

WiFiPowerMeter: Sistema de identificação de consumos de energia elétrica para ambientes domésticos

João Oliveira

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Professor Doutor Paulo Portugal

25 de Julho de 2014



MESTRADO INTEGRADO EM ENGENHARIA ELETROTÉCNICA E DE COMPUTADORES

2013/2014

A Dissertação intitulada

"WiFi PowerMeter - Sistema de Identificação de Consumos de Energia Eléctrica para Ambientes Domésticos"

foi aprovada em provas realizadas em 17-07-2014

o júri

Presidente Professor Doutor Mário Jorge Rodrigues de Sousa

Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

trederies hypel de Cei Mogne en denty. Professor Doutor Frederico Miguel do Céu Marques dos Santos

Professor Assistente do Departamento de Engenharia Eletrotécnica da Instituto

Superior de Engenharia de Coimbra

Professor Doutor Paulo José Lopes Machado Portugal

Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

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.

João Bernardo Mateus Oliveira

Autor - João Bernardo Mateus Oliveira

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Resumo

Nos dias de hoje, temas como a poupança de energia e eficiência energética são cada vez importantes. Esta preocupação deve-se maioritariamente a questões ambientais e económicas.

A utilização de um equipamento que permita informar os utilizadores domésticos sobre os consumos dos equipamentos elétricos das suas habitações, permite que possam ser tomadas medidas no sentido da diminuição dos gastos energéticos.

Este documento descreve o trabalho realizado no desenvolvimento de um equipamento que monitorize e identifique as cargas de uma habitação através de um único ponto de medida. Tratase de uma monitorização não intrusiva das cargas de uma habitação.

O equipamento desenvolvido utiliza um módulo central que processa os dados retirados do ponto de medida, onde se encontra ligado o agregado de cargas e um ou mais módulos portáteis para reconhecer as "assinaturas elétricas" dos equipamentos a serem identificados. Para a identificação dos equipamentos no agregado de cargas são utilizadas redes neuronais. Este equipamento deverá ser de fácil instalação e ter um baixo custo.

Os resultados obtidos nos testes efetuados tanto na deteção como na identificação das cargas foram bastante positivos. Nos maioria dos equipamentos analisados obteve-se uma taxa de identificação de cerca de 90%. As redes neuronais desempenharam um papel fundamental para a identificação das cargas e revelaram resultados promissores. Salvo raras exceções, a maioria dos equipamentos elétricos com maior impacto no consumo energético de uma habitação poderiam ser identificados com o equipamento desenvolvido.

Abstract

Nowadays, subjects like energy saving or energy efficiency are increasingly important. This concern is related to environmental and economic constraints.

The usage of a device that is able to inform users about the consumption of electrical appliances at their houses, makes it easier for them to take measures in order to reduce energy consumption and the electrical bill.

This document is describes the work done in the development of an equipment able to identify and monitoring appliance loads through a single measurement point. This is a non-intrusive appliance load monitoring.

The equipment developed uses a core module which processes data from a single measurement point, where the aggregate loads are connected, and one or more portable modules to recognize the "electrical signatures" of the appliances to be identified. Neural networks are used to help identifying the appliances in the aggregate load. This equipment should be low cost and easy to install.

The obtained results in the tests performed in both detection and identification os the appliances were quite positive. In the majority of analysed equipments it was obtained an identification rate of about 90%. Neural networks have played a key role in identifying loads and showed promising results. With rare exceptions, the majority of electrical appliances with a greater impact on the total energy consumption at home could be identified with the developed equipment.

Agradecimentos

Gostaria de agradecer ao Professor Doutor Paulo Portugal por toda a ajuda, conselhos, disponibilidade e motivação que ajudaram imenso na realização desta dissertação.

Gostaria de deixar também um agradecimento ao Sandro Vale pelo tempo e ajuda prestados no início da dissertação, que muito ajudaram nos passos iniciais do projeto.

Agradeço aos meus pais, o apoio incondicional que sempre me deram. Agradeço a sua ajuda, confiança, motivação, educação e valores que me transmitiram.

Agradeço aos meus amigos o companheirismo, a amizade e os bons momentos passados que sempre serão recordados. Deixo ainda um agradecimento especial ao António e Eduardo pela paciência e ajuda nestes últimos anos.

Agradeço ao Henrique e ao Agostinho pela amizade e camaradagem nestes anos de convivência em comum.

Por fim, agradeço à minha família pelo apoio e motivação.

João Oliveira

Conteúdo

1	Intr	odução	1
	1.1	Contexto	1
	1.2	Objetivos	2
	1.3	Estrutura da Dissertação	2
2	Iden	itificação de cargas em redes elétricas domésticas	3
	2.1	Non-Intrusive Appliance Load Monitoring	3
	2.2	Descrição genérica	4
		2.2.1 Total load model	5
	2.3	Tipos de equipamentos	7
	2.4	Assinatura dos equipamentos	9
		2.4.1 Assinaturas em regime estacionário	9
		2.4.2 Assinaturas em regime transitório	11
		2.4.3 Frequência de amostragem	11
			12
	2.5	Limitações	13
	2.6	Proposta	13
		2.6.1 Requisitos funcionais	13
		2.6.2 Conceito	13
3	Plat	aforma de hardware	15
	3.1	Sistema de aquisição de sinal	15
		3.1.1 Maxim 78M6610+PSU	17
			19
	3.2		20
	3.3	Comunicação	21
			21
	3.4	Interface de comunicação wireless	26
4	Algo	oritmos e software	29
	4.1		29
			29
	4.2	3	 33
			33
		•	41
		*	43

viii *CONTEÚDO*

5	Resu	ultados, testes e validação	47
	5.1	Descrição do ensaio	47
	5.2	Calibração do sistema de medida	47
	5.3	Testes	50
		5.3.1 Identificação de eventos ON/OFF	50
		5.3.2 Identificação dos equipamentos	51
		5.3.3 Medida do consumo de energia	53
	5.4	Discussão dos resultados	55
6	Con	nclusões e trabalhos futuros	57
	6.1	Conclusões	57
	6.2	Trabalho futuro	58
A	Cali	ibração dos instrumentos de medida	5 9
Re	ferên	ncias	61

Lista de Figuras

2.1	Variação da carga total consumida comparativamente com a carga consumida pe-	
	los equipamentos de maior consumo numa casa, durante 1 hora. [3]	4
2.2	Princípio de funcionamento dos sistemas NIALM [5]	5
2.3	Representação do circuito elétrico de uma habitação	6
2.4	Modelos de aparelhos com múltiplos estados: (a) dispositivo genérico de 1200W,	
	e.g. torradeira; (b) frigorifico com um estado de descongelamento; (c) lâmpada	
	com 3 estados; (d) máquina de secar roupa. Retirado de [4]	8
2.5	Classificação dos métodos mais populares de monitorização não intrusiva. Adap-	
	tado de [7]	9
2.6	Taxa de amostragem em sistemas NIALM. Retirado de [5]	1
2.7	Exemplo de deteção de degraus[4]	2
2.8		4
3.1	Plataforma desenvolvida para aquisição de sinal	6
3.2	Diagrama com os funcion blocks do 78M6610+PSU [10]	8
3.3	Efergy MINI CT SENSOR [11]	20
3.4	Raspberry Pi - modelo B	20
3.5	Configuração do registo DevAddr para UART e I ² C [10]	22
3.6	Diagrama com os passos para interação com os registos através da UART [10] . 2	23
3.7	Pacote utilizado na comunicação através da UART [10]	23
3.8	Representação do byte de controlo [10]	25
3.9	Representação da trama de escrita de 3 bytes utilizando I ² C [10]	25
3.10	Representação da trama de leitura de 3 bytes utilizando I ² C [10]	25
3.11	Representação da trama de escrita no Register Address utilizando I ² C [10] 2	26
3.12	Xbee DigiMesh 2.4 [15]	26
4.1	Algoritmo de identificação dos equipamentos	3 C
4.2	Variação da carga total consumida provocada pela alteração de estado de alguns	
	1 1	3 1
4.3	Exemplificação do processo de identificação de degraus	32
4.4		35
4.5	Transformação afim produzida pela presença do bias; notar que $v_k = b_k$ em $u_k = 0$	
	[17]	35
4.6	Threshold Function [17]	36
4.7		36
4.8		37
4.9		8
4 10	Feedforward network com uma hidden laver e uma output laver [17]	g

X LISTA DE FIGURAS

4.11	Recurrent network sem neurónios ocultos [17]	39
4.12	Representação da aprendizagem através da correção do erro [17]	40
4.13	Algoritmo de treino da rede neuronal	44
5.1	Diagrama da montagem de testes	48
5.2	Relação entre V_{RMS} real medido e V_{RMS} presente no registo do integrado (unscaled)	49
5.3	Relação entre I_{RMS} real medido e I_{RMS} presente no registo do integrado (unscaled)	50
5.4	Gráfico demonstrativo da deteção de degraus	52
5.5	Comparação das assinaturas dos equipamentos	54

Lista de Tabelas

3.1	Comparação das funcionalidades dos medidores de energia	16
3.2	Características do Raspberry Pi [14]	21
5.1	Teste de deteção de eventos ON/OFF	51
5.2	Teste à rede neuronal	53
5.3	Teste de medida de energia	54
A.1	Medições para a calibração dos valores medidos pelo integrado; (a)Tensão (b)	
	Corrente	59

xii LISTA DE TABELAS

Abreviaturas e Símbolos

ADC Analog-to-digital converter

FSM Finite state machine I²C Inter-Integrated Circuit IC Integrated circuit

NIALM Non-Intrusive appliance load monitoring

PSU Power supply unit RMS Root mean square SoC System on a chip

SPI Serial Peripheral Interface bus

UART Universal asynchronous receiver/transmitter

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo tem como objetivo a introdução ao trabalho desenvolvido no âmbito desta dissertação. É apresentada a motivação para o desenvolvimento do trabalho, os objetivos que se pretendem atingir com esta dissertação e, por fim, a estrutura deste documento.

