definidos. Ao aplicar e analisar esses indicadores é possível classificar a eficiência do edifício a ser estudado e ter noção dos comportamentos a alterar ou manter para promover a poupança de energia. Apesar de um dos objetivos subentendidos da poupança de energia ser a poupança de dinheiro, a análise financeira dessa poupança não se enquadra no âmbito do presente trabalho.

É objetivo deste trabalho fazer que os dois estágios da metodologia possam ser usados separadamente, para o mesmo ou outros propósitos. O método de previsão pode ser usado para prever valores de referência e posteriormente, ser útil para outro tipo de indicadores, ou para fazer outro tipo de previsões, como, por exemplo, previsão de consumo para o mês seguinte. Por sua vez, os indicadores definidos também podem ter utilidades diferentes e

independentes da criação da *baseline*, podendo ser utilizados com outros valores previstos através de outro método.

Em suma, os objetivos da presente dissertação passam por criar um método de prever consumos “ideais” para um edifício e, em seguida, comparar esses consumos previstos com os valores reais medidos através de indicadores de desempenho criados para o efeito. Através da análise dos indicadores é possível realçar o potencial de poupança de energia no edifício e consequentemente a poupança de dinheiro associada.

1.4 - Estrutura

A presente dissertação apresenta-se estruturada em cinco capítulos.

O primeiro capítulo é a introdução, onde é explicado o contexto do trabalho e seus objetivos principais.

O segundo capítulo mostra de que forma se chega aos valores de referência através do método de previsão escolhido, as redes neuronais artificiais. Além de se demonstrar como se chega aos valores finais, uma parte importante deste capítulo é mostrar de que forma têm de ser tratados previamente os dados de entrada, e porquê.

No terceiro capítulo são definidos os indicadores de eficiência energética usados para classificar o edifício e, no quarto capítulo, esses mesmos indicadores são aplicados a um caso real, depois de ser feita a previsão da *baseline* de consumos para o mesmo. Depois da aplicação ao caso real, são retiradas as conclusões da análise dos dados.

Por último, no quinto capítulo, são apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros que darão continuidade à metodologia criada na presente dissertação.

1.5 - Informação Utilizada

A informação utilizada para a criação da metodologia no presente trabalho é fornecida pela empresa Smartwatt e retirada da base de do Sistema Nacional de Informação de Recursos Hídricos.

A empresa Smartwatt colocou à disposição o interface via *web* do seu sistema de gestão de energia, com total acesso a todas as informações acerca dos edifícios monitorizados pelo mesmo.

Por uma questão de confidencialidade, os nomes das instituições onde foram feitas as monitorizações e de onde foram retirados os dados não serão revelado.

Capítulo 2

Previsão do Valor de Referência

“Se queres prever o futuro, estuda o passado” - Confucio

O presente capítulo destina-se a explorar e apresentar uma metodologia possível para determinar o valor de referência de consumo de eletricidade num edifício. Esse valor será posteriormente utilizado para, através de comparação, criar uma série de indicadores de desempenho que permitirão avaliar a eficiência do edifício em causa e dar a conhecer qualquer alteração comportamental dos utilizadores ou alterações no funcionamento do edifício. Após a aquisição ou importação dos dados históricos que se revelem pertinentes e úteis a incluir na previsão, é necessário encontrar relações entre variáveis e filtrar alguns valores. Posteriormente, será aplicado um modelo de previsão, usando como entradas as variáveis escolhidas e obtendo como saída os valores de referência de consumo para o período em estudo.

2.1 - Aquisição de dados

O presente modelo tem como pré-requisito a monitorização e medição local de dados de consumo de energia elétrica, visto que a previsão dos valores futuros de consumos é baseada em dados reais históricos. Existem vários sistemas de monitorização disponíveis no mercado, usando diferentes tecnologias e com diferentes objetivos. Para esta metodologia, tendo em conta um dos objetivos, que é a simplicidade e rapidez do processo, os dados retornados pelo sistema de monitorização devem ser, além de fiáveis, fáceis de interpretar e de uma forma intuitiva.

Toda a metodologia terá como base dados de consumos de energia elétrica recolhidos por um sistema de monitorização integrante de um sistema de gestão de energia desenvolvido pela empresa de acolhimento deste trabalho.

6 Previsão do Valor de Referência

Além dos dados relativos a consumos de energia elétrica, o modelo terá como entradas variáveis meteorológicas, que podem ser obtidas com relativa facilidade e em vários pontos do país dada a quantidade considerável de estações meteorológicas existentes.

Após pesquisa bibliográfica, conclui-se que os dados mais importantes a incluir num modelo de previsão são os dados temporais como o mês, dia do ano, dia da semana e hora do dia e fatores climáticos como a temperatura média diária, a temperatura horária, humidade relativa, etc. No que diz respeito às variáveis temporais pode-se antever que umas terão mais peso que outras. Por exemplo, o dia do ano não será tão importante como o dia da semana ou a hora do dia. Até mesmo o mês poderá perder um pouco de relevância quando se consideram os fatores climáticos, visto que um dos contributos de considerar o mês é incluir as estações do ano na previsão. Assim, quando se inclui um dado mais fiável e rigoroso, como, por exemplo, a temperatura no local a tratar, a variável mês poderá perder alguma relevância[5-9].

Dados relativos a consumo de energia elétrica

Os sistemas de monitorização de energia, são utilizados para o acompanhamento do funcionamento de um sistema ou edifício. Através de leitura, medição e registo regulares, em tempo real, de consumos de energia elétrica, são reunidos dados essenciais para a implementação de estratégias de optimização energética e apoio nas auditorias energéticas.

A monitorização energética permite efetuar o acompanhamento da operação de um edifício, mediante leituras e registos periódicos das variáveis que se revelem pertinentes. Os valores medidos podem ser verificados a nível local, no contador ou num servidor central, usando uma rede de comunicação.

Os antigos sistemas de medição (contadores convencionais) dão uma informação pouco detalhada acerca dos consumos de energia elétrica. São simplesmente capazes de retornar informações básicas. Algumas limitações são expressas em seguida:

- Leituras totais;
- Dados recolhidos manualmente, dando origem a estimativas de consumo;
- Informação apenas de valores de energia consumida.

O sistema de monitorização da Smartwatt permite, entre outras coisas, suprir algumas lacunas, como por exemplo:

- Leituras parciais em tempo real;
- Dados recolhidos automaticamente, em formato digital;
- Visualizar parâmetros de qualidade de energia.

Além da medição, é também feita a transmissão e armazenamento dos dados. A monitorização dos consumos de energia e do estado dos sistemas elétricos é feita com recurso a um sistema de gestão de energia com a seguinte arquitetura:

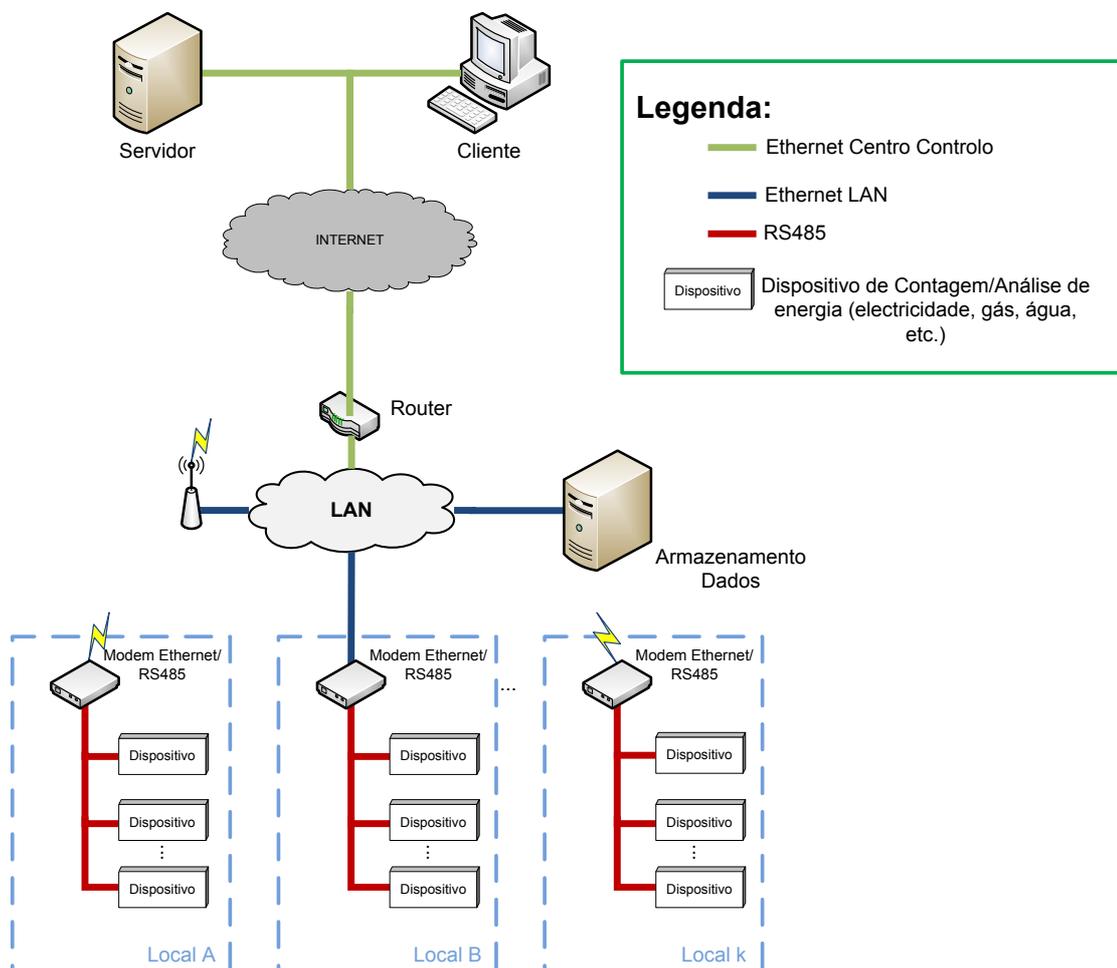


Figura 2.1 - Esquema tipo do sistema de gestão de energia - Fonte Smartwatt.

Os dados são recolhidos e posteriormente são analisados por um *software* de gestão de energia que permite:

- Programação remota de todos os equipamentos;
- Aquisição e monitorização em tempo real dos dados dos analisadores;
- Armazenamento em base de dados centralizada;
- Gestão de alarmes;
- Geração de relatórios pré-configurados e/ou criados à medida das necessidades;
- Construção de ecrãs personalizados;
- Servidor Web. Permite acesso através de LAN interna ou através da Internet;
- Alocação de custos por ponto de medição. Simulação de tarifas;
- Opção de controlo remoto de equipamentos;

Esse *software*, como se torna evidente, tem imensas mais-valias, como por exemplo:

8 Previsão do Valor de Referência

- Distribuição de custos por unidade;
- Detecção de consumos anómalos;
- Visualização em painéis informativos dos consumos;
- Possibilidade de integração com sistemas de produção de energia eléctrica;
- Alertas via e-mail;
- Acesso via WWW com ecrãs de fácil interpretação;
- Geração de gráficos/tabelas para qualquer parâmetro.

Este sistema tem por isso imensas aplicações como por exemplo em:

- Edifícios de serviços;
- Autarquias;
- Grandes edifícios;
- Indústria.

O presente trabalho vem dar ainda mais utilidade ao sistema, permitindo assim, além de analisar e controlar consumos, fazer uso do histórico recolhido para previsão e análise dos dados previstos em comparação com valores em tempo real. Para isso é necessário importar os dados a utilizar no modelo de previsão, o que se explicará de seguida.

Importação dos dados relativos a consumo de energia eléctrica

Através do uso de uma *query* específica, no Microsoft Excel, é possível importar os valores diretamente da base de dados do sistema de monitorização. Seguidamente é apresentado um exemplo de uma importação de dados, relativos a um edifício que por razões de confidencialidade não será revelado. Neste exemplo, os dados são relativos ao consumo global, apresentados de hora a hora, no período de 01/10/2011 em diante.

	A	B	C	D
1	period	dateTime	id	value
2	3600	1102011000000	PB_PC_Geral.AE	9.678
3	3600	1102011010000	PB_PC_Geral.AE	9.926
4	3600	1102011020000	PB_PC_Geral.AE	9.749
5	3600	1102011030000	PB_PC_Geral.AE	9.738
6	3600	1102011040000	PB_PC_Geral.AE	9.962
7	3600	1102011050000	PB_PC_Geral.AE	9.696
8	3600	1102011060000	PB_PC_Geral.AE	13.81
9	3600	1102011070000	PB_PC_Geral.AE	14.872
10	3600	1102011080000	PB_PC_Geral.AE	11.76
11	3600	1102011090000	PB_PC_Geral.AE	12.63
12	3600	1102011100000	PB_PC_Geral.AE	13.151
13	3600	1102011110000	PB_PC_Geral.AE	14.735
14	3600	1102011120000	PB_PC_Geral.AE	18.844
15	3600	1102011130000	PB_PC_Geral.AE	16.413
16	3600	1102011140000	PB_PC_Geral.AE	15.514
17	3600	1102011150000	PB_PC_Geral.AE	14.99
18	3600	1102011160000	PB_PC_Geral.AE	15.165
19	3600	1102011170000	PB_PC_Geral.AE	14.535

Figura 2.2 - Dados importados do Sistema de Gestão de Energia Smartwatt.

De referir que, na coluna A, o valor 3600 representa o intervalo de tempo de 3600s (uma hora), o valor numérico presente na coluna B representa o período de medição, a coluna C alberga o nome da variável, no sistema, e na coluna D estão os valores medidos da variável no respetivo período. Como se pode ver, os valores das variáveis temporais presentes na coluna B não estão disponíveis para utilização num modelo nem são de leitura fácil e intuitiva. Por essa razão, serão alvo de tratamento, assunto focado mais à frente.

Importação dos dados meteorológicos

Os dados meteorológicos podem ser adquiridos através de várias formas. Alguns sistemas de monitorização incluem medições de temperatura mas, como foi referido anteriormente, existem dados fiáveis disponibilizados por entidades de competência reconhecida. Assim, para importar os dados necessários ao modelo basta consultar uma base de dados online, onde constam valores medidos de inúmeras variáveis meteorológicas em vários locais do território nacional. Existem bases de dados disponibilizadas por entusiastas amadores que partilham as suas informações, podendo assim cobrir uma maior área geográfica, como por exemplo:

<http://www.wunderground.com>

10 Previsão do Valor de Referência

<http://www.meteoclimatic.com>

<http://www.awekas.at>

http://www.findu.com/citizenweather/cw_form.html

Na presente metodologia, visto que os dados são de fonte mais segura e cobrem grande parte do território nacional, são usados dados importados do Sistema Nacional de Informação de Recursos Hídricos (SNIRH), através da sua plataforma online acessível em snirh.pt. Como pode ser visto na figura 2.3, estão disponíveis dados relativos a um vasto número de estações.

The image shows a screenshot of the SNIRH website's interface. On the left, a map of Portugal is displayed with a dense distribution of yellow and blue markers representing meteorological stations. The map includes a compass, a person icon, and zoom controls. On the right, a selection panel is visible. At the top, there is a list of stations with checkboxes, including ABRANTES (17H/01C), ABRIGADA (19C/03G), ABRÃ (17E/02UG), ADEGANHA (06O/05UG), and ADORIGO (07L/01UG). Below this is a 'Seleccionar Estações' button. The next section, 'Estações Seleccionadas para Análise', shows a list with one station selected: BARRAGEM DE MAGOS (20E/01C). There are 'Limpar Lista' and 'Limpar Sel.' buttons, and a 'VALIDAR Lista' button. A note below states: 'Ao alterar as estações seleccionadas click VALIDAR Lista para identificar as estações no mapa/listar parâmetros.' The 'Parâmetros com Dados' section lists various parameters with checkboxes: Direcção do vento horária, Evaporação piche mensal (convencional), Evaporação tina diária, Evaporação tina mensal, Humidade relativa horária, Humidade relativa média diária, Nível na tina horário, and Precipitação anual. The 'Período de Análise (dia/mês/ano)' section shows 'De: 01/01/1938' and 'A: 29/05/2013', with options for 'Ano Hidrológico', 'Semestre', and 'Este Mês'. The 'Informação Disponível' section contains buttons for 'Características das Estações', 'Parâmetros', 'Ver/Guardar Dados', 'Relatório', and 'Estatística'. A note at the bottom of this section says: 'Seleccione um parâmetro e até 100 estações.'

Figura 2.3 - Estações meteorológicas disponibilizadas pelo SNIRH.

Após escolher a estação meteorológica mais próxima do edifício em causa, basta seleccionar as variáveis meteorológicas a importar e o período de análise (“Ver/Guardar Dados”). Os dados pretendidos aparecerão numa janela semelhante à apresentada na figura 2.4 . A título de exemplo, foram importados os dados referentes à humidade relativa horária (%) na estação meteorológica da Barragem de Magos.

SNIRH > Dados de Base

snirh.pt/snirh/_dadosbase/site/janela_verdados.php?sites=920685088&pars=100750599&tmin=...

Dados de Base Imprimir Exportar CSV Exportar TSV

Consulta de dados.

Data	BARRAGEM DE MAGOS (20E/01C) Humidade relativa horária (%)
01/01/2012 00:00	100
01/01/2012 01:00	100
01/01/2012 02:00	100
01/01/2012 03:00	100
01/01/2012 04:00	100
01/01/2012 05:00	100
01/01/2012 06:00	100
01/01/2012 07:00	100
01/01/2012 08:00	100
01/01/2012 09:00	100
01/01/2012 10:00	100
01/01/2012 11:00	100
01/01/2012 12:00	100
01/01/2012 13:00	100
01/01/2012 14:00	99
01/01/2012 15:00	99
01/01/2012 16:00	100
01/01/2012 17:00	97
01/01/2012 18:00	100
01/01/2012 19:00	100
01/01/2012 20:00	100
01/01/2012 21:00	100
01/01/2012 22:00	100
01/01/2012 23:00	100
02/01/2012 00:00	100
02/01/2012 01:00	100
02/01/2012 02:00	100
02/01/2012 03:00	100
02/01/2012 04:00	100
02/01/2012 05:00	100
02/01/2012 06:00	100
02/01/2012 07:00	100
02/01/2012 08:00	100
02/01/2012 09:00	100
02/01/2012 10:00	100
02/01/2012 11:00	100
02/01/2012 12:00	100
02/01/2012 13:00	100
02/01/2012 14:00	81

Figura 2.4 - Dados meteorológicos para consulta no SNIRH .

A opção “Exportar TSV” no canto superior direito permite descarregar um ficheiro de bloco de notas, onde os dados são apresentados num formato que permite o seu uso numa folha de cálculo (a explorar no próximo subcapítulo). A figura 2.5 apresenta o seguimento do exemplo.

serie_29052013144345.txt

SNIRH - SISTEMA NACIONAL DE INFORMAÇÃO DE RECURSOS HÍDRICOS

```

DATA,BARRAGEM DE MAGOS (20E/01C)
Humidade relativa hor:ria (%) FLAG
01/01/2012 00:00      100
01/01/2012 01:00      100
01/01/2012 02:00      100
01/01/2012 03:00      100
01/01/2012 04:00      100
01/01/2012 05:00      100
01/01/2012 06:00      100
01/01/2012 07:00      100
01/01/2012 08:00      100
01/01/2012 09:00      100
01/01/2012 10:00      100
01/01/2012 11:00      100
01/01/2012 12:00      100
01/01/2012 13:00      100
01/01/2012 14:00      99

```

Figura 2.5 - Dados importados do SNIRH.

2.2 - Tratamento dos Dados Adquiridos

Os dados adquiridos ou importados não são imediatamente empregáveis no modelo. É necessário um tratamento prévio dos mesmos, que passa por várias etapas. Por exemplo, os dados importados do sistema de monitorização e os dados meteorológicos, dificilmente estarão estruturados exatamente da mesma forma. Os dados são organizados hora a hora mas, num horizonte temporal de dimensão considerável (por exemplo, 1 ano), é muito provável que tanto o sistema de monitorização de consumos como o sistema de medição de variáveis meteorológicas tenham falhas durante alguns períodos. Assim, é necessário garantir que os valores dos consumos e das variáveis meteorológicas estejam “alinhados” ao longo de toda a série.

Organização, Alinhamento e Filtragem

Como foi referido anteriormente, os dados extraídos diretamente do sistema de monitorização da Smartwatt necessitam de tratamento prévio. As variáveis temporais não surgem de uma forma desagregada, ou seja, na folha de cálculo, estão apresentadas numa única célula, necessitando assim de alguns artifícios para ser possível retirar toda a informação pretendida.

Antes de mais, é necessário eliminar informação desnecessária. Após importação, surgem 4 colunas, onde duas delas são perfeitamente dispensáveis. A coluna A, referente ao período de 3600 segundos e, a coluna C, com o nome da variável. Ficamos apenas com as variáveis temporais e os valores de consumo, como se pode ver na figura 2.6.

	A	B
1	dateTime	Geral
2	1102011000000	9.678
3	1102011010000	9.926
4	1102011020000	9.749
5	1102011030000	9.738
6	1102011040000	9.962
7	1102011050000	9.696
8	1102011060000	13.81
9	1102011070000	14.872
10	1102011080000	11.76
11	1102011090000	12.63
12	1102011100000	13.151
13	1102011110000	14.735
14	1102011120000	18.844

Figura 2.6 - Dados relativos a consumo após eliminação de colunas desnecessárias.

Passamos agora ao tratamento das variáveis temporais. Na realidade, todas as informações estão presentes, o tratamento passa por desagregar um único valor em variáveis que possam ser utilizadas no modelo. Por exemplo, na célula A3 consta o valor:

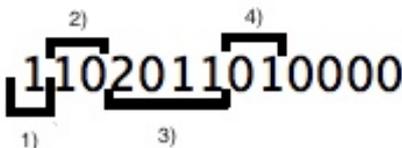


Figura 2.7 - Exemplo de valor para decomposição.

Que representa:

- 1) Dia do Mês;
- 2) Mês
- 3) Ano
- 4) Hora do dia (00-23)

Para desagregar estas informações foram tomadas as seguintes medidas:

Dia do mês

Aplicar a seguinte formula: =INT(dateTime*0,000000000001) que retorna o valor arredondado da multiplicação.

No caso do exemplo, retornaria o valor referente ao dia 1.

Aplicando a toda a série, criamos uma nova coluna, “Dia”.

Mês

Aplicar a seguinte formula: =INT((dateTime-(Dia*1000000000000))*0,0000000001).

No caso do exemplo, retorna o valor 10, referente ao mês de Outubro.

Criamos assim a coluna “Mês”.

Hora

Aplicar a função: =(MOD(dateTime;1000000))/10000

A função =MOD(dateTime;1000000) retorna o resto da divisão do valor na célula por 1000000 sendo depois necessário dividir por 10000 para retornar o valor da hora de 0 a 23

No caso do exemplo, devolve o valor 1 referente a 01:00h.

É criada assim a coluna “Hora”.

Ano

No caso do ano, basta criar uma coluna “Ano” e inserir o valor manualmente, dada a pouca ou nenhuma variação do valor ao longo da série (existem no máximo dois anos diferentes presentes na série)

Depois de obtermos estes valores podemos compilar tudo automaticamente numa coluna “Data” através da função =DATE(Ano;Mês;Dia).

14 Previsão do Valor de Referência

Como já foi referido anteriormente, em modelos de previsão de consumos de energia elétrica o dia da semana é muito importante. Por essa razão, será acrescentada uma coluna com essa informação através da função =WEEKDAY(Data) que retorna valores de 1 a 7 (1-Domingo; 2-Segunda Feira;...;7-Sábado). Cria-se assim a coluna “Dia Semana”.

Após estarem reunidas todas estas informações, as variáveis temporais, que até ao momento estavam reunidas numa só célula, tomam o seguinte aspeto na folha de cálculo:

	A	B	C	D
1	Data	Mês	Dia Semana	Hora
2	01/10/11	10	7	0
3	01/10/11	10	7	1
4	01/10/11	10	7	2
5	01/10/11	10	7	3
6	01/10/11	10	7	4
7	01/10/11	10	7	5
8	01/10/11	10	7	6
9	01/10/11	10	7	7
10	01/10/11	10	7	8
11	01/10/11	10	7	9
12	01/10/11	10	7	10
13	01/10/11	10	7	11
14	01/10/11	10	7	12
15	01/10/11	10	7	13
16	01/10/11	10	7	14
17	01/10/11	10	7	15
18	01/10/11	10	7	16
19	01/10/11	10	7	17
20	01/10/11	10	7	18
21	01/10/11	10	7	19
22	01/10/11	10	7	20
23	01/10/11	10	7	21
24	01/10/11	10	7	22
25	01/10/11	10	7	23
26	02/10/11	10	1	0
27	02/10/11	10	1	1
28	02/10/11	10	1	2
29	02/10/11	10	1	3
30	02/10/11	10	1	4
31	02/10/11	10	1	5
32	02/10/11	10	1	6

Figura 2.8 - Variáveis temporais desagregadas.

É importante referir que a coluna “Ano” não é relevante, servindo apenas de passo intermédio para criar a coluna “Data” e posteriormente a coluna “Dia Semana”.

Dados meteorológicos

O tratamento dos dados meteorológicos revela-se mais simples. Facilmente se passa dos dados importados da base de dados do SNIRH para uma folha de cálculo com as variáveis pretendidas, principalmente depois da experiência adquirida ao tratar os dados importados do sistema da Smartwatt. O que realmente importa são os valores da variável meteorológica.

Os valores das variáveis temporais associadas servem apenas para, através de comparação, “alinhar” os dados importados do SNIRH com os dados importados do sistema de monitorização da Smartwatt, quando as duas séries se juntarem numa única folha de cálculo para posterior utilização no modelo de previsão. Após tratamento, e por coerência com a folha dos dados importados da Smartwatt, a folha com os dados meteorológicos deverá ter um aspeto semelhante ao da figura seguinte.

	A	B	C	D	E
1	Data	Mes	Dia Semana	Hora	Temperatura
2	01/10/10	10	6	0	11,5
3	01/10/10	10	6	1	10,7
4	01/10/10	10	6	2	10,2
5	01/10/10	10	6	3	9,6
6	01/10/10	10	6	4	9,3
7	01/10/10	10	6	5	9,2
8	01/10/10	10	6	6	9,4
9	01/10/10	10	6	7	9,4
10	01/10/10	10	6	8	10,2
11	01/10/10	10	6	9	12,6
12	01/10/10	10	6	10	15,1
13	01/10/10	10	6	11	18,1
14	01/10/10	10	6	12	19,2
15	01/10/10	10	6	13	20,4
16	01/10/10	10	6	14	21
17	01/10/10	10	6	15	21,5
18	01/10/10	10	6	16	21,3
19	01/10/10	10	6	17	20,3
20	01/10/10	10	6	18	19,1
21	01/10/10	10	6	19	18,4
22	01/10/10	10	6	20	17,7
23	01/10/10	10	6	21	16,9
24	01/10/10	10	6	22	16,5
25	01/10/10	10	6	23	15,8
26	02/10/10	10	7	0	15,4
27	02/10/10	10	7	1	15,4
28	02/10/10	10	7	2	15,4

Figura 2.9 - Dados de temperatura tratados.

Depois de as duas folhas de cálculo estarem organizadas como na figura 2.8 e na figura 2.9, os dados podem ser alocados numa única folha. Para os dados poderem ser utilizados no modelo é necessário que, tanto os dados do consumo, como os dados meteorológicos correspondam à mesma hora do mesmo dia. Para alinhar os dados relativos a consumos e os dados meteorológicos basta fazer uma comparação das variáveis temporais associadas a cada grupo de dados. Essa comparação pode ser feita através da função =IF() do Excel, comparando uma ou várias variáveis temporais.

Deve ser feito um trabalho prévio para facilitar essa comparação.

Foi possível observar, através da manipulação de vários conjuntos de dados, que, em alguns períodos, o sistema de monitorização da Smartwatt deixa de reportar à base de dados

os valores, mas continua a medi-los e, quando volta a reportar, retorna o somatório dos valores não reportados no período. Essa observação facilita a detecção de anomalias na série de dados e a sua posterior resolução. É possível visualizar graficamente esses acontecimentos na figura 2.10

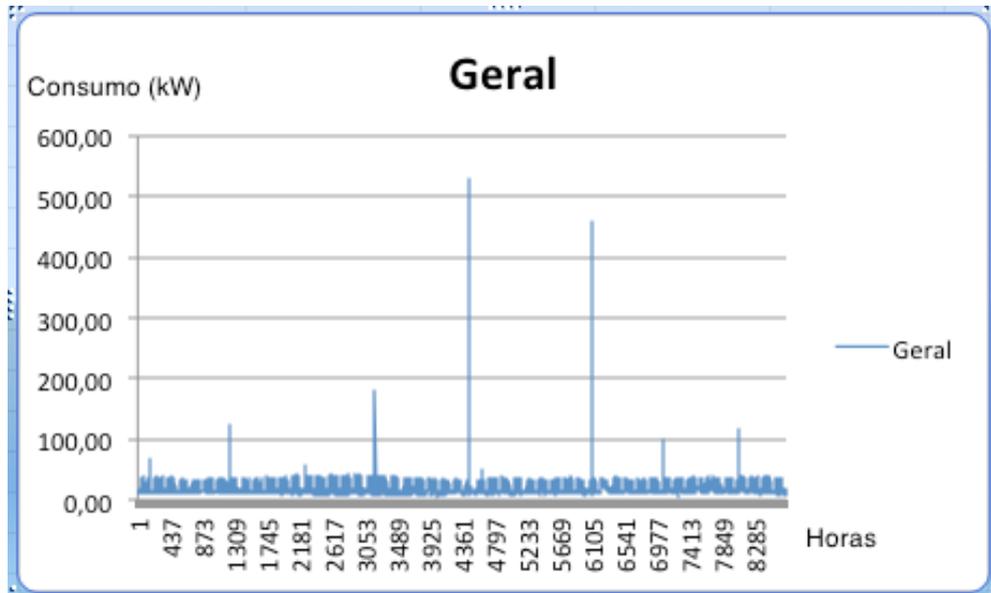


Figura 2.10 - Anomalias nas medições de consumos.

Após identificar os períodos em que a medição não foi reportada à base de dados, é necessário completar a série. Completam-se as células referentes às variáveis temporais com os valores correspondentes e os valores dos consumos são completados, por exemplo, com valores não numéricos para posteriormente serem filtrados.

Depois deste passo, é possível passar para a verificação da série dos valores meteorológicos. Novamente, é possível afirmar que após a manipulação de vários conjuntos de dados, as séries importadas do SNIRH também têm particularidades que se repetem. Neste caso, também existem valores que não são medidos, mas a base de dados é automaticamente completada com valores não numéricos, facilitando o trabalho do analista. Assim, estão praticamente reunidas as condições para as duas séries de valores serem compiladas na mesma folha.

Convém, inicialmente verificar se as duas séries têm a mesma dimensão no que diz respeito ao número de linhas, como é suposto (logicamente, a importação é feita para o mesmo período e com o mesmo intervalo de medição). Se o número for o mesmo, provavelmente as séries vão estar alinhadas mal sejam copiadas para a mesma folha. Para confirmar, usa-se agora a função =IF() para comparar as variáveis temporais e confirmar se todos os valores presentes numa linha correspondem exatamente ao mesmo intervalo de tempo. Caso a diferença seja pequena, a compilação pode ser feita ainda assim, aplicando-se

de seguida a mesma função =IF(), que permite encontrar os poucos valores em falta que possam existir nesta altura. Depois de serem encontrados e corrigidos na folha original, as duas séries são novamente copiadas, agora com a mesma dimensão e perfeitamente alinhadas. Para confirmar, usar novamente a função =IF().

Depois de se confirmar que tudo está de acordo com o pretendido, pode-se organizar a folha de cálculo, por exemplo, como o que está apresentado na figura 2.11 para as variáveis temporais (a azul) “Data”, “Mês”, “Dia Semana” e “Hora”, as variáveis de consumo (a laranja) “Geral” e “AVAC” e variáveis meteorológicas (a verde) “Humidade Relativa” e “Temperatura”.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Data	Mes	Dia Semana	Hora	Geral	AVAC	Hum. Relativa	Temp
2	01/10/10	10	6	0	9,398	1,976	100	11,5
3	01/10/10	10	6	1	9,446	1,991	100	10,7
4	01/10/10	10	6	2	9,329	1,959	99	10,2
5	01/10/10	10	6	3	9,398	1,948	98	9,6
6	01/10/10	10	6	4	9,623	2,033	95	9,3
7	01/10/10	10	6	5	15,303	1,88	98	9,2
8	01/10/10	10	6	6	17,766	5,84	100	9,4
9	01/10/10	10	6	7	19,455	7,178	100	9,4
10	01/10/10	10	6	8	28,558	3,506	100	10,2
11	01/10/10	10	6	9	30,418	2,202	100	12,6
12	01/10/10	10	6	10	29,95	2,357	99	15,1
13	01/10/10	10	6	11	27,963	4,188	99	18,1
14	01/10/10	10	6	12	21,317	8,173	98	19,2
15	01/10/10	10	6	13	22,605	5,918	97	20,4
16	01/10/10	10	6	14	47,025	4,837	100	21
17	01/10/10	10	6	15	35,031	4,451	100	21,5
18	01/10/10	10	6	16	31,787	4,591	100	21,3
19	01/10/10	10	6	17	26,096	4,024	100	20,3
20	01/10/10	10	6	18	15,807	3,558	100	19,1
21	01/10/10	10	6	19	11,954	3,283	100	18,4
22	01/10/10	10	6	20	12,087	3,201	100	17,7
23	01/10/10	10	6	21	12,196	3,043	100	16,9
24	01/10/10	10	6	22	12,079	3,168	100	16,5
25	01/10/10	10	6	23	9,645	2,123	100	15,8
26	02/10/10	10	7	0	9,608	1,954	100	15,4
27	02/10/10	10	7	1	9,624	1,931	100	15,4
28	02/10/10	10	7	2	9,515	1,953	99	15,4
29	02/10/10	10	7	3	9,613	1,904	99	15,2
30	02/10/10	10	7	4	9,481	1,854	100	14,9
31	02/10/10	10	7	5	9,491	1,845	100	15,1

Figura 2.11 - Dados organizados e empregáveis no modelo de previsão.