1.1 Contexto

Nos dias de hoje, existe uma grande preocupação com questões como poupança de energia, eficiência energética e redução das emissões de dióxido de carbono. Os problemas ambientais como o aquecimento global ou os fatores económicos como o aumento do preço da energia são fortes impulsionadores de tecnologias que visem o desenvolvimento de soluções que permitam uma maior poupança energética.

A energia consumida em ambientes domésticos representa uma parte significativa do consumo energético dos dias de hoje [1]. Assim, é importante a criação de medidas que impulsionem a poupança energética nas habitações.

Pressupõe-se que seja do interesse da maioria das pessoas a redução da despesa com a fatura energética. Uma forma de ajudar nesta tarefa passa por fornecer informações mais detalhadas dos consumos energéticos dos equipamentos elétricos da habitação, para que possam ser tomadas medidas concretas para a sua diminuição.

É neste contexto que se integra o trabalho realizado nesta dissertação. Este está associado à monitorização dos consumos e identificação dos equipamentos elétricos de uma habitação.

Já existem soluções que permitem a monitorização individual dos equipamentos elétricos, como se pode verificar em [2]. No entanto, estas encontram-se numa fase ainda muito embrionária e a maior parte das habitações não terá tão cedo este tipo de equipamentos que são equipados com um medidor de energia integrado. Existe, em alternativa, a possibilidade da utilização de um conceito, introduzido por George W. Hart em 1992, sobre a monitorização não intrusiva dos equipamentos elétricos (*Non-Intrusive Appliance Load Monitoring*). Com esta solução pretende-se monitorizar o consumo individual dos equipamentos elétricos da habitação apenas com a análise de informação recolhida num único ponto comum aos equipamentos(e.g. o quadro elétrico).

2 Introdução

Através da análise da tensão e da corrente consumida pretende-se desagregar a informação total recolhida nos diferentes equipamentos consumidores de energia. É possível assim recolher informações sobre a atividade e consumos dos equipamentos elétricos com um nível de intrusão baixo e a uma preço reduzido.

1.2 Objetivos

A elaboração desta dissertação tem como objetivos o desenvolvimento de um equipamento que, a ser instalado no quadro elétrico de uma habitação, seja capaz de realizar a medida do consumo de energia elétrica, identificar a maioria dos equipamentos elétricos e monitorizar os seus consumos.

Pretende-se, com o trabalho realizado, identificar as cargas ativas na habitação através da análise do seu agregado estimar e estimar o seu consumo.

O equipamento a ser construído destina-se aos utilizadores domésticos, como tal, o preço é um fator importante. Assim, pretende-se a construção de um equipamento de baixo custo.

Em suma, pretende-se uma plataforma de baixo custo que implemente um sistema não intrusivo de monitorização dos equipamentos elétricos.

1.3 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação encontra-se dividida em 6 capítulos. No primeiro capítulo é feita uma introdução ao trabalho realizado nesta dissertação. São apresentados o contexto da realização do trabalho, os objetivos e a estrutura do documento.

No capítulo 2 são apresentados os principais conceitos teóricos que são utilizados para o desenvolvimento da dissertação. É apresentada a revisão da literatura feita sobre os sistemas NIALM e ainda o conceito e requisitos para a realização do trabalho aqui desenvolvido.

No capítulo 3 é apresentada a plataforma de hardware. São explicadas as escolhas tomadas e detalhados os componentes da plataforma desenvolvida.

No capítulo 4 são apresentados os algoritmos desenvolvidos nesta dissertação para a deteção e identificação dos equipamentos elétricos. Serão ainda apresentados e introduzidos os conceitos básicos das redes neuronais e a sua integração nos algoritmos de identificação.

O capítulo 5 é dedicado aos resultados testes e validação do trabalho produzido para esta dissertação. Será explicado o ensaio efetuado, os métodos de calibração dos equipamentos de medida e os testes realizados.

No capítulo 6 são apresentadas as conclusões finais da dissertação e são deixadas sugestões de trabalho a desenvolver futuramente.

Capítulo 2

Identificação de cargas em redes elétricas domésticas

Este capítulo tem como objetivo apresentar o estado da arte na área dos sistemas NIALM. Será feita uma abordagem sobre estes sistemas, onde são utilizados, as vantagens na sua utilização e serão discutidos os métodos de identificação de cargas.

2.1 Non-Intrusive Appliance Load Monitoring

Os sistemas NIALM(Non-Intrusive Appliance Load Monitoring) baseiam-se na análise das mudanças da tensão e corrente que estão a ser fornecidos aos equipamentos elétricos. Esta análise é normalmente feita a partir do quadro elétrico e tem como objetivo a identificação e monitorização do agregado de cargas que aí se encontram ligadas. A elaboração desta dissertação tem como propósito o desenvolvimento de um equipamento baseado neste tipo de sistemas.

A utilização destes sistemas tem diversas vantagens, nomeadamente na poupança de energia, na monitorização mais detalhada dos consumos e funcionamento dos dispositivos elétricos ou até num eventual controlo das cargas na habitação. Este controlo pode ser feito através de equipamentos móveis responsáveis pela aquisição da tensão e corrente dos dispositivos elétricos da habitação. Estes equipamentos móveis serão introduzidos mais à frente.

Um sistema NIALM, que é instalado no quadro elétrico, monitoriza a carga total que está a ser consumida pelos dispositivos elétricos da habitação e procura determinadas "assinaturas" dos equipamentos elétricos que os identifiquem no meio de todas as cargas que lá estão ligadas. Mais à frente, poder-se-há ver que as assinaturas podem ser de diversos tipos, mas como forma de exemplo, se tivermos um frigorífico que consuma 500W e 200 VAR, quando este se liga ou desliga, esta variação pode ser detetada analisando diferenças de potência consumida no quadro elétrico.

Ao conhecer os momentos em que o equipamento fica ativo e inativo, e assumindo um consumo constante ao longo desse período, consegue fazer-se uma estimativa do consumo do mesmo, um diagrama com as alturas em que o equipamento é mais utilizado, etc.

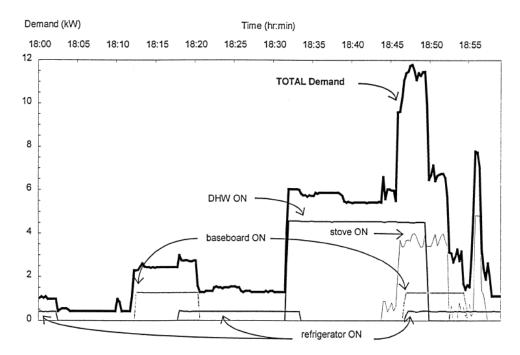


Figura 2.1: Variação da carga total consumida comparativamente com a carga consumida pelos equipamentos de maior consumo numa casa, durante 1 hora. [3]

A figura 2.1 mostra a variação da potência instantânea consumida pelos equipamentos elétricos numa casa. Pode ver-se também a influência de alguns dos equipamentos de maior consumo nessa variação de potência instantânea. Analisando o gráfico, verifica-se de uma forma muito prática que é possível distinguir o efeito na carga total desses equipamentos, apesar de não ser algo trivial. Neste gráfico são apresentados dados típicos que são retirados da análise do quadro elétrico para poderem ser examinados por um sistema NIALM com o intuito de desagregar algumas das cargas aí presentes. Os dados apresentados nesta figura apenas fornecem informações sobre a potência ativa consumida. Outros dados como a potência reativa ou uma análise de harmónicos poderiam ser utilizados para ajudar na desagregação dos equipamentos elétricos.

Um sistema NIALM tentará analisar os dados obtidos através das grandezas medidas e processar esses dados por forma a desagregar e identificar os equipamentos elétricos.

Alguns dos conhecimentos utilizados para o desenvolvimento deste tema estão presentes num artigo de George W. Hart, "Nonintrusive Appliance Load Monitoring" [4]. Este artigo apesar de ser do ano de 1992, tem conceitos bastante importantes e que são fundamentais para aqueles que pretenderem introduzir-se nesta área dos sistemas NIALM. Este é um artigo que se encontra referenciado na grande parte dos documentos produzidos sobre o tema.

2.2 Descrição genérica

O princípio de funcionamento dos sistemas NIALM pode ser explicado de uma forma simplificada com apenas alguns conceitos chave. É feita uma aquisição de sinal (corrente e tensão)

do ponto onde estão ligados os equipamentos que se pretendem analisar (por exemplo o quadro elétrico) e examinando algumas características desses sinais, que podem envolver a análise das mudanças de consumos de potência ativa e reativa ou uma análise dos harmónicos da rede, é possível aplicar um algoritmo de desagregação das diferentes cargas sobre essa informação. Este algoritmo tem por base a deteção de padrões na mudança dos sinais analisados e compara-os com dados existentes numa base e dados constituída pelos aparelhos existentes na habitação e que contém informações sobre essas particularidades que identificam o aparelho pretendido.

A forma como esta base de dados é construída pode diferir mediante o tipo de sistema NIALM que for utilizado. De acordo com [4], existe o "Manual-Setup" e o "Automatic-Setup", sendo que no primeiro há um período intrusivo durante o qual são detetadas essas características dos equipamentos e no segundo existe já uma base de dados pré-definida com características genéricas desses equipamentos e que se configura automaticamente.

Na figura 2.2 é apresentado um diagrama que representa este princípio de funcionamento.

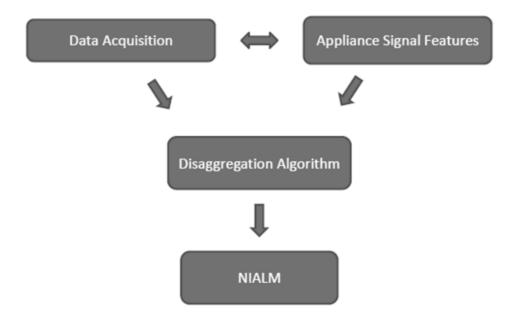


Figura 2.2: Princípio de funcionamento dos sistemas NIALM [5]

Para que se possa obter bons resultados é necessário bons mecanismos de aquisição de dados, um bom método para fazer a criação da base de dados e um bom algoritmo para efetuar a identificação das cargas dos diferentes equipamentos.