Modificação de variáveis

Existem variáveis que, devido á sua natureza cíclica, é conveniente realizar algumas modificações. As variáveis que se comportam dessa maneira são tipicamente as variáveis temporais, onde a hora tem particular relevância. Por exemplo, num modelo computacional que esteja a associar a hora ao consumo, a variação brusca da hora, ao passar das 23h para as 0h não é acompanhada por uma variação brusca do consumo, podendo induzir em erro o

sistema que esteja a analisar os dados. Para evitar esse problema é aconselhável proceder a uma transformação da variável “Hora”. Após alguns testes foi possível constatar que a transformação leva a um melhor desempenho por parte do software utilizado.

Na figura 2.12 pode-se ver graficamente a variação brusca da variável “Hora”.

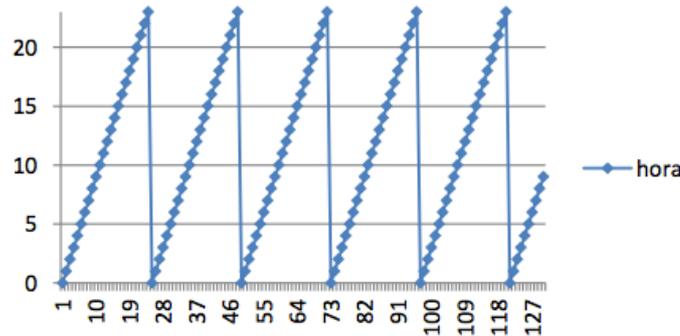


Figura 2.12 - Comportamento da variável “Hora”

Modificação de variáveis temporais cíclicas

Para resolver esta particularidade é possível transformar a variável “Hora” em duas variáveis sinusoidais através das seguintes fórmulas:

$$\sin\text{Hora} = \sin \frac{2 * \pi * \text{Hora}}{24}$$

$$\cos\text{Hora} = \cos \frac{2 * \pi * \text{Hora}}{24}$$

Passa-se assim de uma a duas variáveis para representar a hora. Assim, evita-se a variação brusca, como se pode verificar na figura 2.13

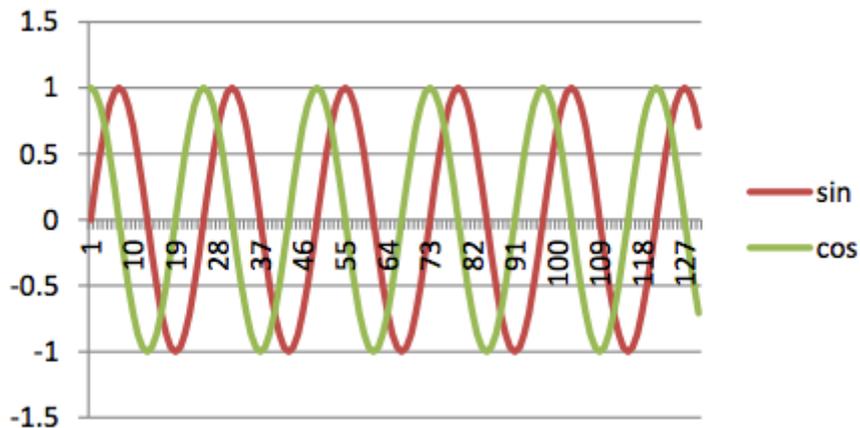


Figura 2.13 - Comportamento da variável “hora” após alteração

Como referido anteriormente, depois de testado, o modelo com a variável “Hora” transformada em duas variáveis sinusoidais leva a melhores resultados pois o software utilizado não tem de lidar com as diferenças bruscas como se pode ver na figura 2.12, passado a ler uma fonte mais contínua de informação usando a variável transformada como se vê na figura 2.13. Os mesmos testes foram feitos para as restantes variáveis temporais, mas as diferenças são irrelevantes, tendo em conta o número de variáveis extra a incluir no modelo. Assim sendo, as restantes variáveis não serão modificadas, pois aumentam a complexidade do problema, sem benefícios que possam compensar.

Normalização de variáveis

Da mesma maneira, foram feitos testes para comprovar a utilidade da transformação das variáveis temporais, bem como testes para comprovar a utilidade da normalização das variáveis medidas (consumos, temperatura...). A normalização basicamente altera a escala dos dados medidos, apresentando os valores numa gama mais pequena.

Foram realizados testes com as variáveis de consumo e meteorológicas normalizadas, nomeadamente com a normalização pelo método Z-Score. Para normalizar, procede-se ao cálculo da média e desvio padrão das variáveis e, em seguida, aplica-se a seguinte fórmula:

$$X_{normalizado} = \frac{x - \bar{x}}{\sigma_x}$$

Os resultados dos testes efetuados com ou sem normalização revelaram-se muito semelhantes, não demonstrando necessidade de se proceder a esse passo intermédio. Esse facto resulta da reduzida gama de valores apresentada pelas variáveis. Quando se fazem previsões de consumos de energia elétrica numa dada região, ou mesmo em todo o território nacional, os dados a tratar têm maiores valores absolutos e maiores gamas de valores. Na presente metodologia, por se tratar de previsão num único edifício, os dados têm gamas de valores semelhantes e de pouca amplitude, fazendo com que a normalização não assuma relevância. Por exemplo, num dos testes realizados, com dados de um edifício monitorizado pela Smartwatt, situado num local com clima ameno, a temperatura anual varia tipicamente entre os 5 ° e os 35°. Os valores de consumo de energia elétrica variam entre os 5kWh e os 45kWh. Assim, pela reduzida gama de valores das duas variáveis e pela semelhança entre as mesmas, a normalização não se demonstra proveitosa.

É importante referir que, cada caso de estudo tem características muito particulares, sendo sempre aconselhável testar a normalização em prol da obtenção de resultados mais precisos.

Tratamento de Feriados

Os feriados são um caso muito particular no que diz respeito à previsão. As suas ocorrências são pouco frequentes e não seguem um padrão. Além disso, a sua dispersão geográfica irregular (feriados municipais, por exemplo) confere uma dificuldade acrescida.

Como foi explicado anteriormente, os dias da semana estão apresentados sob forma numérica, de 1 a 7 (Domingo a Sábado). No caso dos feriados identificados na série apresentarem um padrão semelhante a um dos sete dias da semana (provavelmente Sábado ou Domingo) é legítimo identificar os feriados como um desses dias. Após análise de várias séries de dados medidos pelo sistema de monitorização da Smartwatt, a conclusão foi que não se verifica essa semelhança. Na figura 2.14 é apresentado um gráfico mostrando o padrão de consumo durante 10 dias num dos edifícios monitorizados. Nesses 10 dias ocorre um feriado a uma Quarta-Feira. É visível o comportamento particular do consumo no feriado, pois não se assemelha ao consumo registado ao fim de semana, nem a nenhum dos dias da semana.

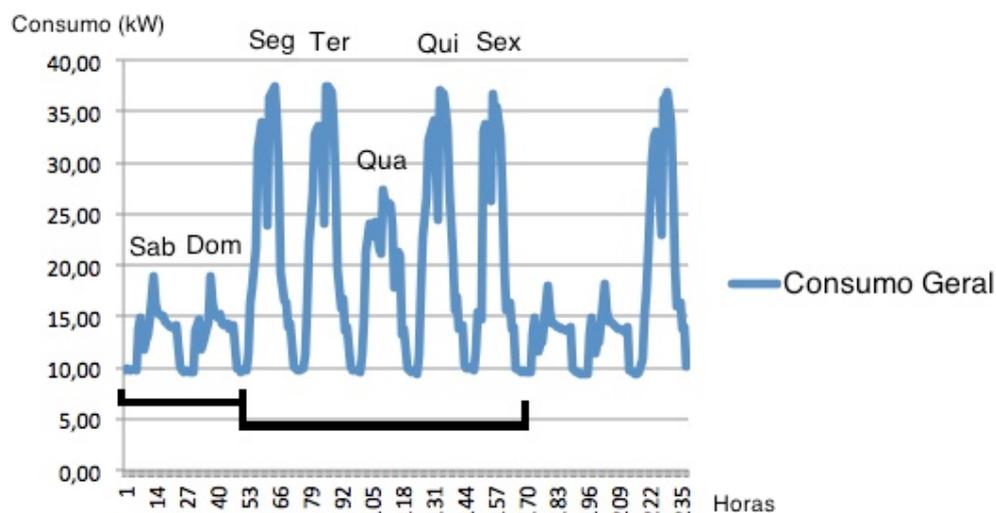


Figura 2.14 - Consumo numa semana com feriado.

Após a identificação de vários feriados é possível verificar que em todos eles o comportamento é semelhante, com exceção dos feriados que ocorrem ao fim de semana. Neste caso o perfil de consumo mantém-se semelhante ao do próprio Sábado ou Domingo. Assim, para aumentar o rigor da previsão, é feito um levantamento de todos os feriados que ocorrem no período a estudar e posteriormente é feita uma alteração na coluna da variável “Dia Semana”. Essa alteração passa por substituir o valor existente na célula pelo valor “8”, fazendo assim com que o modelo identifique o dia como feriado. Como foi dito

anteriormente, os feriados ao fim de semana não alteram o perfil de consumo do dia, assim sendo os dias “7” e “1”, Sábado e Domingo, respetivamente, não necessitam de alteração.

É importante ter atenção aos feriados locais, específicos para a localização onde se encontra o edifício em estudo.

Filtragem e Eliminação dos dados

Após o tratamento descrito, os dados estão organizados e alinhados. Apesar disso, existem ainda porções da série que não são empregáveis no modelo.

Foi referido anteriormente que é possível que existam dados em falta, quer nos dados relativos a consumos de energia elétrica, quer nos dados meteorológicos. Se se identificarem esses valores em falta (tipicamente em número reduzido), são acrescentados manualmente para completar a série de valores. Completar significa incluir as linhas em branco e atribuir um valor que seja facilmente identificável no futuro (por exemplo, um valor não numérico).

Neste momento é necessário eliminar da série valores que não possam ser incluídos no modelo. Os valores que foram acrescentados são os primeiros a eliminar. Para tal, basta utilizar filtros do Excel nas variáveis medidas (consumos, temperatura, humidade relativa...) e fazer que sejam filtrados os dados que foram acrescentados. Essa filtragem faz com que sejam eliminadas as linhas onde estão presentes os valores não empregáveis.

Após esta primeira filtragem, é conveniente fazer uma análise da série que temos no momento, preferencialmente uma análise gráfica, onde possam ser identificados valores anómalos e fora do padrão normal da variável. As variáveis mais críticas são variáveis de consumo. Nestas variáveis é mais fácil encontrar padrões, sendo conseqüentemente mais fácil encontrar desvios desses padrões, e assim encontrar valores anómalos. Essas anomalias podem ter várias razões, como falha do sistema de medição ou alteração esporádica do perfil de consumo (evento festivo, obras...). Ao serem encontradas essas anomalias é conveniente fazer um estudo para apurar a causa das mesmas. Caso o desvio do padrão de consumo seja causado por uma falha na medição ou por um evento esporádico, é conveniente ser eliminado da série para não induzir em erro o modelo de previsão. Case se verifique que o desvio é causado por um evento que se repita periodicamente (por exemplo, a festa de Natal da empresa realizar-se sempre na Sexta-feira anterior ao Natal), a porção da série é mantida.

Ao usar os filtros do Excel, o primeiro passo é eliminar os valores que estariam em falta na série e foram acrescentados manualmente. É importante referir que os valores inseridos servem para completar células da folha de cálculo em falta. A eliminação corresponde à linha completa onde esses valores foram acrescentados. Acrescentar para posteriormente eliminar é necessário para manter a integridade da série. Posteriormente deve ser feita outra análise gráfica para detetar desvios do padrão normal. Caso existam valores anómalos sem explicação aparente devem ser eliminados, como explicado anteriormente.

Depois da eliminação das linhas onde constavam valores não empregáveis ao modelo é conveniente copiar todos os valores para uma nova folha de cálculo, livre de filtros, para posterior exportação e utilização no modelo de previsão.

2.3 - Escolha das Variáveis

Depois do tratamento das variáveis, há que fazer a seleção das que vão ser incluídas no modelo final. É importante referir que, ao fazer as importações dos dados, já é realizada uma pré seleção baseada no conhecimento empírico e consulta de estudos semelhantes, principalmente no que diz respeito às variáveis meteorológicas. O SNIRH disponibiliza vários parâmetros para consulta e, para o modelo de previsão de consumos em estudo, não é necessário importar dados relativos, por exemplo, à velocidade e direção do vento.

Tendo em conta que objetivos principais do modelo passam pela sua rapidez e simplicidade, não seria coerente incluir um grande número de variáveis. O desafio passa por encontrar as variáveis mais significativas, sem criar um modelo pesado computacionalmente, e onde os dados sejam de fácil acesso e com fontes fidedignas.

Visto que o consumo de energia elétrica é o *Target* do presente modelo, o primeiro passo passa por encontrar relações entre o próprio consumo e as restantes variáveis disponíveis, tendo assim uma ideia de como este é influenciado.

Para a escolha das variáveis ser feita corretamente, é necessário correr o modelo com grupos de variáveis diferentes. Nesta secção são apenas apresentadas relações entre algumas variáveis disponíveis e o consumo de energia elétrica, porém, na prática, a escolha passa sempre por uma análise mais minuciosa e por testes no modelo.

De seguida são apresentadas relações entre o consumo e algumas das variáveis disponíveis.

Consumo vs Hora

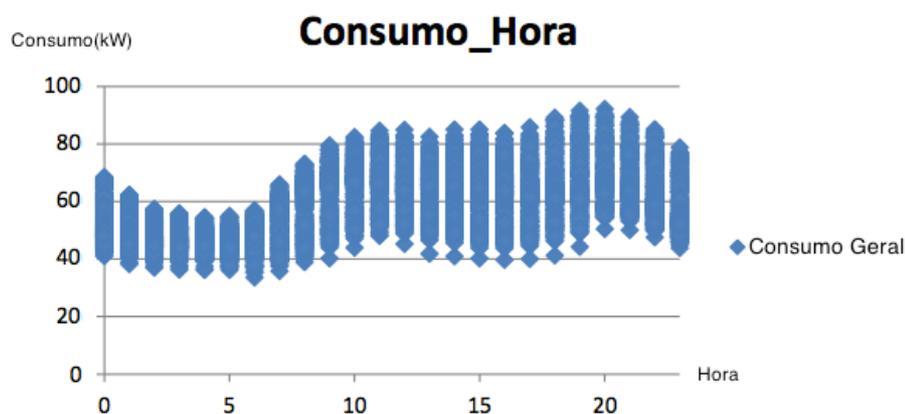


Figura 2.15 - Relação consumo vs. hora.

Na figura 2.15 pode-se ver a relação entre o consumo de energia elétrica e a hora do dia. Pelo conhecimento empírico e por experiência, a hora do dia é uma das variáveis mais importantes quando se pretende caracterizar o consumo.

Consumo vs Dia da Semana

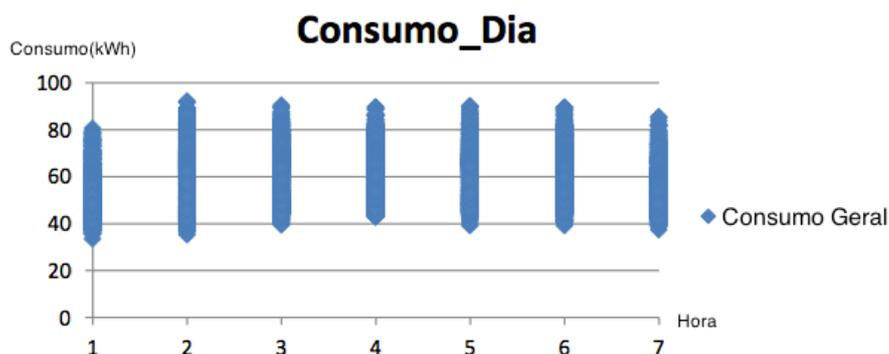


Figura 2.16 - Relação consumo vs. dia.