2.2.1 Total load model

A elaboração de um modelo dos equipamentos elétricos e do seu conjunto é importante para desagregar a carga total nos seus constituintes. É possível de uma maneira simplificada representar eletricamente as cargas como ligadas em paralelo e a consumir a potência de um barramento. Pode considerar-se que a potência consumida pelas cargas é aditiva e que estas são lineares.

É apresentado na figura 2.3 um modelo que representa um circuito da instalação elétrica monofásica que existe na maioria das habitações. As cargas são representadas como Z_i .

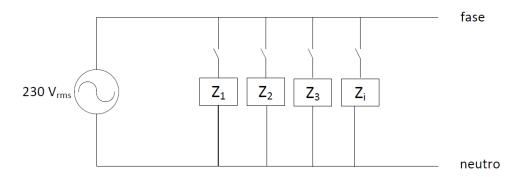


Figura 2.3: Representação do circuito elétrico de uma habitação

Nesta situação, a carga total depende dos equipamentos que estão ligados a cada momento. Supondo que há n equipamentos, numerados de 1 até n e seja a(t) um vetor booleano com n elementos que descreve o estado (ON ou OFF) dos n equipamentos no tempo t:

$$a_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{se equipamento } i \text{ está ON em } t \\ 0, & \text{se equipamento } i \text{ está OFF em } t \end{cases}$$
 (2.1)

A potência total consumida é a soma de cada uma das potências individuais dos equipamentos ON num dado momento do tempo. P(t) é a potência total a ser consumida, $P_i(t)$ é um vetor com a potência consumida por cada um dos equipamentos individualmente quando estão ligados e e(t) é uma parcela de erro ou ruído existente.

$$P(t) = \sum_{i=1}^{n} a_i(t) P_i + e(t)$$
 (2.2)

Este modelo pode sugerir um critério simples para determinar o estado individual de cada aparelho. Se todas as potências P_i são conhecidas e a potência total P(t) é medida, a cada instante t escolhe-se um vetor a(t) de dimensão n que minimize |e(t)|, sobre a restrição de que a(t) é um vetor multidimensional.

$$\hat{a}(t) = arg_a min \left| P(t) - \sum_{i=1}^n a_i(t) P_i \right|$$
(2.3)

Este é um problema conhecido de otimização combinacional que pode ser resolvido utilizando um computador através de técnicas exaustivas, não sendo muito prático a não ser que o n seja pequeno. Não é também uma solução desejável para esta dissertação visto que neste caso em concreto o n é desconhecido.

Um outro problema, que mostra que a solução obtida com a equação 2.3 é inviável, prendese com o facto de que uma pequena variação em P(t) refletir-se-ia em grandes alterações em a(t). Como forma de exemplo, suponha-se que numa casa existem 4 aparelhos com potências de

 $P_1 = 100$, $P_2 = 200$, $P_3 = 300$, $P_4 = 401W$. Se a potência total medida a dada altura no tempo for 500 W, a melhor estimativa para os equipamentos que estão ligados é $\hat{a}(t) = [0, 1, 1, 0]$, já que isso dá erro e(t) nulo. Se passado um momento $t + \Delta t$ a potência total medida for de 501 W, então a melhor estimativa para os equipamentos ligados seria $\hat{a}(t + \Delta t) = [1, 0, 0, 1]$, que novamente resulta num erro nulo, implicando para isso que nesse intervalo de tempo os estados de todos os equipamentos mudassem. É intuitivo que o estado de todos os equipamentos de uma habitação não mudam de estado simultaneamente sugerindo por isso um critério que será usado nos capítulos seguintes:

Switch Continuity Principle: Num pequeno intervalo temporal, é esperado que apenas um número pequeno de aparelhos mudem de estado numa carga típica [4].

Este principio é importante porque é a base da implementação dos sistemas NIALM. Introduz a noção de que num intervalo de tempo curto Δt , é esperado que o número de equipamentos que mudem o seu estado seja em regra 0, podendo eventualmente existir um ou outro que o façam.

2.3 Tipos de equipamentos

Os equipamentos que serão monitorizados podem ser divididos em 4 categorias mediante o tipo de consumo que por eles é efetuado, podendo tornar-se mais difícil ou não a sua identificação face ao método de identificação da assinatura da carga utilizado. Segundo [6], os tipos de aparelhos podem então ser divididos em:

- Permanentes
- ON/OFF
- Múltiplos estados ou máquina de estados
- Dispositivos de consumo continuamente variável

Os dispositivos permanentes são bastante parecidos com os ON/OFF, no entanto estes estão normalmente sempre ligados e com um consumo de potência ativa e reativa aproximadamente constante. Estes podem ser mais difíceis de detetar, já que o seu estado permanece quase sempre inalterado. Um alarme é um exemplo deste tipo de equipamentos, pois permanece sempre ligado e com um consumo constante.

Os dispositivos ON/OFF são aqueles que apresentam apenas 2 estados de funcionamento (ligado ou desligado). Como exemplo deste tipo de equipamentos podem ser torradeiras ou frigoríficos. Estes equipamentos são os mais comuns numa habitação e por isso os que apresentam maior interesse para este estudo. Estes dispositivos acabam por ser um dos casos particulares de uma máquina de estados com apenas 2 estados.

Os dispositivos de múltiplos estados, são aqueles que durante o seu funcionamento atravessam um número finito de estados. Cada um dos estados representa um consumo de potência diferente.

Alguns dos exemplos que podem ser incluídos nesta categoria são máquinas de lavar e secar ou uma lâmpada com 3 estados de funcionamento. A figura 2.4 representa os diferentes estados de alguns dispositivos de múltiplos estados na forma de uma máquina de estados.

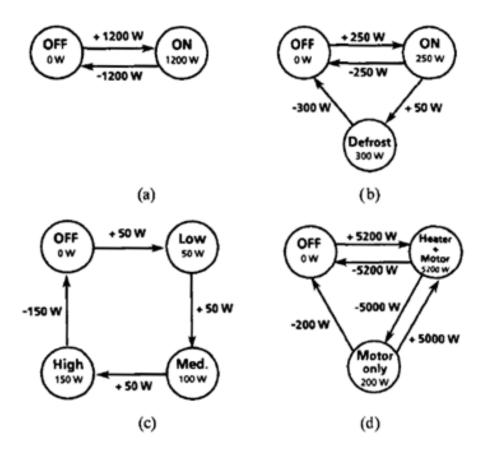


Figura 2.4: Modelos de aparelhos com múltiplos estados: (a) dispositivo genérico de 1200W, e.g. torradeira; (b) frigorifico com um estado de descongelamento; (c) lâmpada com 3 estados; (d) máquina de secar roupa. Retirado de [4].

Como é possível verificar pelo exemplo, em todas estas máquinas de estados a soma de todas as alterações de potência que ocorrem com a alteração de um estado para qualquer outro é nula. Verifica-se também que todos os estados têm potências de funcionamento diferentes.

Por fim existem os dispositivos com consumo de potência continuamente variável. São aqueles que tal como o nome indica têm um consumo de potência variável com o tempo e que como tal possuem um número infinito de estados. Berbequins ou luzes com luminosidade variável são exemplos deste tipo de aparelhos.

Ao fazer a divisão destes dispositivos torna-se mais fácil criar métodos para os detetar, já que para cada um destes existem algoritmos que se comportam melhor ou pior mediante o tipo de dispositivo em questão.

2.4 Assinatura dos equipamentos

Para que seja possível identificar um equipamento a partir da carga que é consumida por um conjunto de equipamentos é necessário identificar a assinatura desse mesmo equipamento. A assinatura do equipamento é um parâmetro mensurável da carga total que fornece informação acerca da natureza ou do estado de funcionamento de um dispositivo individual [4]. Existem 2 tipos de assinaturas: as intrusivas e as não intrusivas. Apesar destes 2 tipos de assinaturas apenas irão ser focadas as não intrusivas visto que são as que interessam para o caso de estudo em questão, já que as assinaturas intrusivas requerem algum tipo de intrusão elétrica e como tal não são tão desejáveis para o fim pretendido. As assinaturas não intrusivas são aquelas que para serem obtidas utilizam métodos mais passivos para as recolher da carga aglomerada.

Apresentam-se na figura 2.5 uma síntese dos métodos mais populares utilizados para encontrar alguns tipos de assinaturas.

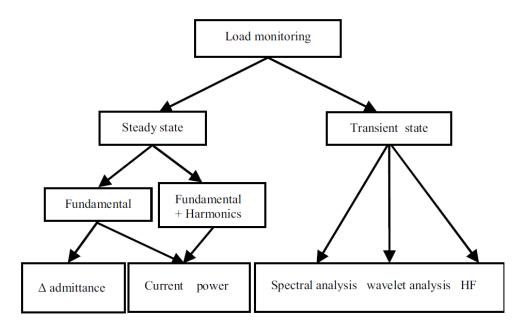


Figura 2.5: Classificação dos métodos mais populares de monitorização não intrusiva. Adaptado de [7].

Existem 2 tipos fundamentais de assinaturas não intrusivas: regime estacionário e regime transitório.

2.4.1 Assinaturas em regime estacionário

As assinaturas em regime estacionário são aquelas que são obtidas através da diferença de propriedades em regime estacionário entre os estados de operação dos aparelhos. A análise da diferença de potência consumida pelos diferentes estados dos aparelhos elétricos representado na figura 2.4 é um exemplo deste tipo de assinaturas.

As vantagens da utilização destas assinaturas residem no facto de ser mais simples detetar uma indicação contínua do estado de operação de um equipamento do que uma indicação momentânea. Além disto, as frequências de amostragem e as capacidades de processamento para detetar uma assinatura em regime estacionário são menores do que para detetar uma assinatura em regime transitório.