O dia da semana é também uma variável temporal de importância extrema, como já foi discutido em secções anteriores. É manifesto que o consumo de energia elétrica num edifício não residencial seja notoriamente superior em dias úteis, altura essa em que se desenvolve a atividade profissional no interior dos mesmos.

Consumo vs Temperatura

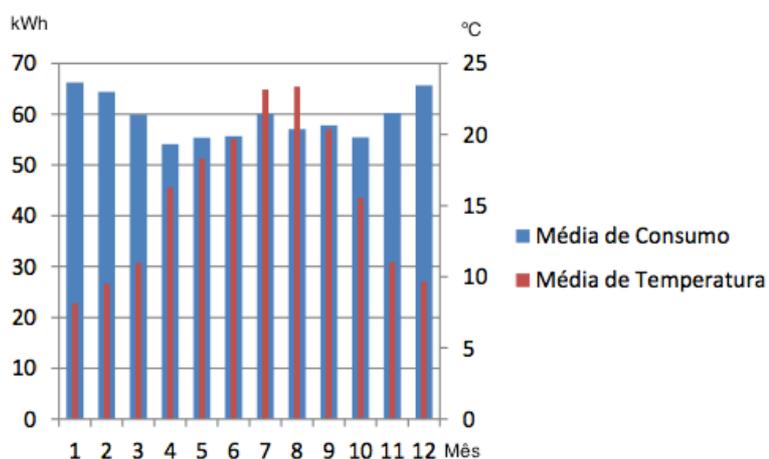


Figura 2.17 - Relação consumo vs. temperatura.

A temperatura é o fator climático que mais influencia os perfis de consumo de energia.

Outros fatores, como por exemplo, a umidade relativa, podem também fornecer informação com alguma importância, contudo, em prol da simplicidade do método, optou-se por não incluir a esta variável. Além da sua contribuição para o aumento da precisão dos valores obtidos não ser significativa, caso seja preciso alterar a fonte de dados, pode ser difícil encontrar medições fiáveis de valores de umidade relativa.

Escolha final

Após serem verificadas as relações de vários modos (empiricamente, consulta bibliográfica, experiência na área, relações gráficas, testes...) a opção recaiu sobre um modelo simples, com quatro entradas, como se pode ver na figura 2.18.

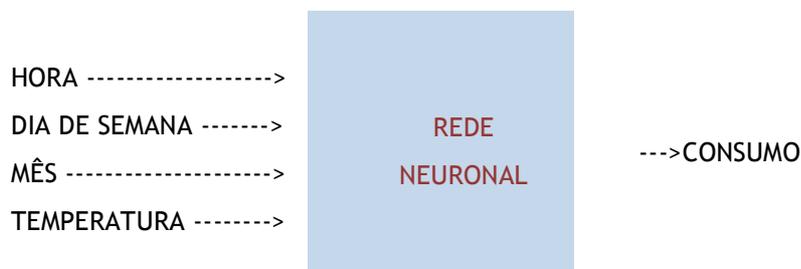


Figura 2.18 -Esquema simplificado da rede neuronal.

O modelo pode então ser assim apresentado de maneira simplificada. Através da informação dada pela hora, dia da semana, mês e temperatura, a rede neuronal será capaz de dar uma previsão para valores futuros de consumos de energia elétrica. De referir que, como já foi visto, algumas variáveis temporais podem ser decompostas (por exemplo, \sin Hora e \cos Hora). Nesta apresentação simplificada as variáveis estão apresentadas sem decomposição.

O método de previsão usando Redes Neurais Artificiais será explorado em mais detalhe nas secções seguintes.

2.4 - Método de Previsão

O dimensionamento correto do valor de referência de consumo de energia é de extrema importância no presente trabalho, sendo por isso evidente que o modelo de previsão tem de ser cuidadosamente escolhido. Os modelos de previsão podem ser aplicados a uma escala

nacional ou territorial, mas também há um grande interesse em aplicar esses modelos a uma escala menor, nomeadamente a um edifício específico, como no âmbito deste trabalho. Neste último caso, há um interesse direto do proprietário ou gestor do edifício, que tem a possibilidade de reduzir os custos de operação ao ter a possibilidade de reduzir o consumo de energia em áreas críticas[10].

Da análise de diversos edifícios pode-se verificar que os equipamentos associados à climatização são os maiores responsáveis pela variação do consumo global de energia. Assim é fácil concluir que um modelo de previsão de consumos baseado em variáveis climatéricas pode ser um bom modelo de previsão, sendo apenas necessário escolher qual o melhor modelo para o presente trabalho[10]

Os modelos analíticos tornam o problema mais complexo, pois há a necessidade de se conhecer toda a estrutura e características dos equipamentos do edifício em estudo. A utilização de modelos baseados em dados passados, ou seja, histórico armazenado em base dados, revela-se mais simples, já que a quantidade de variáveis é muito menor[10] [11]. Neste caso, através de dados meteorológicos e dados relativos ao consumo do edifício, recolhidos e tratados do modo explicado nas secções anteriores, é possível prever resultados para períodos futuros.

De entre todos os métodos de previsão referidos no capítulo anterior, a escolha recaiu sobre as Redes Neurais Artificiais (RNA). Além das vantagens acima referidas, a decisão foi tomada com base em mais alguns fatores:

- Bons resultados obtidos em estudos de previsão semelhantes[12-14];
- Acesso abundante a bibliografia especializada;
- Facilidade de modelizar uma RNA através de software existente e de fácil acesso;
- Rapidez na simulação.

Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais são modelos matemáticos que tentam representar o funcionamento das redes neuronais biológicas, encontradas, por exemplo, no cérebro humano. Estes modelos possuem características de aprendizagem, que são de grande interesse no âmbito do presente trabalho. Ao serem alimentadas com conjuntos de valores de entrada e saída, as RNAs são capazes de determinar uma lei que explica a interação entre eles. Este processo é denominado treino ou aprendizagem da rede. Posteriormente, essas relações que foram determinadas podem ser utilizadas para prever situações futuras em condições semelhantes.

As Redes Neurais Artificiais são modelos computacionais inspirados no funcionamento do sistema nervoso central. Historicamente, elas foram utilizadas tanto para compreender os

princípios de organização e funcionamento do cérebro humano, como para desenvolver máquinas que sejam capazes de realizar tarefas de alta complexidade.

O cérebro humano é composto por uma imensa rede de neurónios, células especiais com capacidade de conduzir sinais elétricos ou químicos. A figura 2.19 ilustra a estrutura típica de um neurónio[10, 15].

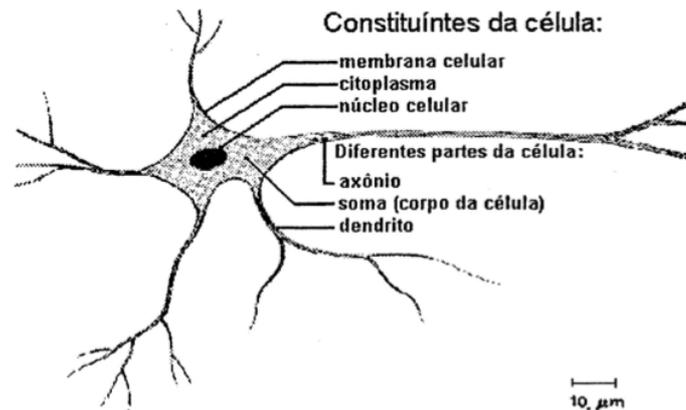


Figura 2.19 - Estrutura típica de um neurónio biológico[15].

Os neurónios podem variar na sua forma e tamanho, mas a sua composição básica é semelhante. O corpo do neurónio (corpo celular) contém o núcleo da célula. Do corpo celular projetam-se diversas extensões que se assemelham a raízes, e um único tubo fibroso. Estes constituintes são denominados, respectivamente, dendritos e axónio. A outra extremidade do axónio ramifica-se nos terminais axonais, ligando-se a outros neurónios através da junção sináptica.

Os dendritos recebem sinais enviados pelos neurónios adjacentes e transmitem-nos para o corpo celular. Como todas as transmissões de sinais, esta não é perfeita e possui grande complexidade. Resumidamente, pode dizer-se que quanto maior o dendrito, menor será a intensidade do sinal recebido pelo corpo celular e maior será seu atraso.

Os sinais transmitidos pelos diversos dendritos combinam-se no corpo celular, e, dependendo de suas intensidades, podem ativar o neurónio. No estado ativado, uma descarga elétrica gerada no corpo celular propaga-se pelo axónio e é transmitida até os terminais do mesmo. Esta descarga, por sua vez, vai ativar reações químicas na região da sinapse, que serão detetadas pelos dendritos de outros neurónios.

A transmissão do sinal através da sinapse é bastante complexa e depende do tipo de neurotransmissor presente, assim como de fatores construtivos específicos à sinapse. De acordo com essas características, as sinapses podem ser classificadas em inibitórias, quando

enviam um sinal inibidor ao serem ativadas pelos terminais do axónio, ou em sinapses excitatórias, quando enviam um sinal excitador.

As diversas propriedades referidas acima mostram que os neurónios são células com capacidade de tratar informações, mesmo que esse tratamento seja feito de modo limitado. Este tratamento depende de vários fatores, como a disposição e o funcionamento dos dendritos, o potencial de ativação do neurónio e dos tipos de sinapse.

Além do tratamento de informações, os neurónios são capazes de adaptar esse tratamento de acordo com os estímulos recebidos ao longo de sua existência. Este processo é designado aprendizagem.

A imensa capacidade do cérebro de interpretar informações complexas não se deve à complexidade e diversidade de um único neurónio. Por si só, um neurónio possui uma capacidade de processamento muito baixa. A grande capacidade de interpretação do cérebro deve-se à grande quantidade de neurónios presentes no sistema nervoso (aproximadamente 10^{10} neurónios) e à forma com que estes estão interligados [10, 15, 16].

Redes Neurais Artificiais

Como já foi referido, redes neuronais artificiais são modelos inspirados no funcionamento do sistema nervoso do ser humano. Uma rede neuronal artificial é definida por um modelo de neurónio, pela sua organização e pelo seu método de aprendizagem[10, 12].

Existem variados modelos de neurónios artificiais. A figura 2.20 apresenta um modelo. Este neurónio recebe R entradas (p_1, \dots, p_R) e devolve uma saída (a). As entradas são afetadas por pesos ($w_{1,1}, \dots, w_{1,R}$), que representam as perdas de sinais nos dendritos. As entradas ponderadas são somadas e comparadas com um valor de referencia b , de forma a considerar o potencial de ativação do neurónio natural. Este resultado é então aplicado a uma função de ativação (f) que determina o valor da saída. Obtêm-se assim as seguintes equações:

Seja \mathbf{p} o vetor coluna [p_1, \dots, p_R] e \mathbf{W} o vetor linha [$w_{1,1}, \dots, w_{1,R}$]:

$$n = \mathbf{W} \cdot \mathbf{p}$$

$$a = f(n) = f(\mathbf{W} \cdot \mathbf{p} + b)$$

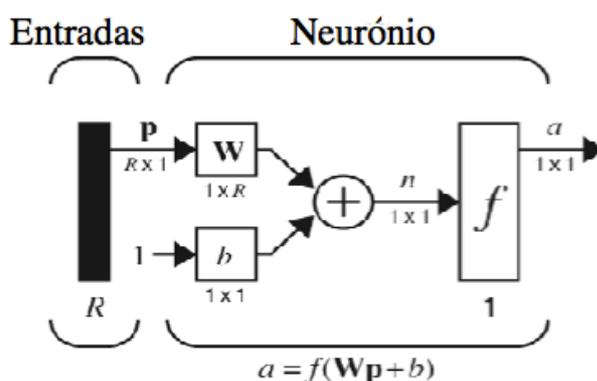


Figura 2.20 -Modelo de neurónio de entrada múltipla [17] .

É importante que os parâmetros w_i, j, b são variáveis do neurónio. Estas variáveis serão determinadas futuramente no processo de aprendizagem. Uma vez apresentada a estrutura de um neurónio, deve-se estudar com mais detalhes as funções de ativação, as estruturas de rede e as funções de aprendizagem[10, 18].

Funções de ativação

A função de ativação f pode ser linear ou não linear. A escolha da mesma dependerá do problema que o neurónio terá de resolver. Esta função não tem obrigatoriamente de simular o comportamento de um neurónio natural. Assim sendo, fornece uma maior liberdade no processamento de dados[10, 18].

Estruturas de rede

Como foi dito anteriormente, um neurónio por si só tem uma capacidade limitada de processamento de informações, mesmo que receba um número considerável de entradas. Normalmente, são utilizados 5 a 10 neurónios a operar em paralelo. Cada configuração deste tipo, encontrada numa rede neuronal, é denominada camada.

Uma rede de uma camada é mostrada na figura 2.21. Cada uma das R entradas está ligada a cada S neurónios[10, 18].

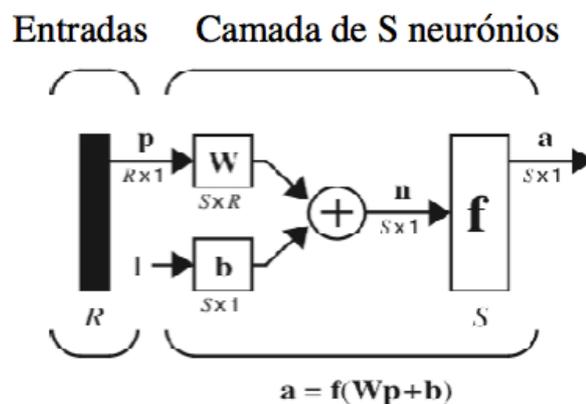


Figura 2.21 - Rede de uma camada com S neurónios [17]

Para simplificar a notação, assume-se que todos os neurónios de uma camada possuem a mesma função de ativação. De qualquer modo, este facto não impõe qualquer restrição à utilização de redes neuronais com neurónios de funções de ativação diferentes. Para tal, basta criar duas redes em paralelo que recebam as mesmas entradas.

De modo semelhante ao que já foi feito, pode-se definir W como sendo uma matriz do tipo $W = [W_{i,j}]$.

Considera-se agora uma rede que é composta por várias camadas. Cada uma destas camadas possui uma matriz de pesos \mathbf{W} e um vetor de valores de referência \mathbf{b} . A notação utilizada até então não é capaz de distinguir as diversas camadas. Por isso, são adotados índices superiores às variáveis, que identificam a sua camada[10, 17]. A figura 2.22 mostra uma rede com três camadas.

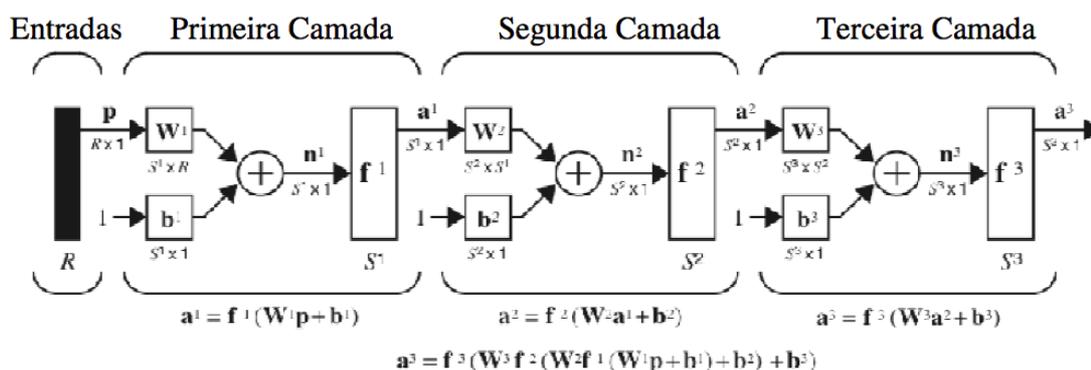


Figura 2.22 - Rede neuronal com três camadas [17]

Uma camada cuja saída é igual à saída da rede é denominada camada de saída (neste caso, a terceira camada é uma camada de saída). Do mesmo modo, denomina-se toda a camada cuja saída não é saída da rede, como camada oculta (no caso, a primeira e a segunda camadas são ocultas)[10, 17, 18].

As redes multicamadas possuem, como é lógico, uma capacidade de tratamento de dados muito superior à de uma rede de uma única camada. Por exemplo, uma rede de duas camadas, tendo uma primeira camada de função sigmóide e uma segunda camada de função linear, é capaz de aproximar grande parte das funções com bom resultado. Por sua vez, uma rede de uma só camada não tem essa capacidade.

Com o aumento da complexidade das redes, é pertinente analisar quais são as novas variáveis a serem determinadas. Verifica-se que a última camada de uma rede neuronal deve ter tantos neurónios quanto saídas. Entretanto, para redes com mais de uma camada, a quantidade de neurónios nas camadas ocultas fica indeterminada. A identificação do número ideal de neurónios nas camadas ocultas é um problema que continua a ser estudado, existindo regras empíricas que dizem são por vezes utilizadas. Essa determinação será posta em prática no decorrer do trabalho.

É importante referir que redes com mais de 3 camadas são raramente utilizadas e que, portanto, não serão discutidas neste enquadramento.

Até ao momento, as redes referidas não possuem referências circulares entre os neurónios (as informações propagam-se sempre no sentido da entrada para a saída) e são portanto denominadas redes Feedforward. Existem entretanto redes em que a saída de um

neurónio é uma das entradas de um neurónio na camada anterior. Estas redes são denominadas redes realimentadas, ou redes com Feedback, e necessitam de um bloco de atraso (D)[10, 16, 18]. A figura 2.23 ilustra este tipo de rede.

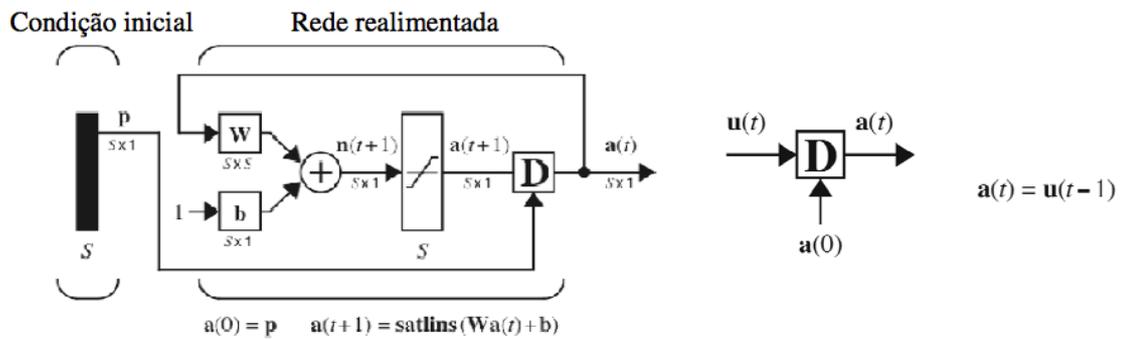


Figura 2.23 - Rede realimentada[18]

Processos de aprendizagem

Todas as redes neurais artificiais devem passar por um processo de aprendizagem. Neste processo, serão determinados os coeficientes $w_{i,jk}$ e os coeficientes b_{jk} .

Existem vários tipos de aprendizagem que podem ser divididos em duas categorias principais:

- Aprendizagem Supervisionada: Na aprendizagem supervisionada, a rede conhece os valores de entrada e saída e faz a comparação entre eles de modo a estabelecer as variáveis.
- Aprendizagem Não Supervisionada: Neste tipo de aprendizagem, a rede não conhece o valor dos resultados, mas tenta analisar as entradas e fazer uma divisão das mesmas por categorias. A aprendizagem pode ainda ser híbrida, em redes onde uma parte dos coeficientes é determinado pelo método da aprendizagem supervisionada e a outra pelo método não supervisionado[10, 12].

2.5 - Determinação do Valor de Referência

Estando na posse de todas as informações referidas até ao momento, estão também reunidas as condições para dar início à simulação e prever os valores necessários para o trabalho. É de ressaltar que no presente trabalho a previsão é feita para um edifício específico. Em muitos estudos, em que se faz uma previsão de carga para uma dada região ou até mesmo um país, é mais fácil captar tendências e eliminar erros devido ao grande número de amostras. Os potenciais desvios da tendência normal são atenuados pela dimensão da amostra. Num edifício específico, por exemplo, um edifício de escritórios com 20

empregados, se dois desses empregados faltam ao trabalho, pode haver um desvio grande no consumo de energia elétrica. Além disso, o fator comportamental associado a cada indivíduo tem um peso muito maior no consumo global, sendo um dos pontos de interesse do estudo.

O valor de referência é obtido através do método de previsão escolhido recorrendo redes neurais artificiais. Existem numerosas opções para trabalhar com redes neurais artificiais, sendo que para presente estudo foi escolhido o *software* Matlab e o seu complemento *Neural Network Toolbox*.

Depois de todos os dados estarem tratados e de se terem escolhido as variáveis como foi explicado em secções anteriores, basta importar os dados para o Matlab e começar com treino da RNA. Pode-se ver na figura 2.24, um exemplo duma matriz de dados criada para alojar os dados de entrada.

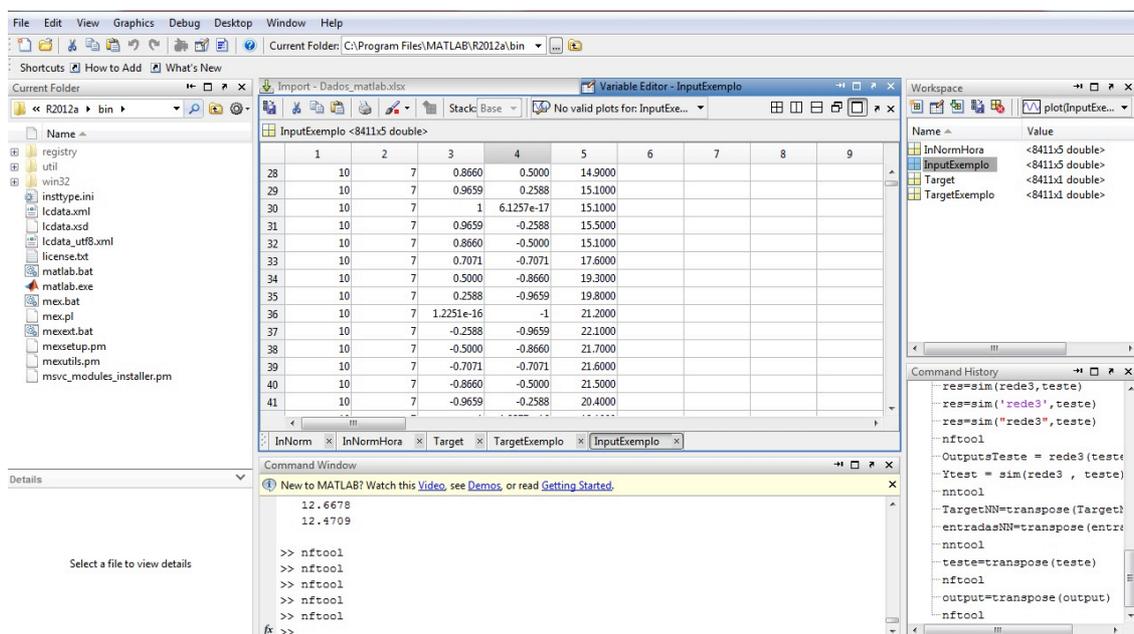


Figura 2.24 - Matriz de dados de entrada do Matlab

De seguida repete-se o procedimento para criar a matriz do *Target*, o tipo de dados para que se pretende treinar a rede. No presente trabalho são dadas como entradas ao Matlab as variáveis temporais e valores de temperatura para a rede captar tendências de consumo de energia. Assim sendo, os consumos são o *Target*. Depois de estar definida a matriz do *Target* basta digitar o comando “nftool” para abrir a “*Neural Network Fitting Tool*” do Matlab. Numa primeira fase escolhem-se as origens dos dados de entrada e *Target* que serão as matrizes criadas com os dados importados como se vê na figura 2.24. A figura 2.25 representa essa primeira fase.

32 Previsão do Valor de Referência

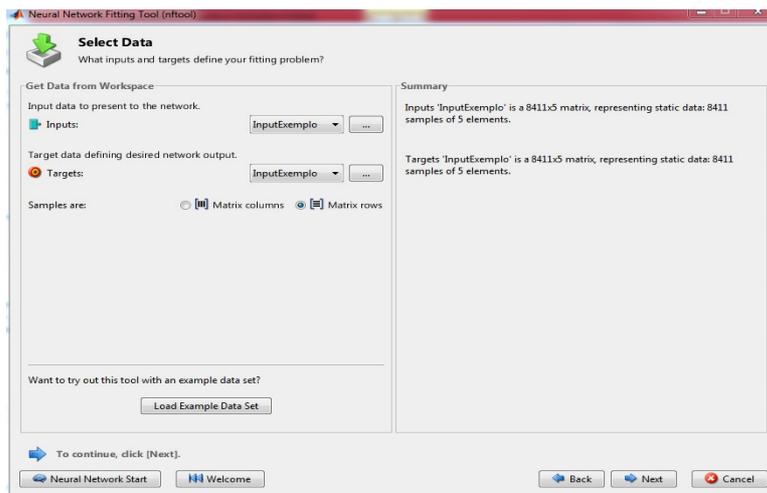


Figura 2.25 - Seleção de dados no Matlab

De seguida é necessário escolher o número de neurónios da camada “escondida”. Há um teorema que leva a um ponto de partida no que diz respeito à escolha desse número mas não é uma regra fixa. A “regra” diz que o número de neurónios nessa camada deve ser $2n+1$, onde n é o número de entradas. Como temos 5 entradas na rede, começa-se por assumir o número 11 como número de neurónios na camada “escondida”. Este numero pode e deve ser alterado e devem ser realizados novos treinos de modo a procurar melhores resultados. O número de neurónios não deve no entanto ser muito elevado, correndo o risco de haver sobre-treino[19].

Pode-se ver um exemplo da arquitetura da rede com os 11 neurónios na camada “escondida” na figura 2.26.

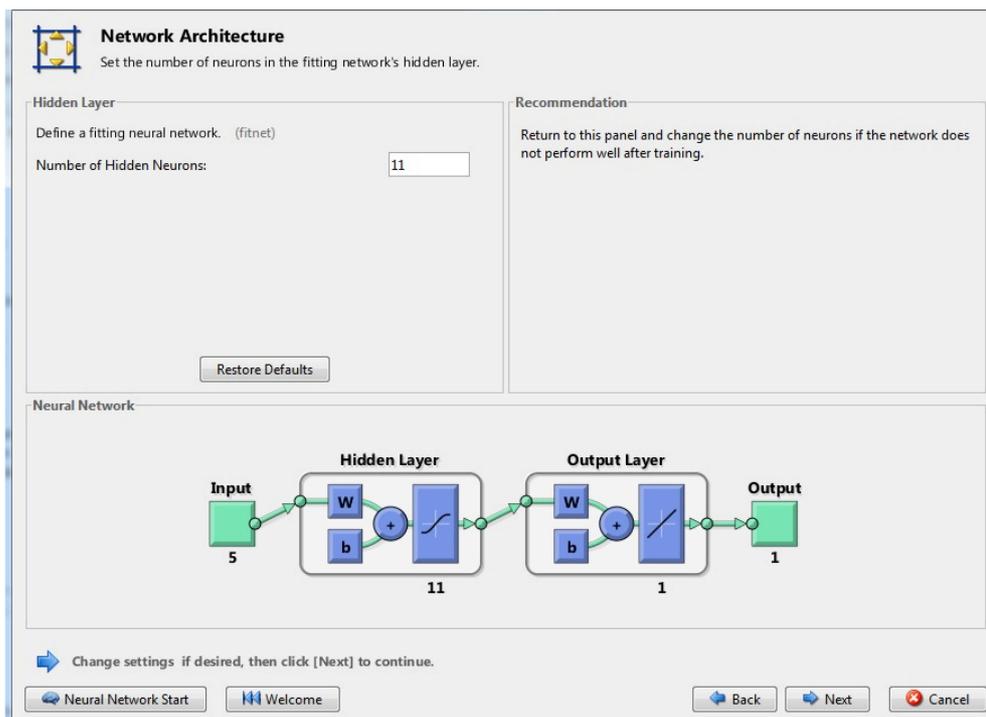


Figura 2.26 - Arquitetura da rede neuronal.

Seguidamente a rede tem de ser treinada como mostra a figura 2.27

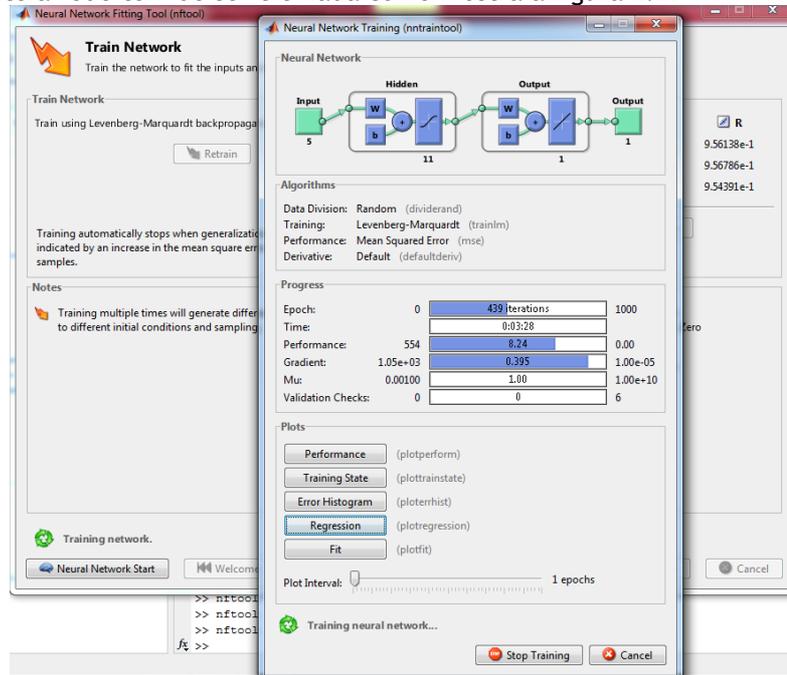


Figura 2.27 - Treino da rede neuronal.

Após o final do treino são apresentados os valores da performance da rede.

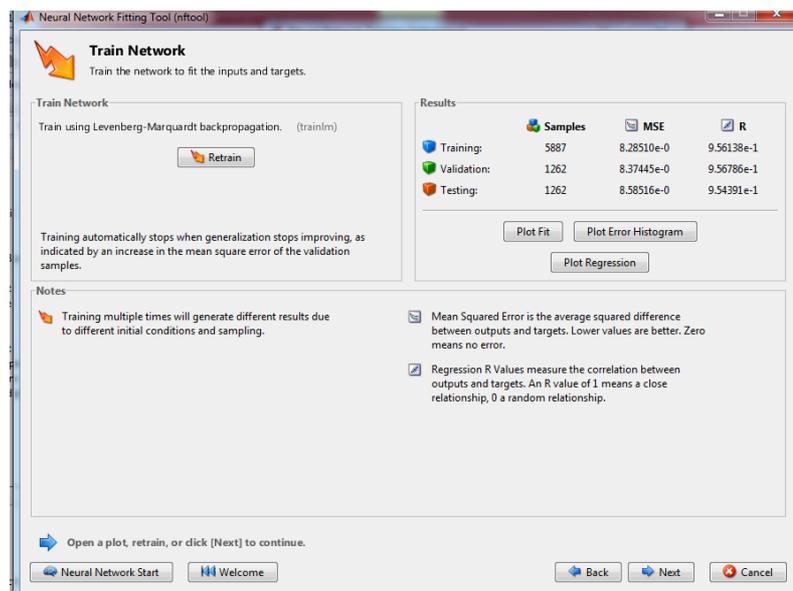


Figura 2.28 - Relatório de resultados do treino da rede neuronal.

Caso os valores não se apresentem satisfatórios, é possível alterar o valor dos neurónios da camada “escondida” e treinar de novo a rede ou simplesmente retreinar a rede visto que os conjuntos de amostras para treino, teste e validação são aleatórios e treinos diferentes dão origem a resultados diferentes.

Dada a especificidade de cada caso, é necessária alguma sensibilidade e experiência por parte do utilizador para decidir qual o treino que deve ser aceite.

Quando finalmente se decide aceitar um treino, a rede é guardada. Essa rede “aprendeu” e captou as tendências necessárias consoante os dados que lhe foram fornecidos. A partir deste momento só temos de mostrar à rede um novo conjunto de entradas (conjunto de teste) para nos ser fornecida como resultado, uma previsão credível. A este procedimento chama-se teste da rede.

Deste modo ficamos na posse dos valores de referência dos consumos para o período escolhido.

O fluxograma da figura 2.29 resume o modelo de previsão usado no presente trabalho.