2.4.1.1 Assinaturas da frequência fundamental

As assinaturas da frequência fundamental (fundamental frequency signatures) são assinaturas do tipo estacionário que utilizam medidas como potência, corrente e admitância da carga total. Com estes parâmetros podem procurar-se variações em degrau como assinaturas. Existe no entanto um problema com a utilização da potência e da corrente na identificação das assinaturas. Estas são dependentes da tensão que é variante no tempo, pois o fornecedor de energia garante os 230 V com uma variação de $\pm 10\%$ [8]. Consequentemente o consumo de potência pelos equipamentos elétricos lineares variará $\pm 20\%$. Esta variação de consumo não é aceitável para recolher uma assinatura. Para mitigar esta situação, é preferível utilizar a admitância para as assinaturas pois é independente da tensão e pode ser somada quando os equipamentos estão em paralelo como na representação da figura 2.3. Seja P(t) a potência e V(t) a tensão RMS, a admitância Y(t) é dada por:

$$Y(t) = \frac{P(t)}{V^2(t)} \tag{2.4}$$

Apesar de a admitância ser um bom parâmetro para as assinaturas, tem o problema de ser pouco familiar e intuitivo. Assim é preferível utilizar a "potência normalizada" que é derivado da admitância:

$$P_{norm} = V_{nominal}^{2} Y(t) = \left(\frac{V_{nominal}}{V(t)}\right)^{2} P(t)$$
(2.5)

onde P_{norm} corresponde à potência que seria consumida por uma carga linear com a admitância Y(t) se a tensão fornecida fosse estável em 230 V_{RMS} ($V_{nominal}$ em Portugal).

2.4.1.2 Assinaturas dos harmónicos

As assinaturas dos harmónicos (harmonic frequency signatures) são aquelas que podem ser obtidas através da análise dos harmónicos na corrente, gerados pelos equipamentos. Estes harmónicos devem-se ao facto de muitos equipamentos apresentarem não linearidades, o que se reflete na injeção de harmónicos na rede. Como exemplo deste efeito, muitos motores apresentam uma forma de corrente triangular, que contém harmónicos de terceira, quinta e outras ordens ímpares. Este tipo de assinaturas pode revelar-se útil para desagregar algumas cargas que apresentam comportamentos idênticos à frequência base, mas diferenças em harmónicos de outras ordens.

2.4.2 Assinaturas em regime transitório

As assinaturas em regime transitório são aquelas que estão presentes na carga total apenas durante um curto período de tempo, sendo por isso mais difíceis de detetar. Estas fornecem também menos informação do que as assinaturas em regime estacionário. Apesar disto, são vantajosas na distinção de casos em que as potências consumidas pelos equipamentos são muito semelhantes, podendo por isso fornecer informação fundamental para ajudar a decidir qual é o equipamento ativo.

2.4.3 Frequência de amostragem

Mediante o método que se pretender utilizar para a identificação das cargas, podem ser necessários diferentes tempos de amostragem na análise dos sinais em questão. Normalmente frequências de amostragem mais elevadas exigem equipamentos mais caros e sofisticados. Alguns dos métodos podem utilizar hardware mais barato, no entanto não apresentam uma eficácia tão elevada quando toca à identificação dos dispositivos. Em [5] é apresentada uma figura que sintetiza as taxas de amostragem nos aparelhos de medição (figura 2.6). É mostrado resumidamente que o número de eventos ON/OFF numa habitação comum anda à volta dos 10³ a 10⁴, sendo por isso exigido uma frequência de amostragem mínima de 0.1 Hz. Refere-se ainda para frequências de amostragem inferiores a 1 Hz, o hardware exigido não é tão dispendioso, o que não acontece quando são exigidas frequências de amostragem superiores a 5 kHz.

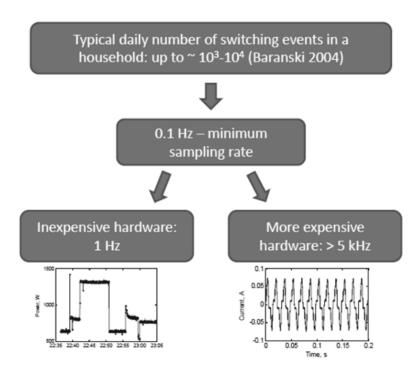


Figura 2.6: Taxa de amostragem em sistemas NIALM. Retirado de [5].

2.4.4 Deteção de degraus

A deteção de degraus é uma das etapas mais importantes na recolha de assinaturas do tipo da frequência fundamental. É nesta etapa que se detetam as alterações no consumo de potência na carga total. Se existir um bom algoritmo para detetar com eficácia e rigor as alterações de consumo das cargas, torna-se muito mais fácil efetuar uma deteção correta.

A tarefa a ser realizada passa por detetar mudanças em degrau na carga total consumida. Este processo tem diversos passos, sendo que um deles passa por definir um período de tempo onde se a potência não variar mais do que um determinado valor, é considerado como um estado estacionário. Os restantes períodos são considerados como períodos de alterações de potência consumida. Para minimizar o ruído, são consideradas as médias das amostras de cada período constante (steady period).

Na figura 2.7, é possível ver-se um exemplo de como a deteção dos degraus na potência é analisada.

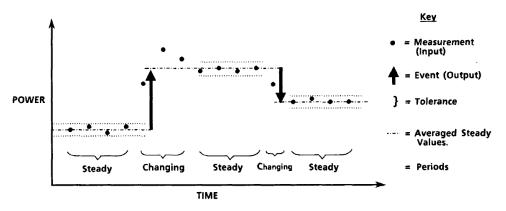


Figura 2.7: Exemplo de deteção de degraus[4]

Através desta figura torna-se mais fácil perceber o conceito por detrás desta etapa. Os pontos representam as medidas de potência consumida efetuadas com um período de amostragem constante. A potência consumida é variável ao longo do tempo. Nesta situação, a janela temporal escolhida para que seja detetado um regime estacionário ou transitório é de 4 medições consecutivas.

Existe um limite mínimo para, se as medições dentro da janela temporal não excederem esse valor, ser considerado um estado estacionário. Na figura estes momentos estão assinalados como steady. Quando os valores dentro da janela temporal têm uma variação maior do que a tolerada pelo estado estacionário, assume-se um estado transitório.

Quando, após o aparecimento de um estado transitório, volta um estado estacionário, ocorre um evento de mudança de estado (degrau). Este degrau representa a mudança de estado de um dispositivo elétrico. O tamanho do degrau representa a variação de potência de um equipamento elétrico. Para prevenir eventuais picos de potência que poderiam surgir nas medições, assume-se que só é considerado um degrau com um tamanho mínimo predefinido.

2.5 Limitações

2.5 Limitações

Existem algumas limitações na identificação com recurso a sistemas NIALM. Apesar de existirem alguns métodos que ajudam a mitigar estas limitações, existem situações e aparelhos em que a identificação não funciona. Torna-se difícil detetar aparelhos com consumos energéticos muito reduzidos, aparelhos com consumo de potência continuamente variável e aparelhos com consumo permanente. É também muito difícil detetar equipamentos muito semelhantes eletricamente, como por exemplo lâmpadas. Apesar de tudo, a maioria dos equipamentos que contribuem mais significativamente para o consumo total de uma habitação são passíveis de serem detetados.

2.6 Proposta

Com esta dissertação pretende-se criar um sistema que ligado ao quadro elétrico de uma vulgar habitação, seja capaz de realizar a medida do consumo de energia elétrica da mesma e identificar os equipamentos elétricos que nela estão ligados e os seus respetivos consumos.

O sistema estará dividido num módulo principal a ser instalado junto do quadro elétrico e um ou mais módulos portáteis que deverão ser instalados junto dos equipamentos que se pretendem identificar.

2.6.1 Requisitos funcionais

Aquando da apresentação do tema da dissertação, foram associados requisitos que visam descrever as características ou funcionalidades que o sistema deve possuir. Em seguida são apresentados alguns dos requisitos que foram impostos:

- Capacidade de realizar medida do consumo de energia elétrica de uma habitação
- Capacidade de identificar os equipamentos individuais e medir os seus consumos energéticos
- Possuir uma plataforma embarcada de baixo custo
- O sistema deve ser de fácil instalação
- Utilizar mecanismos de aprendizagem baseados nos consumos instantâneos

É importante sejam tidos em conta estes requisitos pois vão condicionar algumas tomadas de decisão relativas aos equipamentos a escolher e à estratégia a seguir.

2.6.2 Conceito

O sistema a desenvolver é constituído por vários blocos, que estão associados às diferentes tarefas a executar. Na figura 2.8, é apresentado o conceito do sistema com recurso a um diagrama, por forma a fornecer uma melhor perspetiva daquilo que é tratado nesta dissertação.

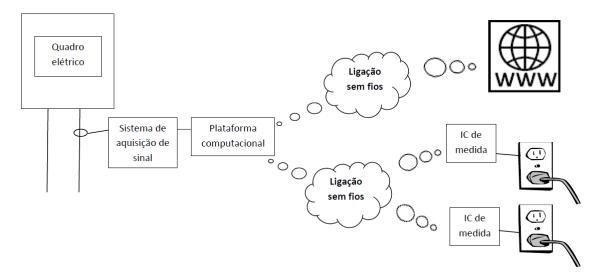


Figura 2.8: Conceito do sistema

O módulo principal, que ficará instalado próximo do quadro elétrico, recorrerá a uma plataforma embarcada de baixo custo (e.g. Raspberry Pi), que deverá ter uma capacidade de processamento mais elevada já que é responsável pela maior parte dos procedimentos e algoritmos. Esta plataforma estará ligada a um sistema de aquisição de sinal que efetuará as medições necessárias no quadro elétrico para analisar os consumos do agregado das cargas dos equipamentos da habitação e para identificar as cargas individuais. Como o sistema de aquisição de sinal não tem tem capacidade de processamento, os dados resultantes das medições serão enviados para a plataforma computacional para esse efeito.

É no módulo principal que serão utilizados mecanismos de aprendizagem baseados nos consumos instantâneos (e.g. redes neuronais). Estes serão auxiliados pelos módulos portáteis, que farão a recolha das "assinaturas"dos equipamentos individuais, para que possam ser treinados a identificá-los.

Os módulos portáteis têm como objetivo efetuar o reconhecimento das assinaturas elétricas dos equipamentos a identificar. Este funcionará como uma tomada inteligente e retransmitirá os dados obtidos para o módulo principal através de uma ligação sem fios. O módulo será constituído por um sistema de aquisição de sinal, para realizar as medições das grandezas elétricas relativas ao equipamento a identificar, e por um microprocessador, para processar esses dados e tratar do seu envio para o módulo principal.

Depois da assinatura de um equipamento ser recolhida com auxílio de um módulo portátil, este pode ser reutilizado para recolher assinaturas de outros. Após a aprendizagem da assinatura, o equipamento passa a ser identificado a partir do módulo central.

Serão utilizados módulos sem fios (e.g. XBEE) para realizar a comunicação dos dados entre os diferentes dispositivos. A transmissão de dados sem fios é uma característica importante porque torna a instalação mais fácil e prática.

Capítulo 3

Plataforma de hardware

Neste capítulo serão abordadas questões relacionadas com a parte física do equipamento a desenvolver. Serão referidas as especificações técnicas dos dispositivos utilizados, o porquê da sua escolha e utilização.

3.1 Sistema de aquisição de sinal

Foi necessário o desenvolvimento de um sistema de aquisição de sinal para a recolha de algumas grandezas de medida do quadro elétrico. Havia a possibilidade de construir um de raiz, no entanto, como já existem bastantes soluções que efetuam a maior parte das medições a um preço muito reduzido, optou-se por escolher um integrado já existente do mercado. Foram analisadas as características de alguns integrados através de um estudo de mercado, e aqueles que se destacaram são apresentados na tabela 3.1.

As funcionalidades a que se deu mais destaque para a escolha do integrado a utilizar foram a capacidade para efetuar cálculos dos valores RMS da tensão e corrente, a capacidade de fornecer a potência ativa, reativa e aparente, as suas interfaces de comunicação e o tipo de sensores de corrente compatíveis. Como é possível verificar são todos muito semelhantes no que toca às funcionalidades anteriormente referidas, havendo diferenças mais significativas nas frequências de amostragem e no número de bits dos conversores ADC. Relativamente às interfaces de comunicação todos eles suportam SPI ou I²C, o que é compatível com as interfaces disponíveis com a maioria dos microprocessadores.

No meio destes integrados todos, os que apresentam melhores características para serem utilizados seriam o MPC3909 ou o ADE7753 devido às suas frequências de amostragem claramente superiores, no entanto, como já existiam trabalhos efetuados com o 78M6610+PSU e por sugestão do orientador, optou-se por este último.

O 78M6610+PSU é um medidor de energia que apresenta as funcionalidades necessárias para efetuar as medições pretendias para o contexto desta dissertação, no entanto, para trabalhos futuros em que se quisesse aprofundar a identificação de cargas com métodos mais exigentes, seria preferível utilizar um dos que apresentam uma frequência de amostragem superior já que é algo que

Plataforma de hardware

TD 1 1 0 1	~	1 C 1	. 1 1 1	1' 1 1	
Tabela 4 I	Lomnaracao	dae tuncionali	idadee doe i	medidores de l	energia -
Tabela 3.1.	Comparação	das funcional	idades dos.	inculation cs ac	Chergia

Funcionalidades	Maxim	Analog Devices		Microchip
	78M6610+PSU	ADE7953	ADE7753	MPC3909
Cálculos de I RMS e V RMS	✓	~	~	✓
Potência Ativa	✓	✓	✓	✓
Potência Reativa	✓	✓	✓	✓
Potência Aparente	✓	✓	✓	✓
Fator Potência	✓	✓	✓	✓
Frequência de linha	✓	✓	✓	✓
Medição de Temperatura	✓	✓	✓	✓
ΔΣ ADC (bits)	22	24	16	16
Frequência de amostragem	4kHz	1.23kHz	14kHz	14kHz
Comunicações	UART, SPI, I2C	UART, SPI, I2C	SPI	SPI
Sensores de corrente	Transformadores de corrente e shunts	Transformadores de corrente e	Transformadores de corrente e	Transformadores de corrente e
	resistivos	shunts resistivos	shunts resistivos	shunts resistivos

pode trazer diversas vantagens. Uma maior frequência de amostragem permite utilizar métodos de identificação de cargas mais sofisticados que usem, por exemplo, análise de regimes transitórios ou análise dos harmónicos.

Na figura 3.1 é apresentada a plataforma que foi desenvolvida para a aquisição de sinal. Alguns dos principais componentes nela contidos serão introduzidos nas secções seguintes.

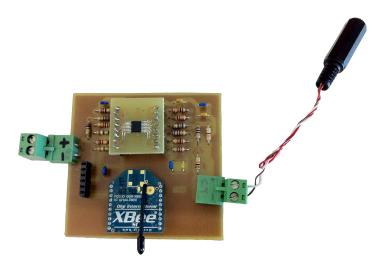


Figura 3.1: Plataforma desenvolvida para aquisição de sinal

3.1.1 Maxim 78M6610+PSU

O 78M6610+PSU é um IC de medida de energia single-core para fontes de alimentação monofásicas, desenvolvido pela maxim integrated. Este possui 4 entradas analógicas, duas para a tensão e corrente e outras duas opcionais para sensores de temperatura. Utiliza um conversor delta-sigma de alta resolução, um processador de medição de energia de 24 bits.

Este integrado tem a capacidade de comunicar com um microprocessador através de uma UART, SPI ou I²C, podendo fornecer informações de uma enorme variedade de parâmetros calculados internamente pelo mesmo. Como já foi referido anteriormente, este integrado suporta ainda shunts resistivos ou transformadores de corrente como sensores de corrente.

Existe uma versão de 24 pinos e outra com 16, sendo que esta última foi a que se utilizou neste dissertação.

Todas as informações necessárias relativas a este integrado estão disponíveis em [9].

3.1.1.1 Funcionalidades

Algumas das funcionalidades mais relevantes são apresentadas de seguida [10]:

- ADC Delta-Sigma com referência precisa de tensão
- Oscilador de referência interno ou externo
- Interfaces SPI, I²C, or UART opcionais com pinos I/O configuráveis para sinalização de alarmes, pinos de endereço ou controlo de utilizador
- Processador de medição de energia (EMP Energy Measurement Processor) com firmware integrado e memória flash que proporcionam ao utilizador:
 - Cálculos True RMS de corrente, tensão, frequência de linha, potência ativa, potência reativa, potência aparente e fator potência
 - Compensação da temperatura ambiente, tolerâncias dos sensores, offsets e componentes do filtro EMI
 - Dados de acumulação em tempo real baseados num número inteiro de ciclos AC
 - Rotinas de calibração para facilidade de fabrico
 - Duas entradas de tensão alternativas para a conexão de sensores térmicos

Destas, aquelas que se destacam e que são mais importantes para o projeto são o facto de serem efetuados os cálculos da potência ativa, reativa e aparente automaticamente pelo integrado, o que simplifica o processo. Outra funcionalidade importante são as interfaces de comunicação que são necessárias para comunicar com a plataforma computacional escolhida.

18 Plataforma de hardware

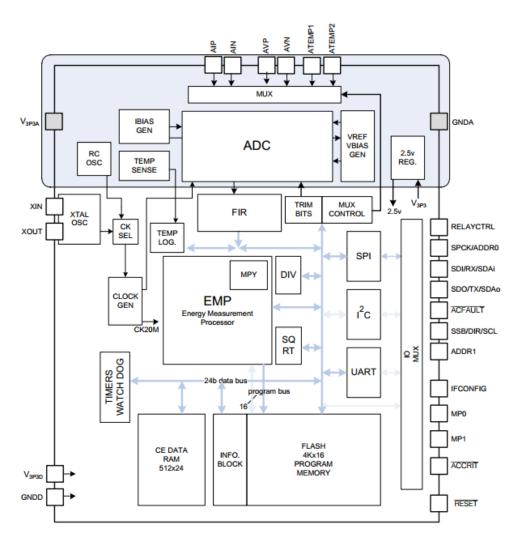


Figura 3.2: Diagrama com os funcion blocks do 78M6610+PSU [10]

19

3.1.1.2 Características técnicas

É apresentado na figura 3.2 um diagrama, onde o integrado se apresenta dividido em blocos funcionais, para se perceber a sua constituição.

É possível dividir o integrado em duas partes principais, uma delas associada à aquisição de dados onde se encontram o ADC e os sensores de temperatura, e a outra onde se encontram todos os componentes responsáveis pelo tratamento de dados e funcionalidades do IC.

Relativamente à parte de aquisição de dados destacam-se as entradas para a análise da tensão e da corrente, que são obtidas em modo diferencial. Tanto a entrada para a tensão como a entrada para a corrente deve ser redimensionada para um VrmsMAX = 176.78 mV.

Relativamente à parte de processamento e comunicações importa destacar a memória flash existente que permite efetuar a configuração dos registos de calibração do aparelho e também as interfaces de comunicação que podem ser utilizadas em modo mutuamente exclusivo, ou seja, se uma delas estiver ativa as outras ficam inativas. O integrado possui ainda uma série de registos internos que podem ser acedidos para obter os mais diversos tipos de informações como a potência aparente, ativa e reativa, valores de tensão e corrente RMS, fator potência, frequência, etc. Estes registos podem ter diversos formatos como inteiros com ou sem sinal, vírgula flutuante, entre outros que são descritos na datasheet.

3.1.2 Interface de medição de corrente

O sistema de aquisição de dados necessita de uma interface de medição de corrente. Dadas as características do integrado escolhido e a facilidade de implementação, destacaram-se duas soluções para realizar esta medição: os shunts resistivos e os transformadores de corrente.

Optou-se por escolher a utilização de um transformador de corrente. Algumas das vantagens que suportaram esta escolha foram o facto deste ser de utilização menos intrusiva, apresentar isolamento elétrico e ser de mais fácil implementação.