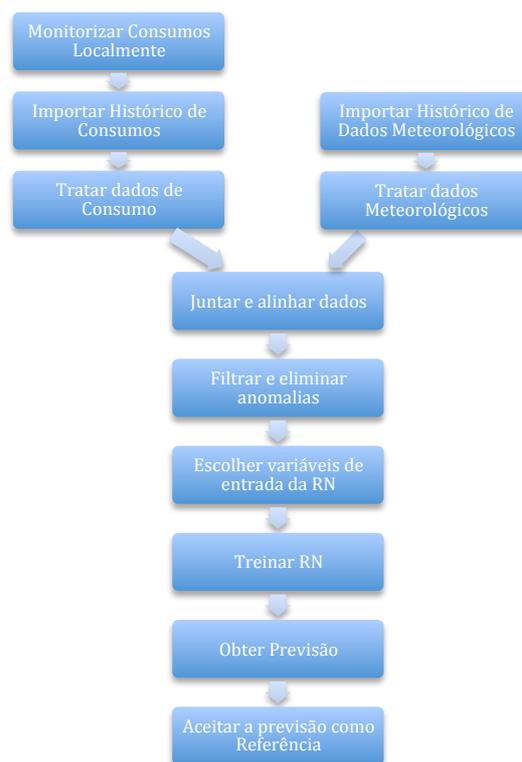


Figura 2.29 - Fluxograma ilustrativo do método de previsão

Chegando ao final do método, se os resultados não forem satisfatórios é necessário obter melhorias. Para tal, basta ir subindo um nível do fluxograma de cada vez de forma a encontrar maneira de refinar os resultados.

2.6 - Síntese e conclusões

Ao dar por concluído este capítulo é possível entender um método possível para encontrar o perfil de consumo de energia elétrica de um edifício. O método de previsão escolhido usa as redes neuronais artificiais, recorrendo à *Neural Network Toolbox* do *software Matlab*. O modelo em causa tem como base o sistema de gestão de energia da empresa Smartwatt, servindo também como complemento do mesmo no que diz respeito a previsão de dados futuros. Assim, todos os dados relativos a consumos de energia elétrica são importados da base de dados do sistema.

Além dos dados relativos a consumos de energia elétrica, o modelo tem também como entradas variáveis meteorológicas, que podem ser obtidas online através do website do Sistema Nacional de Informação de Recursos Hídricos[20]. Depois da aquisição, é necessário tratar os dados de modo a torná-los empregáveis no modelo. Os dados importados do sistema de monitorização da Smartwatt necessitam de mais trabalho prévio pois todas as variáveis temporais vêm incluídas numa mesma célula, sendo necessário decompor essa variável única em variáveis úteis para inserir futuramente no Matlab.

As variáveis meteorológicas necessitam também de algum tratamento prévio. Após esse tratamento é necessário agrupar as variáveis de modo a fazer corresponder os dados medidos (consumo energético e dados meteorológicos) aos mesmo períodos de tempo, ficando as duas séries temporais “alinhas”

Como é usual, os sistemas de medição podem apresentar erros. Esses erros, caso não sejam detetados, vão afetar negativamente a precisão da previsão, sendo importante eliminá-los. Além da eliminação dos erros, existem outros subterfúgios que podemos recorrer para tentar aumentar a precisão e o rigor da previsão, como, por exemplo, a normalização de algumas variáveis e a transformação de variáveis temporais em variáveis trigonométricas (senos e cossenos). Deste modo, o Matlab pode ser capaz de interpretar melhor os dados.

Para ser possível ao *software* detetar a presença de feriados, acrescentou-se o valor “8” na variável correspondente ao dia da semana. Os dias com valor “8” são feriados com ocorrência de Segunda a Sexta, ou seja, os feriados que ocorrem ao fim de semana continuam a ser tratados como Sábados e Domingos (valores 1 e 7, respetivamente). É importante ter atenção a feriados locais, específicos para cada caso de estudo.

Após o tratamento completo dos dados, foram feitos testes para escolher as variáveis que melhor se ajustam ao modelo e a decisão recaiu sobre a “hora”, “dia da semana”, “mês” e “temperatura” para prever o “consumo”.

Na posse de todos os dados e decisões, os dados são inseridos no Matlab onde são corridas várias simulações na busca da melhor performance possível. O critério para a escolha do melhor resultado depende de caso para caso, sendo necessária alguma sensibilidade do utilizador.

Capítulo 3

Definição de Indicadores de Desempenho Energético

“O mundo não será salvo pelos caridosos, mas pelos eficientes”

Roberto Campos

No presente capítulo será demonstrada de que forma se utilizam os valores de referência determinados anteriormente para encontrar indicadores de desempenho energético de um edifício.

Com o estudo e a definição dos indicadores de desempenho, pretende-se avaliar e quantificar oportunidades e potencial de poupança, fazendo uso de informação histórica, de monitorização e de previsão. Estando na posse dos valores de referência previstos previamente, é então possível, através de análise e/ou comparação com valores reais de consumo de energia elétrica, quantificar o desempenho de um determinado edifício.

Para um gestor de um edifício é muito importante ter acesso a este tipo de indicadores, pois é um modo prático, intuitivo e fiável de ter conhecimento do desempenho energético do mesmo, e, caso se verifique, onde se pode intervir para o melhorar. O uso de indicadores permite então identificar desvios no consumo “ideal” do edifício, tornado mais fácil uma potencial intervenção, especialmente no que diz respeito à mudança de comportamentos. Essas mudanças vão ser traduzidas numa poupança num recurso precioso que é a energia elétrica. A poupança em energia, por sua vez vai tornar possível economizar o principal recurso tendo em conta o ponto de vista do gestor, o dinheiro. O estudo efetuado, além do objetivo de tornar possível a caracterização do perfil de consumos de um edifício e a sua otimização, tem como é lógico a mais valia de possibilitar uma poupança monetária às empresas onde for aplicado.

3.1 - Indicadores por comparação simples

A primeira abordagem a partir do momento em que se está na posse dos valores de referência, a partir de agora chamados de *baseline* é fazer uma comparação direta. Se, por exemplo, tivermos a *baseline* para o ano de 2012, prevista com base em valores históricos, a primeira coisa a fazer é comparar a previsão com os valores reais de 2012. Essa comparação é mais fácil e intuitiva se for feita graficamente, sendo assim possível observar o comportamento das duas curvas e detetar desvios da tendência esperada.

A comparação direta entre o consumo esperado e o consumo real não nos permite porém, quantificar o desempenho do edifício, dando apenas informação se o consumo está acima ou abaixo do esperado.

Para ser possível quantificar o desempenho energético é necessário criar indicadores que mostrem a diferença entre os valores previstos e reais do consumo de energia elétrica.

Diferença Real vs. *Baseline*

O primeiro indicador a ter em conta é criado simplesmente através da diferença entre a *baseline* determinada anteriormente e os valores reais medidos do consumo de energia elétrica, como mostra a fórmula matemática seguinte:

$$Ind1 = Baseline_i - Real_i$$

onde “Baseline_i” representa o valor da *baseline* na hora *i* e “Real_i” representa o consumo medido nessa mesma hora. Esta diferença é aplicada a toda a série de dados, resultando assim numa série de diferenças. A escala a que esta série é exposta pode ser útil pois apresenta o valor numa unidade conhecida (kWh), sendo assim possível observar o valor do desvio e a respetiva poupança ou prejuízo no instante ou instantes em causa.

A escala do indicador **Ind1** pode ser útil para ter conhecimento do valor do desvio em kWh, mas se for pretendido quantificar a eficiência do edifício é necessário fazer alguns ajustes. O resultado do **ind1** é um valor numérico que fornece apenas informação sobre o valor do desvio. Se o **ind1** retornar 0,63, fica o conhecimento que no instante em causa, o consumo real é 0,63 kWh inferior que a *baseline*, não dando informação se o desvio será grande ou pequeno, numa perspetiva mais alargada.

Para ser possível comparar dois instantes distintos mais facilmente é necessário alterar a escala. Para tal é criado um indicador com os valores normalizados. É usada a normalização Max-Min, alterando a gama de valores da série. Assim, os valores são apresentados entre 0 e 1. Cria-se assim o seguinte indicador:

$$Ind2 = \frac{Ind1i - Ind1Min}{Ind1Max - Ind1Min}$$

onde $Ind1i$ é o valor do indicador anterior para todos os valores i da série e $Ind1Min$ e $Ind1Max$ são respetivamente os valores mínimo e máximo da série.

Visto que o desempenho deve ser tratado de modo a ser classificado como positivo ou negativo, o próximo indicador dará a possibilidade de, de uma forma intuitiva e visual, o tomador de decisão ter uma percepção da eficiência a cada instante. Quando o consumo real de energia elétrica num determinado instante é igual ao valor da *baseline*, ou seja, $Ind1=0$, o indicador $Ind2$ toma o valor de 0,5. O seguinte indicador apresenta o valor normalizado da diferença entre o valor ideal e o valor real dos consumos, mas desta feita centrado no eixo das abcissas,

$$Ind3 = \frac{Ind1i - Ind1Min}{Ind1Max - Ind1Min} \times 2 - 1$$

fazendo com que, quando o valor real for igual ao valor da *baseline*, o $Ind3=0$. Quando o valor real do consumo for inferior ao valor esperado, o $Ind3$ toma um valor positivo e, conseqüentemente, quando o valor real for superior ao esperado, o $Ind3$ assume um valor negativo, cotados entre -1 e 1. Desta forma é mais fácil avaliar a performance do edifício, a nível de eficiência energética. Aplicando a fórmula a toda a série de dados, o tomador de decisão poderá, através dum simples esboço de um gráfico, avaliar os pontos críticos, tentar perceber qual a sua causa, e assim tomar medidas para otimizar a eficiência energética do edifício.

3.2 - Desvios Acumulados

Quando se trata de avaliar a eficiência de um edifício, não é apenas o instante que interessa, mas sim saber como foi a sua performance num determinado intervalo de tempo. Para isso, o gestor do edifício deve ter acesso a resultados acumulados do desempenho do mesmo. O indicador de desempenho seguinte permite dar a informação da quantidade de energia elétrica (em kWh) que foi poupada ou desperdiçada num determinado período.

$$Ind4 = \sum_i Baseline_i - Real_i$$

A duração do período de tempo para o qual o somatório é feito, é uma escolha do gestor do edifício. Pode ser necessário e proveitoso fazer um levantamento da eficiência do edifício durante um dia, assim como pode ser do interesse do gestor saber a quantidade de energia elétrica poupada ou desperdiçada durante um ano completo.

De modo similar ao **Ind1**, o **ind4** tem a vantagem de ser expresso numa unidade conhecida, podendo facilmente ser convertido numa unidade monetária, dando informação da poupança ou prejuízo dependendo da eficiência do edifício ou falta dela.

Como foi visto anteriormente, é também necessário avaliar o desempenho energético do edifício numa escala mais fácil de interpretar, podendo por exemplo ser traduzida numa percentagem positiva ou negativa consoante o desempenho do edifício. O **Ind5** é criado para retornar a média do valor normalizado do desvio entre consumo esperado e real, expresso na escala de -1 a 1.

$$Ind5 = \left(\frac{Ind1i - Ind1Min}{Ind1Max - Ind1Min} \times 2 - 1 \right)$$

O intervalo de tempo a que é aplicado este indicador, é, tal como o **Ind4**, da inteira preferência do gestor do edifício.

3.3 - Indicadores com Fatores Multiplicativos

A energia elétrica é um recurso que, tal como muitos outros, sofre de flutuações na sua procura. A procura de energia elétrica durante a madrugada é substancialmente menor do que a procura durante o dia, assim como a procura durante um domingo é tendencialmente menor que num dia útil. Como estabelece a lei da oferta e da procura, quanto maior a procura de um bem ou serviço, maior tende a ser o seu custo. Como foi dito anteriormente, o objetivo principal do presente trabalho é criar um método para auxiliar a poupança de energia elétrica como um recurso precioso que é do ponto de vista ambiental e social, mas também no ponto de vista económico e financeiro. O potencial de poupança económica será até provavelmente ao principal interesse do gestor do edifício. Para salvaguardar esse interesse económico, há que ter em conta os diferentes preços da energia elétrica nos diferentes períodos.

Para a criação de indicadores de desempenho energético baseados na flutuação do preço da eletricidade, há que selecionar previamente que tipo de divisão por períodos deve ser feita. Já existem períodos horários definidos e regulados pela ERSE. Para o presente trabalho serão usados períodos semelhantes mas adaptados ao âmbito específico do mesmo. A divisão dos períodos horários tem em conta a época do ano (verão e inverno), dias da semana (dias úteis e fins de semana) e as horas do dia.

O ano divide-se em período de verão e inverno, divisão essa coincidente com a hora legal definida em decreto-lei. O horário de verão começa no último domingo de Março e prolonga-se até ao último domingo de Outubro, altura em que começa o período de inverno. No

presente trabalho o período de Verão será compreendido entre os meses de Abril e Outubro e o período de Inverno compreendido entre os meses de Novembro e Março. Esta adaptação facilita muito o processo de divisão da série em períodos e não acarreta grandes perdas de fiabilidade.

Os dias úteis são os dias de Segunda a Sexta-feira, excluindo os feriados.

A tabela 3.1 mostra de que forma estão divididos todos os períodos de forma explícita. A escolha dos períodos foi baseada nos períodos definidos pela ERSE mas, como já referido anteriormente, adaptada ao âmbito do presente trabalho. Os nomes dos períodos foram mantidos de acordo com os estabelecidos pela ERSE para melhor compreensão por parte de todos.

Tabela 3.1 - Períodos para a atribuição de fatores multiplicativos

Período de Inverno		Período de Verão	
Dias úteis		Dias úteis	
Ponta	09:00/12:00 19:00/21:00	Ponta	09:00/12:00
Cheias	07:00/09:00 12:00/19:00 21:00/24:00	Cheias	07:00/09:00 12:00/24:00
Vazio	00:00/02:00 06:00/07:00	Vazio	00:00/02:00 06:00/07:00
Super Vazio	02:00/06:00	Super Vazio	02:00/06:00
Sabados, Domingos e Feriados		Sabados, Domingos e Feriados	
Vazio	00:00/02:00 06:00/24:00	Vazio	00:00/02:00 06:00/24:00
Super Vazio	02:00/06:00	Super Vazio	02:00/06:00

O objetivo da divisão em diferentes períodos é poder atribuir um fator multiplicativo a cada hora, dando assim uma melhor noção das poupanças e prejuízos. Se o edifício estiver a ultrapassar o consumo esperado de energia elétrica durante um período de ponta, o fator terá de ser penalizador, devido à maior procura de energia nessas horas. Se, pelo contrário, o edifício estiver a consumir menos que o esperado, um indicador criado com base nesse fator multiplicativo vai atribuir um “bónus” de eficiência maior.

O procedimento seguinte passa por atribuir um fator multiplicativo a cada um dos 4 períodos em causa.

Os fatores multiplicativos escolhidos para o presente trabalho estão apresentados na tabela 3.2:

Tabela 3.2 - Fatores multiplicativos para aplicar aos indicadores

Período	Nome do Fator	Valor
Ponta	M1	1,3
Cheias	M2	1,1
Vazio	M3	0,9
Super Vazio	M4	0,7

Os valores atribuídos aos fatores multiplicativos têm em conta a relevância do período em causa no que diz respeito à procura de energia elétrica e conseqüentemente ao seu custo.

De seguida é necessário dividir a série de dados de forma a ser possível atribuir os fatores multiplicativos correspondentes a cada hora.

É apresentado em seguida um exemplo do processo usado para a atribuição dos fatores no caso do período de ponta, na forma de um pseudo código muito simples.

Ponta

Condições:

4<=Mês<=10 AND 2<=Dia<=6 AND 9<=Hora<=12

OR

(11<=Mês<=12 OR 1<=Mês<=3) AND 2<=Dia<=6 AND (9<=Hora<=12 OR 19<=Hora<=21)

THEN

“M1”

Depois de todas as horas da série terem um fator atribuído já é possível criar indicadores de desempenho baseados nos mesmos.

O fator multiplicativo atua como um peso associado a cada hora. Esse fator vai alterar o valor da diferença entre o valor esperado do consumo e o seu valor real. Assim, não tem interesse criar um indicador expresso em kWh tal como o **Ind1** e **Ind4**. O objetivo da atribuição dos fatores é ter uma visão mais realista acerca da eficiência do edifício, quantificado numa escala mais intuitiva, onde se torna mais fácil ver se o desempenho é positivo ou negativo e o quão positivo ou negativo está a ser. Por esta razão os indicadores criados com base em fatores multiplicativos retornarão valores normalizados, cotados de -1 a 1.

O indicador **Ind1**, por já retornar a diferença entre o valor esperado do consumo e o seu valor real continua a ser usado como variável intermédia. Cria-se assim o seguinte indicador:

$$Ind6 = \frac{Ind1i \times Mp - Ind1Min \times Mp}{Ind1Max \times Mp - Ind1Min \times Mp} \times 2 - 1$$

onde M_p representa o fator multiplicativo para o período $p \in [1; 4]$.