O transformador de corrente escolhido foi o efergy MINI CT SENSOR (figura 3.3). Este foi escolhido porque estava à disposição no laboratório e apresentava características compatíveis com as medições a realizar.

Segundo [11], este transformador de corrente apresenta as seguintes características:

Alcance do sensor de tensão: 110V-300V

• Correntes medidas: 50mA - 95A

Assim sendo, dado que o transformador se destina a servir de interface de medição para tensões de 230V e correntes não superiores a 30A, que são os valores existentes na maioria das habitações em Portugal [12], conclui-se que este apresenta as condições necessárias para que possa ser integrado no sistema de aquisição de sinal.

20 Plataforma de hardware



Figura 3.3: Efergy MINI CT SENSOR [11]

3.2 Plataforma computacional

A plataforma computacional é um elemento do módulo principal responsável pelo processamento dos dados obtidos através do sistema de aquisição de sinal e dos módulos portáteis. O equipamento escolhido para esta tarefa foi o Raspberry Pi (figura 3.4).



Figura 3.4: Raspberry Pi - modelo B

A escolha deste equipamento deveu-se ao facto de este ter uma capacidade de processamento bastante elevada, o que o torna atrativo para efetuar os procedimentos necessários para a identificação das cargas. Além disso, as suas interfaces de comunicação, o preço baixo e o facto de trazer uma distribuição do linux foram decisivos na escolha. Era também um dos requisitos que fosse utilizada uma plataforma embarcada de baixo custo. Não foram consideradas outras alternativas pois esta era de mais fácil acesso e recolhia as características pretendidas.

O Raspberry Pi é um mini computador com dimensões reduzidas e um preço bastante atrativo. Este pode ser utilizado para projetos eletrónicos e tem uma capacidade de processamento que o permite realizar muitas das tarefas que um computador consegue executar. Existem atualmente 2 modelos disponíveis, modelo A e B, e apresentam preços de \$25 (18.48€) e \$35 (28.88€) respetivamente. Este é compatível com sistemas operativos baseados em linux, sendo que a distribuição que irá ser utilizada nesta dissertação é a Raspbian.

Mais informações sobre este mini-pc encontram-se disponíveis em [13].

As principais características do Raspberry Pi são apresentadas na tabela 3.2, onde é também feita uma comparação entre o modelo A e o modelo B. Analisando esta tabela, destacam-se o processador e a memória que são os pontos que tornam este mini-PC tão poderoso. É também importante salientar que o facto deste apresentar UART, I²C e SPI como interfaces de comunicação, favorece a sua escolha, já que torna possível a comunicação com o módulo wireless e o medidor de energia.

Características técnicas	Modelo A	Modelo B
Chip	Broadcom BCM2835 SoC full HD multimedia applications processor	
CPU	700 MHz Low Power ARM1176JZ-F Applications Processor	
GPU	Dual Core VideoCore IV® Multimedia Co-Processor	
Memória	256MB SDRAM	512MB SDRAM
Ethernet	Não existente	onboard 10/100 Ethernet RJ45 jack
USB 2.0	Single USB Connector	Dual USB Connector
Saída de vídeo	HDMI (rev 1.3 & 1.4) Composite RCA (PAL and NTSC)	
Saída de áudio	3.5mm jack, HDMI	
Capacidade de armazenamento	SD, MMC, SDIO card slot	
Sistema operativo	Linux	
Dimensões	8.6cm x 5.4cm x 1.5cm 8.6cm x 5.4cm x 1.7cm	

Tabela 3.2: Características do Raspberry Pi [14]

3.3 Comunicação

3.3.1 Comunicação com o IC de medida de energia

Como já foi referido, o integrado de medida de energia utiliza UART, SPI e I²C como interfaces de comunicação. Numa primeira fase, foi utilizada a UART para aceder ao medidor de energia através do computador e poder efetuar alguns testes iniciais. Após esta fase, optou-se por se mudar para I²C devido a este ter uma taxa de transferência mais elevada o que traz vantagens na

22 Plataforma de hardware

monitorização das potências consumidas pelas cargas. Mais à frente serão apresentadas as formas de como estes protocolos são implementados para a comunicação com o integrado.

No IC existem registos de 24 bits onde são armazenados as suas variáveis. Estas podem ser acedidas através das interfaces de comunicação UART, SPI e I²C. Os registos têm endereços que estão apresentados na datasheet no integrado. Para aceder aos registos através das interfaces de comunicação SPI e I²C os endereços dos registos devem ser divididos por 3.

3.3.1.1 Endereço do dispositivo

O IC suporta comunicação multi-ponto, sendo que cada dispositivo tem um endereço que o identifica. Este endereço pode ser modificado através do registo DevAddr e do pino Addr0, havendo ligeiras diferenças entre o Device Address na UART e I²C. Na UART os bits 23 a 7 do registo DevAddr não têm efeito no endereço do dispositivo, sendo que os restantes devem ser colocados consoante a figura 3.5. Na interface I²C os bits 23 a 6 do registo DevAddr não têm efeito no endereço do dispositivo, sendo que os restantes devem ser colocados consoante a figura 3.5.

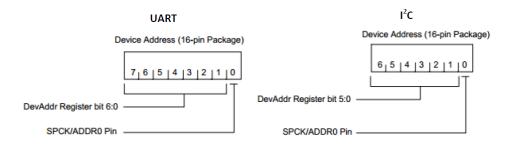


Figura 3.5: Configuração do registo DevAddr para UART e I²C [10]

3.3.1.2 UART

Este tipo de comunicação série funciona no modo mestre-escravo. Existem um conjunto de passos que devem ser seguidos por forma a realizar uma operação de leitura ou de escrita nos registos do integrado. Na figura 3.6 é apresentado um diagrama onde estão representados os passos e a ordem que devem tomar.

Cada um dos passos do diagrama representado na figura 3.6 é realizado utilizando uma trama que é constituída da forma que é apresentada na figura 3.7. Nesta trama, o header serve de código de sincronização, o byte count contém o número de bytes de todo o pacote, o payload é a parte da trama onde são enviados os comandos, endereços dos registos, a informação, etc. e o checksum fornece informação acerca da integridade do pacote. A fórmula para o cálculo da checksum é a seguinte:

Checksum=
$$0xFF$$
 – (Soma de todos os bytes) + 1 (3.1)

3.3 Comunicação 23

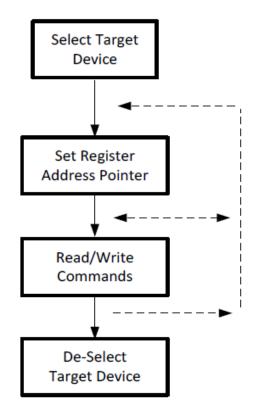


Figura 3.6: Diagrama com os passos para interação com os registos através da UART [10]

O checksum é um valor com um tamanho de 1 byte, sendo por isso o resultado desta fórmula entre 0x00 e 0xFF.

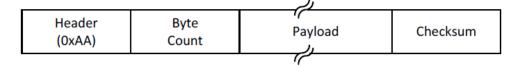


Figura 3.7: Pacote utilizado na comunicação através da UART [10]

Ainda relativamente ao payload, este contém sempre o comando a realizar e mediante necessidade o registo ou os dados necessários para o comando escolhido. Tanto os comandos como informações mais detalhadas sobre a utilização da UART do integrado pode ser consultados na datasheet do mesmo.

3.3.1.3 I^2C

A interface I²C utiliza os pinos SDAI, SDAO e SCL para efetuar a troca de dados. Esta suporta o modo escravo com capacidade para até 7 bits de endereços e opera a uma taxa de transferência que pode ir até aos 400 kHz. Esta interface proporciona acesso de leitura e escrita de registos de 24 bits alocados na memória RAM do integrado.

24 Plataforma de hardware

Existem algumas características que devem ser tidas em conta relativamente ao barramento onde o dispositivo se encontra ligado:

- A transferência de dados só deve ser iniciada quando o barramento não está ocupado.
- Durante a transferência de dados, a linha de dados deve permanecer estável sempre que a linha do clock estiver com o valor lógico 1. Sempre que esta condição não se verificar, será interpretado como uma condição de START ou STOP.

Existem também algumas condições do barramento que devem ser respeitadas para o correto funcionamento do mesmo:

- Barramento não ocupado: Tanto a linha de dados como a de clock devem estar HIGH para indicar uma condição de inatividade
- Iniciar a transferência de dados(Start condition): Uma transição HIGH para LOW na linha SDA enquanto a linha SCL está HIGH. Todos os comandos devem ser precedidos desta condição.
- Parar a transferência de dados(Stop condition): Uma transição LOW para HIGH na linha SDA enquanto a linha SCL está HIGH. Todas as operações devem ser terminadas com uma condição de paragem.
- Validade dos dados: Os dados enviados são considerados válidos quando depois de uma condição de inicio da transferência de dados a linha da transmissão de dados se encontra estável durante a condição HIGH da linha de clock. O estado da linha de dados deve ser alternada quando a linha de clock se encontra no estado LOW. Existe apenas um pulso de clock por cada bit de dados transmitidos. Todas as transferências devem ser iniciadas com uma condição de inicio de transferência de dados e terminadas com uma condição de paragem de dados.
- Confirmação (Acknowledge): Cada dispositivo, quando abordado, é obrigado a enviar um bit de acknowledge após a receção de cada byte para confirmar a receção do mesmo. O mestre tem também de enviar mais um bit extra de clock para a receção deste bit de acknowledge. O dispositivo que envia o acknowledge tem de colocar a linha SDA a LOW durante a bit de acknowledge do recetor.

Sempre que é pretendido enviar um comando, envia-se um byte de controlo (figura 3.8) que contêm 7 bits com o endereço do integrado e um bit com a informação se o comando é que leitura ou de escrita.

Para efetuar operações de escrita, a seguir ao start bit, envia-se o endereço do dispositivo seguido do bit de leitura/escrita (neste caso a 0 para indicar a intenção de escrever). Após receber o bit de acknowledge, envia-se o endereço de registo onde se pretende escrever os dados a enviar. De seguida enviam-se os dados a enviar em conjuntos de 8 bits intervalados por um acknowledge

3.3 Comunicação 25

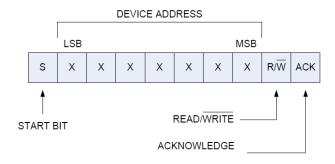


Figura 3.8: Representação do byte de controlo [10]

do escravo, sendo que a operação termina quando o mestre enviar um stop bit. Esta operação encontra-se representada na figura 3.9.

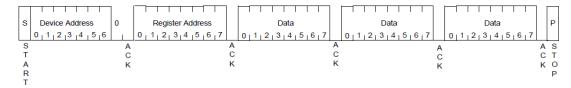


Figura 3.9: Representação da trama de escrita de 3 bytes utilizando I²C [10]

Para efetuar operações de leitura, utiliza-se um processo muito semelhante ao de escrita, só que aqui o bit de leitura/escrita coloca-se a 1. A leitura é feita a partir do endereço do registo que se encontra no registo Register Address, sendo que este registo contem sempre o último registo acedido e é incrementado automaticamente sempre que o 78M6610+PSU recebe um stop bit. Após a receção do bit de leitura e escrita, o escravo emite um acknowledge e transmite 8 bits de informação que são seguidos sempre de um acknowledge do mestre, sendo que o 78M6610+PSU só para de emitir a informação quando receber um stop bit do mestre. Nas figuras 3.10 e 3.11, são apresentados exemplos de uma leitura de dados e escrita no Register Address, respetivamente.

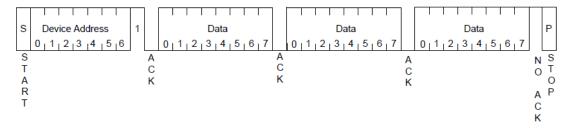


Figura 3.10: Representação da trama de leitura de 3 bytes utilizando I²C [10]

26 Plataforma de hardware

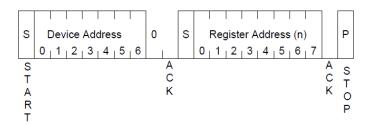


Figura 3.11: Representação da trama de escrita no Register Address utilizando I²C [10]

3.4 Interface de comunicação wireless

Para a interface de comunicação wireless foi escolhido um equipamento que fosse fácil de utilizar e capaz de realizar transferência de dados entre o módulo principal e os módulos portáteis. Para este efeito, o equipamento escolhido foi o XBEE DigiMesh 2.4 (figura 3.12), sendo que a sua disponibilidade imediata no laboratório foi um fator decisivo.



Figura 3.12: Xbee DigiMesh 2.4 [15]

O XBEE Digimesh 2.4 é um módulo de radiofrequência que utiliza um protocolo Digimesh ponto-a-ponto em 2.4GHz. Esta é uma solução simples de usar que se aplica ao trabalho em questão.

Algumas das mais relevantes características são apresentadas de seguida [16]:

• Taxa de transferência de dados por radiofrequência: 250 Kbps

• Alcance Indoor/Urbano: 30 m

• Alcance Outdoor: 90m

• Potência de transmissão: 1 mW

• Interface Série: 3.3V CMOS serial UART

• Método de configuração: AT & API

• Banda de frequência: 2.4 GHz ISM

• Taxa de transmissão série: Up to 115.2 Kbps

• Encriptação: 128-bit AES

• **Canais:** 16

• Tensão de alimentação: 2.8 – 3.4VDC

Algumas das características que se destacam são o alcance, que é suficiente para as aplicações em questão, a interface série, que é compatível com os outros equipamentos utilizados e a transferência de dados, que para os testes em questão é suficiente.

Capítulo 4

Algoritmos e software

O presente capítulo tem como objetivo descrever os métodos e algoritmos de classificação dos equipamentos e da desagregação das cargas. Serão introduzidas as redes neuronais, e a sua implementação no algoritmo de identificação de cargas.

4.1 Classificação e desagregação dos equipamentos

Para a deteção e identificação dos equipamento poderiam ser utilizados diferentes métodos, no entanto, optou-se por utilizar uma adaptação do algoritmo apresentado em [4], devido à sua simplicidade de implementação e à capacidade de identificar a maioria dos equipamentos elétricos pretendidos. As assinaturas utilizadas são baseadas na potência normalizada e os equipamentos são modelizados através do modelo ON/OFF. São ainda utilizadas redes neuronais para a identificação dos equipamentos detetados.

Na deteção dos equipamentos, são analisadas as assinaturas em regime estacionário, utilizando a potência complexa normalizada que serve para mitigar as variações de tensão existentes na rede, tal como foi referido no capítulo 2.

Na deteção de equipamentos ON/OFF, a variação de potência entre a assinatura ON é simétrica à variação de potência da assinatura OFF. O método para a encontrar estas assinaturas vai ser a deteção de degraus em regime estacionário da potência normalizada.

4.1.1 Algoritmo de Identicação

Nas figuras 4.1 e 4.13, são apresentados esquemas que dão a conhecer os passos que são tomados nos algoritmos de identificação dos equipamentos e de treino da rede neuronal, respetivamente. Estes são os dois algoritmos fundamentais por trás do conceito do projeto.

O algoritmo de identificação dos equipamentos é aquele que está responsável pela desagregação da carga total consumida por estes. Na figura 4.1 estão apresentados os passos mais importantes que são efetuados no processo de desagregação e identificação das cargas.

O treino da rede neuronal (figura 4.13) é um processo que tem de ser efetuado antes do de identificação de equipamentos, para que a rede neuronal consiga reconhecer as assinaturas que lhe

foram introduzidas. Este algoritmo contém alguns dos passos que são efetuados no algoritmo de identificação dos equipamentos, visto que o processo de obtenção das assinaturas é igual.

O algoritmo de identificação e desagregação representado na figura 4.1, é executado no módulo central e tem por objetivo detetar os equipamentos que foram ativos ou inativos e identificá-los utilizando uma rede neuronal previamente treinada. Este algoritmo é executado em sequência e sempre que é detetado uma variação em degrau no sinal analisado, essa é introduza na rede neuronal para identificar o equipamento elétrico que a gerou.

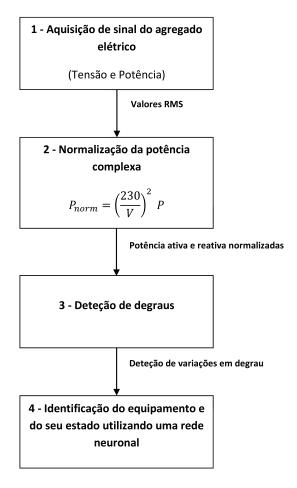


Figura 4.1: Algoritmo de identificação dos equipamentos

Em seguida são descritos os passos do algoritmo representado na figura 4.1:

• Aquisição do sinal do agregado elétrico

Nesta etapa são recolhidos os valores RMS da tensão, potência ativa e reativa do local se pretende desagregar as cargas (e.g. quadro elétrico).

• Normalização da potência complexa

A normalização faz com que os efeitos da variação da tensão medida, que pode afetar a potência consumida pelos equipamentos até $\pm 20\%$ [4], sejam eliminados. Os passos seguintes

serão realizados já com os valores normalizados. As vantagens e objetivos da normalização foram introduzidos na secção 2.4.1.2.

Nesta etapa, os valores da potência complexa, recolhidos no passo anterior, são normalizados através da fórmula:

$$P_{norm} = \left(\frac{230}{V}\right)^2 P \tag{4.1}$$

• Deteção de degraus

A deteção de degraus é uma fase decisiva, pois é aqui que vão ser detetadas as variações no consumo de potência relativos aos equipamentos.

Na figura 4.2, é apresentado um gráfico onde estão presentes os consumos do agregado de alguns equipamentos elétricos. Estas medidas foram efetuadas utilizando o sistema de aquisição de sinal desenvolvido e pretende demonstrar o desafio da deteção dos eventos ON/OFF analisando o agregado de cargas.

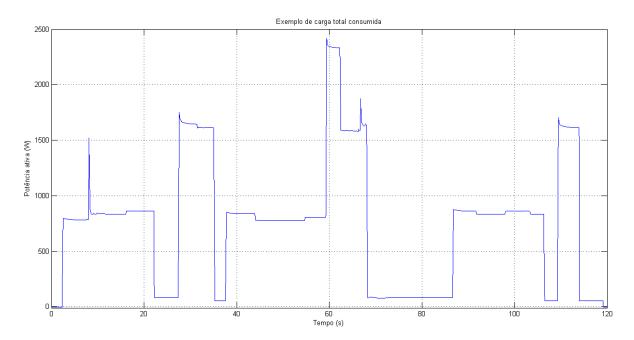


Figura 4.2: Variação da carga total consumida provocada pela alteração de estado de alguns equipamentos elétricos

Para a deteção destes degraus, é analisado um fluxo de dados com as potências normalizadas e são detetadas diferenças entre períodos de mudança e períodos estacionários. A figura 4.3 é um bom exemplo onde é feita essa deteção. Nela pode ver-se a existência de uma janela temporal deslizante com uma dimensão de 20 ciclos, onde é analisado o desvio padrão desse conjunto de pontos para verificar se se está perante uma zona estacionária ou de mudança.

O desvio padrão foi o parâmetro escolhido para detetar as zonas de transição pois quando todos os valores na janela temporal estão aproximadamente iguais, este apresenta um valor próximo de zero. Quando existem variações em degrau, o desvio padrão aumenta até um determinado limite e diminui à medida que o degrau vai passando pela janela.

Quando aparece uma zona de mudança entre duas zonas estacionárias é feita a diferença das médias entre a zona estacionária atual e a antiga, sendo que se esta diferença exceder um determinado limite mínimo, é detetado um degrau com o valor dessa variação.

A probabilidade ocorrência de dois degraus simultâneos é baixa, visto que o período de amostragem é de 0.1 segundos. Caso esta situação ocorra, será obtido um valor errado da transição. Esta é uma das desvantagens deste método de deteção de cargas, no entanto, dada a sua baixa probabilidade de ocorrência optou-se por ignorar esta situação. Para contornar este problema, teriam de ser utilizados outros métodos.