Para ser possível ter uma noção mais abrangente do desempenho do edifício é necessário criar também um indicador que utilize os dados do indicador anterior para caracterizar a eficiência em mais do que um período horário. Desta forma vai-se tirar partido da inclusão dos fatores multiplicativos num horizonte temporal mais alargado. Nasce assim o seguinte indicador:

$$Ind7 = \frac{Ind1_i \times M_p - Ind1_{Min} \times M_p}{Ind1_{Max} \times M_p - Ind1_{Min} \times M_p} \times 2 - 1$$

O **Ind7** retorna o valor da média dos valores normalizados dos desvios entre consumo esperado e real, expresso na escala de -1 a 1 mas desta forma já afetados pelos fatores multiplicativos definidos. É um indicador muito útil para o gestor do edifício dado que já tem em conta o período horário dos desvios e tem uma interpretação muito intuitiva que torna fácil a avaliação da eficiência do edifício, por exemplo, ao final de cada semana.

Na posse de todos estes indicadores, um gestor ou tomador de decisão tem a tarefa de avaliar o desempenho energético de um edifício facilitada, podendo, sem grande esforço, encontrar pontos críticos e seguidamente elaborar uma estratégia de otimização para aumentar a eficiência do edifício. Como a previsão do valor da *baseline* já tem em conta os perfis de consumo e tendência dos utilizadores (baseia-se em dados históricos), os desvios revelados pelos indicadores de desempenho criados têm muito provavelmente origem em alterações de comportamentos. São esses comportamentos que quando positivos têm de ser incentivados e quando negativos, têm de ser corrigidos, tornando assim óbvio que um dos principais objetivos do trabalho é precisamente avaliar a componente comportamental dos utilizadores e não alterar características construtivas do edifício.

Os indicadores de desempenho criados estão descritos em resumo na tabela 3.3:

Tabela 3.3 - Indicadores de eficiência energética - Resumo

		Descrição	Utilidade
Comparação	Ind1	Retorna o valor da diferença entre o valor esperado do consumo e o seu valor real.	É expresso em kWh, uma unidade conhecida que permite ter noção do valor da energia poupada ou desperdiçada.
	Ind2	Valor normalizado da diferença entre o valor	Permite ter noção da eficiência do edifício numa

44 Definição de Indicadores de Desempenho Energético

		esperado do consumo e o seu valor real (entre 0 e 1).	escala expressa como que numa percentagem.
	Ind3	Valor normalizado da diferença entre o valor esperado do consumo e o seu valor real (entre -1 e 1)	Semelhante ao Ind2, com a vantagem de também assumir valores negativos quando o consumo real supera o esperado. Mais fácil de interpretar graficamente desempenhos positivos e negativos.
Acumulado	Ind4	Somatório das diferenças entre o valor esperado do consumo e o seu valor real num dado intervalo de tempo.	Permite avaliar o desempenho do edifício num intervalo de tempo, seja de apenas um dia ou um ano completo. Retorna valor em kWh para que se tenha noção do potencial real de poupança.
	Ind5	Média do valor normalizado do desvio entre consumo esperado e real num dado intervalo de tempo.	Permite avaliar o desempenho e classificá-lo como positivo ou negativo numa escala de -1 a 1, num dado intervalo de tempo.
Fatores Multiplicativos	Ind6	Valor normalizado da diferença entre o valor esperado do consumo e o seu valor real (entre -1 e 1) afetado de um fator multiplicativo.	Semelhante ao Ind3 mas com a vantagem de ser corrigido por fatores que atribuem pesos consoante os períodos do ano, semana e dia. Os pesos são atribuídos conforme a procura de energia e o seu preço, proporcionando uma melhor noção do potencial de poupança.
	Ind7	Média dos valores normalizados dos desvios entre consumo esperado e	Indicador muito útil para o gestor do edifício dado que já tem em conta o período

		real, expressos na escala de -1 a 1, afetados pelos fatores multiplicativos definidos.	<p>horário dos desvios, o que torna mais completa a avaliação da eficiência do edifício num determinado período de tempo.</p> <p>Muito fácil de interpretar graficamente dada a sua escala.</p>
--	--	--	---

3.4 - Síntese e conclusões

Dado por concluído este capítulo, é possível compreender a importância dos indicadores de desempenho energético e a sua utilidade para quem faz a gestão de um edifício. A energia elétrica é um bem que cada vez mais é necessário economizar, e, por sua vez, essa mesma energia tem um preço que tem um peso considerável no orçamento da maioria das empresas. O ponto de partida para a definição dos indicadores de desempenho em causa é a criação de um valor de referência (*baseline*) para um determinado período e a partir daí assumir esse valor como valor ideal de consumo de energia elétrica no edifício, a cada instante. A definição da *baseline* tem em conta valores históricos do consumo no edifício em estudo e consegue captar tendências dos seus utilizadores, tendo por isso uma vertente comportamental intrínseca. Assim, quando o gestor do edifício avaliar o desempenho baseado nos indicadores criados, tem a possibilidade de, futuramente, intervir de maneira ativa de modo a alterar comportamentos na empresa que possam estar a prejudicar o desempenho energético no interior da mesma.

O gestor ou tomador de decisão tem ao seu dispor diversos indicadores que são úteis, cada um de forma diferente. Se for pretendido saber exatamente o desvio entre o valor esperado do consumo e o seu valor real, é possível ter essa informação para cada hora ou para um horizonte temporal à escolha do gestor. Com indicadores expressos em kWh, o potencial de poupança fica perfeitamente explícito, na medida em que é fácil perceber a quantidade de energia poupada ou desperdiçada.

Se por outro lado se pretender avaliar desempenho do edifício com uma classificação, o gestor tem à sua disposição indicadores expressos em escalas próprias.

Um grupo de indicadores muito importante é o grupo onde se incluem os indicadores corrigidos dum fator multiplicativo definido a partir da flutuação da procura de energia elétrica em diferentes períodos horários.

46 Definição de Indicadores de Desempenho Energético

Com todas estas ferramentas, o gestor tem a possibilidade de ter em sua posse, informações muito relevantes para otimizar o desempenho energético do edifício, assim como a sua fatura energética.

Capítulo 4

Aplicação ao Caso de Estudo

No presente capítulo será exposta a aplicação de toda a metodologia apresentada até ao momento. A aplicação será feita num edifício onde a Smartwatt tinha previamente instalado o seu sistema de monitorização (requisito funcional da metodologia).

4.1 -Apresentação do edifício

O edifício escolhido para a aplicação da metodologia é um edifício de serviços localizado no conselho de Ponte da Barca que não será explicitamente revelado por questões de confidencialidade empresa/cliente. A escolha recaiu sobre este edifício porque, de todos os edifícios monitorizados pela Smartwatt e com dados disponíveis para a elaboração do trabalho, é o caso que se revela mais vantajoso pelas seguintes razões:

- É um edifício de serviços;
- Tem funcionamento de Segunda a Sexta com horário laboral ordinário (09h00-17h00);
- Continua a ser monitorizado em tempo real pelo sistema de gestão de energia da empresa.

4.2 -Dados para o estudo

Os dados utilizados para o estudo foram retirados da base de dados do sistema de gestão de energia da Smartwatt (dados relativos a consumos de energia elétrica) e da base de dados do SNIRH associada à estação meteorológica “Ponte da Barca 03G/02C” (dados meteorológicos). Para fazer o treino da rede neuronal artificial usada para prever os valores

de referência, são usados dados medidos ao longo de um ano com periodicidade horária. Para este estudo foram usados dados desde as 0h do dia 01/10/2010 até às 24h do dia 31/09/2011, correspondendo a um ano hidrológico. O objetivo é criar uma série de valores de referência para o período anual subsequente, para posteriormente avaliar o desempenho energético do edifício nesse período aplicando os indicadores de desempenho criados para o efeito.

Os dados adquiridos são então tratados, como explicado na secção 2.2, para posteriormente serem importados para o Matlab. É importante referir que além dos feriados comuns a todo o território nacional, o dia 24 de Agosto (feriado municipal) é também tratado como feriado.

Os dados organizados e tratados como mostra a figura 4.1 estão prontos para serem inseridos no Matlab e dar início ao treino da rede.

Mes	Dia Semana	Inputs			Target Geral	
		Sin_hora	Cos_hora	Temperatura		
10	6		0	11.5	9.398	
10	6	0.258819045102521	0.965925826	10.7	9.446	
10	6	0.5	0.866025403	10.2	9.329	
10	6	0.707106781186547	0.707106781	9.6	9.398	
10	6	0.866025403784439	0.5	9.3	9.623	
10	6	0.965925826289068	0.258819045	9.2	15.303	
10	6		1	6.125742274	9.4	17.766
10	6	0.965925826289068	-0.25881904	9.4	19.455	
10	6	0.866025403784439	-0.5	10.2	28.558	
10	6	0.707106781186548	-0.70710678	12.6	30.418	
10	6	0.5	-0.86602540	15.1	29.95	
10	6	0.258819045102521	-0.96592582	18.1	27.963	
10	6	1.22514845490862E-16	-1	19.2	21.317	
10	6	-0.258819045102521	-0.96592582	20.4	22.605	
10	6	-0.707106781186547	-0.70710678	21.5	35.031	
10	6	-0.866025403784438	-0.5	21.3	31.787	
10	6	-0.965925826289068	-0.25881904	20.3	26.096	
10	6		-1	-1.83772268	19.1	15.807
10	6	-0.965925826289068	0.258819045	18.4	11.954	
10	6	-0.866025403784439	0.5	17.7	12.087	
10	6	-0.707106781186548	0.707106781	16.9	12.196	
10	6	-0.5	0.866025403	16.5	12.079	
10	6	-0.258819045102522	0.965925826	15.8	9.645	
10	7		0	1	15.4	9.608
10	7	0.258819045102521	0.965925826	15.4	9.624	
10	7	0.5	0.866025403	15.4	9.515	

Figura 4.1- Valores a inserir no Matlab

4.3 -Previsão dos valores de referência

Para ser avaliada a performance energética no período pretendido do edifício em estudo (futuramente denominado de Edifício) é necessário encontrar os valores de referência dos

consumos de energia elétrica. São usados dados históricos relativos ao período compreendido entre as 0h do dia 01/10/2010 e as 24h do dia 31/09/2011. Com estes dados, a rede neuronal artificial “aprende” e capta tendências de maneira a poder prever qual o consumo “ideal” em qualquer outro período. O período para o estudo da eficiência energética do edifício será o ano seguinte, ou seja, o período compreendido entre as 0h do dia 01/10/2011 e as 24h do dia 31/09/2012. É importante referir que, depois da rede estar treinada, é possível fazer a previsão para qualquer período de tempo desde que se esteja na posse dos dados de entrada necessários. A previsão pode ser feita para um período anterior ao período de treino, para um período posterior (tal como no caso do presente trabalho) ou até mesmo para um período futuro, usando para isso previsões de temperatura.

Depois dos dados estarem todos tratados e organizados como mostra a figura 4.1, são inseridos no *software* Matlab de modo a treinar uma rede com a seguinte configuração.

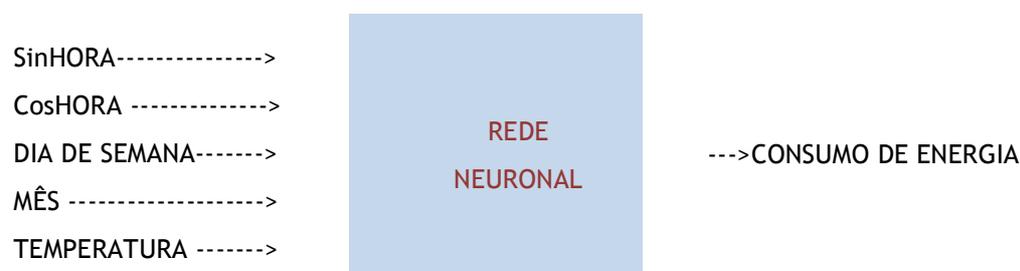


Figura 4.2- Esquema simplificado da rede neuronal definida

Após várias simulações (treinos), chega-se a um resultado considerado aceitável. Neste caso foi considerada aceitável uma rede treinada onde o erro médio quadrático (MSE) rondou os 8,1, nos três conjuntos de dados (treino, validação e teste). Tendo em conta a gama de valores com que se está a trabalhar (consumos a variar tipicamente entre os 10 e os 50 kWh), este erro é considerado bastante admissível, visto que 8,1 representa a média do quadrado do erro. No que diz respeito ao coeficiente de correlação R, o valor também foi muito próximo para os três conjuntos de dados, estando ligeiramente acima do valor 0,97. Tendo em conta que este coeficiente varia entre zero e um, com os valores próximos de um a transparecerem uma relação próxima entre as variáveis, o resultado obtido é bastante razoável.

Depois da rede estar treinada, foi feito o teste, ou seja, foram dados à rede novos dados com o intuito da mesma retornar uma previsão aceitável para os valores de referência de consumos de energia elétrica para o período pretendido.

Após estes passos, estamos na posse dos valores de referencia ambicionados, podendo assim dar seguimento à análise de eficiência do Edifício.

4.4 -Análise da eficiência

Depois de estar na posse dos valores de referência de consumos de energia elétrica para o Edifício no período compreendido entre as 0h do dia 01/10/2011 e as 24h do dia 31/09/2012, é agora possível avaliar a eficiência energética do Edifício e encontrar formas de alcançar potenciais poupanças no futuro, aprendendo com os erros e com as boas práticas do passado. Alguns desvios em relação a valores de referência podem ser explicados por eventos pontuais que serão analisados, mas a maioria revelará a eficiência ou falta dela do próprio edifício.

Para a análise da eficiência energética serão utilizados os indicadores criados para o efeito na secção anterior.

A análise da eficiência do Edifício começa por uma simples análise por comparação entre o valor do consumo real e os valores de referência previstos. Essa análise é feita através de observação do esboço de um gráfico onde as duas séries de valores aparecem em simultâneo. Assim, é possível, à partida, ter noção dos períodos mais críticos, ou seja, onde o consumo real se afasta mais do seu valor previsto. Como a série de valores é bastante extensa será apenas apresentado um período de duas semanas, para facilitar a visualização. O período escolhido (01/10/2011 a 14/10/2011) saltou à vista na série anual por se verificar um consumo de energia elétrica superior ao esperado. É também pertinente realçar a existência de um feriado neste período(entre as horas 96 e 120), podendo assim ser comprovada a eficácia da metodologia nestes casos especiais.

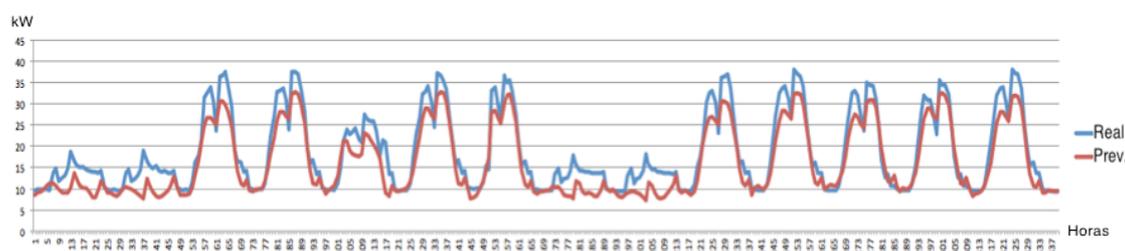


Figura 4.3 - Comparação dos consumos real e previsto

É possível observar que o consumo real (curva a azul) foi, praticamente em todos os instantes, igual ou superior ao valor de referência (curva a vermelho) para o período, ou seja, durante estas duas semanas a eficiência do Edifício foi negativa.

No esboço do gráfico anual é possível também verificar que o consumo real ultrapassa mais vezes o esperado num período que pode ser delimitado entre os meses de Outubro e

Fevereiro (inclusive). O gráfico apresentado na figura 4.3 representa duas semanas deste período. Nos meses em questão a amplitude térmica foi grande, e as temperaturas mínimas atingiram valores bastante baixos (-4°C). Esse terá sido o principal fator para a falta de eficiência, podendo ser explicado através do uso excessivo e ineficiente de aparelhos de climatização. Este facto terá de ser estudado pelo gestor do Edifício, com o intuito de incutir boas práticas no uso desses aparelhos. Esta falta de eficiência será evidenciada posteriormente, na análise dos indicadores de eficiência energética criados.

Depois de um estudo mais geral e intuitivo ao longo de toda a série, a análise da eficiência do Edifício tem de ser quantificada. São usados para o efeito os valores numéricos dos indicadores de eficiência energética.

O estudo começa pelos indicadores mais básicos, o **Ind1**, **Ind2** e **Ind3** em simultâneo, que retornam a diferença entre os valores de referência e o consumos horários reais medidos. É de realçar que a principal utilidade destes indicadores, em especial o **Ind2** e **Ind3**, é a análise gráfica do esboço dos gráficos das séries dos resultados. Assim a análise passará pela apresentação que além do valor máximo e mínimo do **Ind1**, e seguidamente serão apresentados esboços de gráficos com valores dos **Ind2** e **Ind3**, onde se pode analisar de forma visual intuitiva a eficiência do Edifício.

A tabela seguinte revela os valores mínimo e máximo do indicador **Ind1**.

Tabela 4.1 – Valores obtidos para o indicador **Ind1**

Indicador	Valor Mínimo	Valor Máximo
Ind1	-19,55 kWh	15,19kWh
Período	19/08/2012 - 12h	9/04/2012 - 12h

A grande vantagem deste indicador é retornar o resultado numa unidade conhecida. Assim, o gestor do Edifício pode saber que no período horário onde o desempenho foi pior, o consumo de energia elétrica ultrapassou o previsto em 19,55kWh e no período com melhor desempenho, o consumo esteve 15,19kWh abaixo do esperado. É importante lembrar que os valores esperados não são marcos rígidos para os consumos, mas sim valores de referência previstos através de tendências captadas. Assim, ao ocorrerem os desvios observados, o gestor do Edifício só tem de comprovar se nas datas em questão ocorreu um evento que possa explicar o sucedido.

De seguida é apresentado na figura 5.4 o esboço do gráfico dos resultados do **Ind2**. A análise no Excel pode e deve ser feita para o ano completo mas dada a extensão do gráfico, a apresentação neste documento fica restrita a um intervalo de cerca de dois meses (18/05/2012 a 19/07/2012).

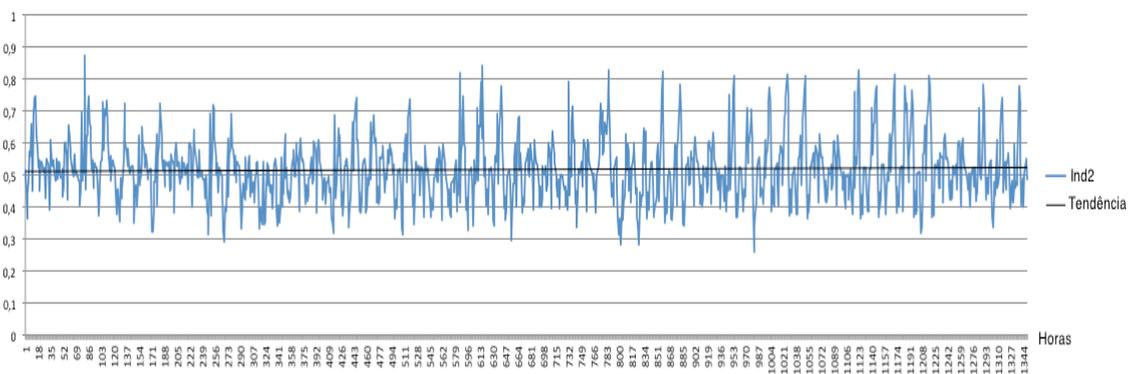


Figura 4.4- Esboço do gráfico dos resultados do indicador Ind2

Além do esboço dos valores do indicador, foi adicionada ao gráfico uma linha de tendência que representa o valor médio do indicador no período estudado. De lembrar que quando o Ind2 assume o valor 0,5, o consumo real é igual ao previsto, e consequentemente quando o valor é superior a 0,5 significa que o consumo está abaixo do esperado, ou seja, performance do Edifício é eficiente a nível energético. O valor da tendência neste período é superior a 0,5, mostrando que, no geral, o comportamento foi eficiente.

Tendo em conta que o Ind3 apresenta valores semelhantes ao Ind2, mudando apenas a escala para uma visualização mais intuitiva, e que facilita a classificação da performance energética em “positiva” ou “negativa”, o período a analisar graficamente será diferente. Desta feita será novamente analisado o período de duas semanas representado na figura 4.3. Assim, além dos desvios evidenciados pela figura 4.3, a eficiência nesse período pode ser quantificada.

A figura 4.5 mostra o esboço do gráfico resultante dos valores do indicador Ind3 ao longo dessas duas semanas.

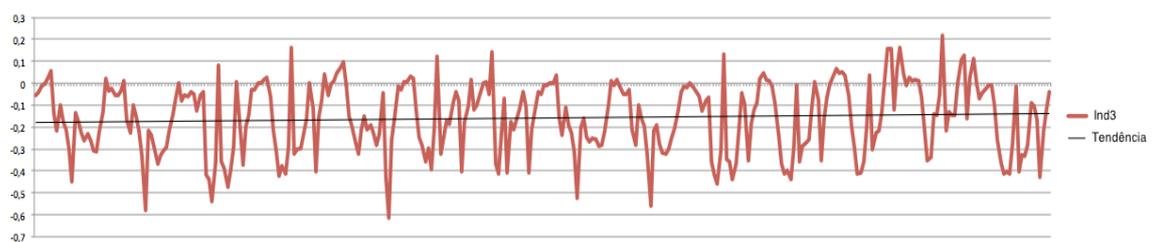


Figura 4.5- Esboço dos valores de Ind3

Tal como na figura 4.4, foi acrescentado uma linha de tendência. É possível notar que o comportamento ao longo destas duas semanas não é eficiente. A curva a vermelho apresenta muitos picos negativos e a linha de tendência revela uma eficiência quase 20% abaixo do esperado nesse período.

No seguimento da análise destes 3 indicadores será analisado o desempenho do Edifício de forma acumulada através dos indicadores Ind4 e Ind5. Estes indicadores revelam a eficiência

do Edifício num dado período de tempo à escolha de quem esteja a fazer a análise. Por uma questão de coerência, serão analisados os dois períodos usados no estudo até agora. O período compreendido entre 01/10/2011 e 14/10/2011 será chamado Período 1, enquanto o período de 18/05/2012 a 19/07/2012 será denominado Período 2. Será também feita uma análise para toda a série de dados, ou seja, o ano completo em estudo.

O indicador **Ind4** retorna o valor do somatório das diferenças entre os valores de referência dos consumos de energia e os seus valores reais medidos. O indicador **Ind5** retorna a média dessas mesmas diferenças. São apresentados em seguida, na tabela 4.2 alguns resultados desses indicadores.

Tabela 4.2 – Valores obtidos para os indicadores **Ind4** e **Ind5**

Indicador	Período 1	Período 2	Anual
Ind4	-903,49 kWh	773,49 kWh	-5814,85 kWh
Ind5	-2,70 kWh	0,57 kWh	-0,678 kWh

Através da análise dos resultados é possível perceber que no Período 1 a eficiência energética é bastante baixa. Em média, a cada hora, o consumo no Edifício é 2,70 kWh superior ao suposto, fazendo com que no total das duas semanas se tenha desperdiçado mais de 900 kWh. Porém, no Período 2, o consumo de energia elétrica foi inferior ao previsto, existindo uma poupança de mais de 770 kWh durante os dois meses. No contexto anual é possível perceber que, em média, a cada hora se consumiu mais 0,678 kWh do que o previsto, prefazendo um total de 5814,85 kWh desperdiçados ao final de um ano.

O estudo económico das poupanças não se enquadra no âmbito do presente trabalho, porém, por uma questão meramente informativa é possível estimar de forma grosseira que os 5814,85 kWh desperdiçados se traduzem em cerca de 900€ (custo médio de 0,1538€/kWh para o tipo de instalação no período em questão).

Por último serão analisados os indicadores mais completos, onde além do desvio entre os valores previstos e reais, está incluído um fator multiplicativo que afeta o indicador dependendo da hora, dia de semana e época do ano. Este fator tem como objetivo atribuir diferentes pesos a diferentes períodos, consoante o custo da energia elétrica nesses mesmos períodos. Os indicadores em questão são o **Ind6** e o **Ind7**. No presente trabalho, a análise destes indicadores não será feita de forma isolada, mas sim em comparação com indicadores que fornecem informação semelhante mas sem estarem afetados pelo fator multiplicativo, de forma a revelar as suas diferenças e conseqüentemente a utilidade acrescida destes últimos indicadores.

A análise do **Ind6** será feita graficamente, em comparação com o **Ind3**. Dado que uma das vantagens do **Ind6** é “penalizar” o desempenho quando o consumo é superior ao previsto em

horas onde a energia elétrica é mais cara, a análise será feita num período onde a eficiência é baixa. Foi escolhido o período de duas semanas previamente denominado de Período 1.

A análise gráfica pode ser vista na figura 4.6.

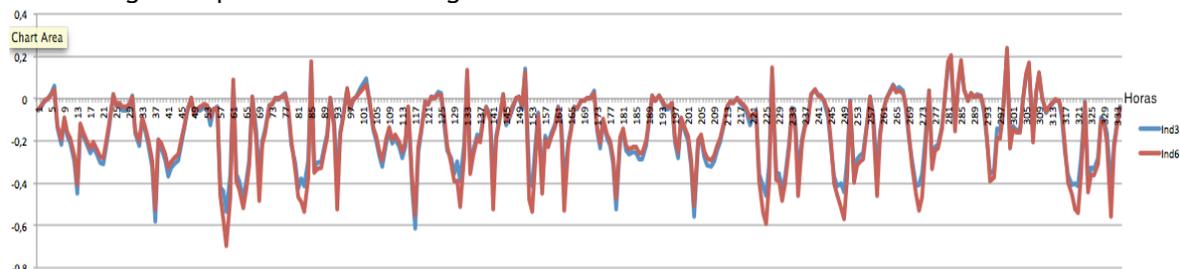


Figura 4.6- Comparação dos indicadores Ind3 e Ind6

O indicador **Ind6** (a vermelho), evidencia-se do **Ind3** (a azul) especialmente nos picos negativos, ou seja, quando a eficiência é mais baixa. Pode-se notar que em alguns desses picos, o **Ind6** toma valores ainda mais baixos. Assim sabe-se que nesse instante a energia elétrica é comercializada a um valor mais elevado, fazendo com que o **Ind6** penalize a eficiência. Por outro lado, existem picos negativos onde o **Ind6** toma valores superiores ao **Ind3**. Nesses instantes, a energia é comercializada a um valor mais baixo. Assim, o **Ind6** atenua as consequências de estar a ser gasta mais energia elétrica que o previsto.

A tabela 5.3 faz agora uma análise do **Ind7** e uma comparação dos seus resultados com a média dos valores do indicador **Ind3** para os períodos previamente denominados por Período 1 e Período 2.

Tabela 4.3 – Valores do indicador **Ind7** e média do indicador **Ind3**

Indicador	Período 1	Período 2	Anual
Ind7	-0,17	0,04	-0,03
<i>Média Ind3</i>	-0,16	0,03	-0,04

Apesar de ligeiras, existem diferenças entre os resultados dos indicadores. É possível evidenciar que no o Período 1, que já se sabia ser pouco eficiente, os fatores multiplicativos ainda penalizaram mais a pouca eficiência. Assim, conclui-se através do indicador **Ind7** que a eficiência neste período está cerca de 17% abaixo do que seria considerado mínimo, ou seja, se a energia consumida fosse igual ao valor esperado. Por sua vez, no contexto anual, os fatores multiplicativos fazem subir ligeiramente a eficiência. Conclui-se então que ao longo do ano, os desvios negativos ocorrem mais frequentemente quando a energia é mais barata.

4.5 - Síntese e Conclusões

Ao dar por terminado este capítulo, é possível ter uma ideia mais clara acerca da eficiência energética do Edifício ao longo do período de estudo. De notar que os indicadores de eficiência criados neste trabalho podem ser usados de inúmeras formas, não sendo possível num documento desta natureza fazer uma análise de todas elas. Além disso, cabe ao gestor dos edifícios onde futuramente possa ser aplicada esta metodologia decidir com mais conhecimento de causa onde e como aplicar cada indicador, de forma a tirar as melhores conclusões.

Nesta análise, o foco recaiu maioritariamente sobre dois períodos, sendo visível que um deles apresenta maus resultados a nível de eficiência, enquanto o outro apresenta resultados razoáveis.

Depois do estudo ser feito, cabe ao gestor do Edifício fazer a análise dos pontos críticos. A metodologia criada apenas dá essa informação, sendo da responsabilidade de quem faz a análise posterior, corrigir os comportamentos que levam aos maus resultados.

Os indicadores de desempenho estudados permitem retornar informação sobre o desempenho do Edifício a nível percentual ou mesmo expressar o valor dos desvios nos consumos em kWh. Assim pode, posteriormente, ser feita uma análise financeira, por exemplo, das potenciais poupanças no futuro ou do dinheiro desperdiçado no passado por falta de eficiência.

Capítulo 5

Conclusões

Tem-se notado nos últimos anos, principalmente nos países desenvolvidos, uma crescente preocupação com a eficiência energética em edifícios. Porém, a atenção dada à previsão de valores de referência para um edifício ou grupos de edifícios para ajudar na classificação dos mesmos a nível de eficiência ainda é pouca. A metodologia criada no presente trabalho vem tentar suprir essa lacuna.

O produto final desta dissertação pretende então fornecer uma metodologia que permita, através de dados fiáveis, classificar de forma qualitativa e quantitativa a eficiência energética de um edifício, usando para isso um modelo para prever valores de referência do seu consumo energético, e de seguida aplicar um conjunto de indicadores de desempenho que utiliza esses valores de referência.

A metodologia criada vem dar mais utilidade ao sistema de monitorização da empresa de acolhimento deste trabalho fazendo com que os dados medidos e guardados possam ser utilizados de mais uma forma.

Contudo, o produto final desta dissertação tem potencial para ser utilizado de forma mais eficiente no futuro. A metodologia criada pode ser um pouco morosa, principalmente na aquisição e tratamento de dados. Através da automatização do processo, os ganhos de tempo e comodidade seriam tremendos. Ao ser incorporada numa aplicação informática, a metodologia poderia incluir inúmeras funcionalidades como, por exemplo, o cálculo automático das poupanças esperadas a nível financeiro.

Está também prevista pela empresa de acolhimento desta dissertação a criação de uma aplicação para a metodologia, em forma de jogo sério para ser usado em escolas.

Referências

- [1] R. Lamberts, L. Dutra, and F. O. R. PEREIRA, *Eficiência Energética*: São Paulo: PW Editores, 1997.
- [2] S. A. EDP - Energias de Portugal, "Guia prático da eficiência energética," ed, 2006.
- [3] ADENE, "Guia da Eficiência Energética," ed, 2012.
- [4] P. Isolani, "Eficiência energética nos edifícios residenciais," 2008.
- [5] F. Serrão, "Modelo de previsão de carga de curto prazo utilizando redes neurais e lógica fuzzy," Master's thesis, Pontífica Universidade Católica, Brasil, Rio de Janeiro, 2003.
- [6] D. D. Rodrigues, "Previsão de fornecimento de energia elétrica: Um estudo de caso do ponto de vista do barramento," Master's thesis, Universidade Federal de Minas Gerais, Brasil, Belo Horizonte, 2002.
- [7] L. A. D. d. Luca, "Previsão de carga em sistemas de potência durante feriados prolongados," 2012.
- [8] R. J. Campos, T. A. Jesus, and E. Mendes, "Uma abordagem fuzzy para a previsão de curto-prazo do consumo de energia elétrica," in *XXX Congresso Nacional de Matemática Aplicada-CNMAC*, 2007.
- [9] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. C. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 16, pp. 44-55, 2001.
- [10] L. de Freitas Frenay, "USO DE REDES NEURAS PARA AVALIAÇÃO DO CONSUMO DE ENERGIA DE SISTEMAS DE AR CONDICIONADO."
- [11] A. H. Neto and F. A. S. Fiorelli, "Comparison between detailed model simulation and artificial neural network for forecasting building energy consumption," *Energy and Buildings*, vol. 40, pp. 2169-2176, 2008.
- [12] S. S. Haykin, *Redes neurais*: Bookman, 2001.
- [13] A. Bakirtzis, V. Petridis, S. Kiartzis, M. Alexiadis, and A. Maissis, "A neural network short term load forecasting model for the Greek power system," *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 858-863, 1996.
- [14] M. Ghiassi, D. K. Zimbra, and H. Saidane, "Medium term system load forecasting with a dynamic artificial neural network model," *Electric Power Systems Research*, vol. 76, pp. 302-316, 2006.
- [15] G. I. P. Leitão, *Redes neuronais aplicadas ao clima*. Porto: [s.n.], 2000.
- [16] Z. L. Kovács, *Redes neurais artificiais*: Editora Livraria da Física, 2002.

- [17] M. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, "Neural network toolbox," *Neural Network Toolbox, The Math Works*, p. 5.25, 1992.
- [18] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and M. H. Beale, *Neural network design*: Pws Pub. Boston, 1996.
- [19] D. Stathakis, "How many hidden layers and nodes?," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 30, pp. 2133-2147, 2009.
- [20] Sistema Nacional de Informação de Recursos Hídricos. (Maio 2013). Available: <http://snirh.pt>