Dois valores fundamentais que são analisados da janela temporal são a média e o desvio padrão, pois são estes que vão servir para determinar o tamanho do degrau e a existência do mesmo, respetivamente. Para determinar a alteração entre uma zona de mudança e uma zona estacionária é estabelecido um limite máximo para o desvio padrão que é aceitável para que essa zona seja estacionária. Este limite máximo foi escolhido tendo em conta testes efetuados, que permitiram obter uma estimativa do valor a partir do qual seria aceitável assumir uma variação no desvio padrão como um degrau.

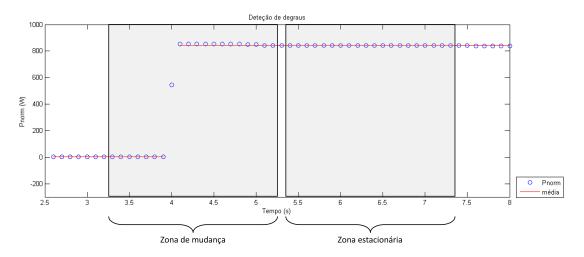


Figura 4.3: Exemplificação do processo de identificação de degraus

• Identificação do equipamento e do seu estado utilizando uma rede neuronal

Esta é a etapa final para a identificação dos equipamentos, pois é aqui que eles são reconhecidos através da potência por eles consumida. Esta identificação é realizada com recurso a uma rede neuronal previamente treinada para reconhecer a assinatura dos equipamentos que lhe foram ensinados. A rede neuronal recebe na entrada a potência ativa e reativa do

4.2 Redes Neuronais 33

equipamento detetado através do método referido no item anterior, e retorna o equipamento identificado e o seu estado.

Antes de explicar o algoritmo de treino da rede neuronal, é importante realizar uma primeira abordagem sobre o que são as redes neuronais. Este tema será tratado na secção seguinte.

4.2 Redes Neuronais

Nesta secção será feita uma apresentação daquilo que são as redes neuronais e serão explicados alguns dos conceitos e características mais importantes. Aqui serão ainda referidos aspetos relativos à aplicação das redes neuronais na identificação dos equipamentos detetados. Muitos dos conceitos e definições introduzidos nesta secção basearam-se no livro de S.Haykin [17].

4.2.1 Introdução

4.2.1.1 Definição

Redes neuronais são algoritmos de processamento que são modelizados seguindo a estrutura do córtex cerebral do mamífero, mas numa escala muito mais pequena [18]. Em seguida é apresentado uma definição de rede neuronal que foi transcrita de [17]:

"Uma rede neural é um processador distribuído massivamente paralelo composta por um simples unidades de processamento, que tem uma propensão natural para armazenar conhecimento exponencialmente e torná-lo disponível para uso. Assemelha-se ao cérebro em dois aspetos:

- 1 . O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem.
- 2 . Forças de conexão interneurónio , conhecidas como pesos sinápticos, são utilizados para armazenar o conhecimento adquirido."

[17, chap1 Introduction]

4.2.1.2 Características

As redes neuronais têm um conjunto de características e propriedades, sendo que algumas serão descritas em seguida:

- Não-linearidade. Uma rede neuronal pode ser linear ou não linear, no entanto, a característica da não linearidade oferece-lhe a capacidade de lidar com diferentes problemas não lineares mais complexos.
- Mapeamento Input-Output. As redes neuronais são mapeadas como um conjunto de entradas e saídas.

- Adaptabilidade. Esta é uma característica que permite às redes neuronais que se adaptem
 às características do ambiente envolvente. Uma rede neuronal treinada para atuar num ambiente específico pode ser retreinada facilmente para se adaptar a pequenas mudanças nesse
 ambiente.
- Resposta baseada em evidências. Uma rede neuronal pode ser desenhada para fornecer informação não só sobre um determinado padrão a selecionar, mas também sobre a confiança da decisão tomada.
- Informação contextual. Todos os neurónios na rede neuronal podem ser afetados pela atividade global de todos os neurónios.
- Tolerância a falhas. Devido ao facto de a informação armazenada na rede neuronal ser distribuída, a falha tem de ser grande para que a resposta global da rede neuronal seja gravemente afetada.

4.2.1.3 Modelo do neurónio

O neurónio e uma unidade de processamento de informação que é fundamental para o funcionamento de uma rede neuronal. A figura 4.4 apresenta um modelo de um neurónio. Destacam-se os seguintes elementos:

- Entradas, que correspondem a um estímulo recebido e que representa o estado do neurónio
 j.
- Sinapses ou conexões que são caracterizadas por pesos (W_{kj}) que estabelecem a ligação entre o neurónio j (anterior) e k (atual). Salienta-se o facto da maneira como é escrito o índice do peso da sinapse, sendo que o primeiro (k) se refere ao neurónio em questão e o segundo (j) se refere à entrada da sinapse. O valor do peso da sinapse pode variar entre valores positivos e negativos. Os valores que estas sinapses podem tomar pertencem ao conjunto dos números reais.
- Um **somador** (Σ) para somar os sinais de entrada, pesados pelas respetivas sinapses.
- Uma função de ativação para limitar a amplitude de saída do neurónio. Tipicamente a saída normalizada do neurónio encontra-se num intervalo entre [0, 1] ou [-1, 1].
- O neurónio incluí ainda um valor de **desvio** (bias) (b_k) , que tem o efeito de aumentar ou diminuir o valor da entrada na função de ativação.

O modelo da figura 4.4 pode ser descrito ainda pelas seguintes equações matemáticas:

$$u_k = \sum_{j=1}^{m} w_{kj} x_j (4.2)$$

4.2 Redes Neuronais 35

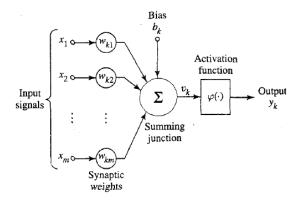


Figura 4.4: Modelo de um neurónio de uma rede neuronal [17]

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \tag{4.3}$$

onde $x_1, x_2, ..., x_m$ são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, ..., w_{km}$ são as sinapses ponderadas no neurónio k; u_k é a combinação linear dos sinais de entrada; b_k é o sinal de desvio; $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação; e y_k é o sinal de saída do neurónio. O sinal de bias tem o efeito de aplicar uma transformação afim à saída da combinação linear u_k :

$$v_k = u_k + b_k \tag{4.4}$$

Em particular, dependendo se o desvio b_k é positivo ou negativo, a relação entre o campo induzido local v_k do neurónio k e a combinação linear da saída u_k é modificada como é mostrado na figura 4.5; usando-se assim o termo "campo induzido local"[17].

Na figura 4.5 é representado num gráfico a influência do bias na transformação afim.

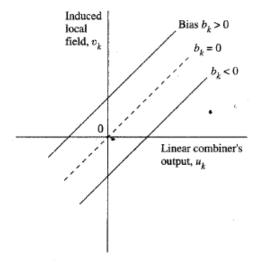


Figura 4.5: Transformação afim produzida pela presença do bias; notar que $v_k = b_k$ em $u_k = 0$ [17]

4.2.1.4 Funções de ativação

A função de ativação (φ) define a saída do neurónio em termos do campo induzido local v. De seguida são apresentadas 3 tipos de funções de ativação:

1 . Threshold Function

Esta função é representada pela seguinte função matemática:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \ge 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases}$$
 (4.5)

O gráfico correspondente à função de threshold é apresentado na figura 4.6.

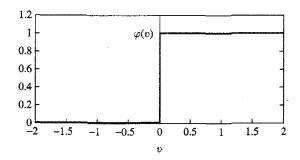


Figura 4.6: Threshold Function [17]

Esta é também conhecida como função Heaviside.

2 . Piecewise-linear function

Esta função é representada pela seguinte equação:

$$\varphi(v) = \begin{cases}
1, & v \ge +\frac{1}{2} \\
v, & +\frac{1}{2} > v > -\frac{1}{2} \\
0, & v \le -\frac{1}{2}
\end{cases}$$
(4.6)

A função é apresentada na figura 4.7.

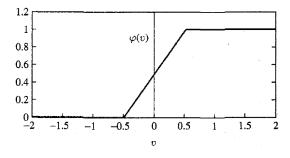


Figura 4.7: Piecewise Linear Function [17]

4.2 Redes Neuronais 37

3 . Sigmoid Function

Esta função pode ser representada por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \tag{4.7}$$

Na figura 4.8 é apresentado o gráfico desta função.

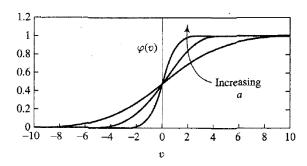


Figura 4.8: Sigmoid Function [17]

Esta é a função de ativação mais utilizada na construção de redes neuronais. Ao variar o parâmetro *a*, obtêm-se diferentes declives, como é ilustrado na figura. Uma característica que também é importante é o facto desta função ser diferenciável.

4.2.1.5 Arquitetura das redes neuronais

As redes neuronais podem assumir diferentes estruturas, sendo que estas estão intimamente relacionadas com os algoritmos de aprendizagem usados para a treinar.

Seguidamente serão identificados 3 tipos diferentes de arquiteturas das redes neuronais:

1 . Single-Layer Feedforward Networks

Esta é a arquitetura mais simples de uma rede neuronal por camadas onde os neurónios são organizados em camadas.

Numa Single-Layer Feedforward Networks existe uma camada de entrada que flui para uma camada de saída de neurónios, no entanto as saídas não fornecem feedback para as entradas, originando o feedforward. Esta é chamada de Single-Layer pois refere-se à camada de saída dos nós ou neurónios, já que não se contam a camada de entrada porque nenhum calculo é efetuado aí.

A figura 4.9 apresenta um exemplo de uma rede neuronal deste tipo.

2 . Multilayer Feedforward Networks

A diferença deste tipo de rede neuronal consiste na existência de uma ou mais camadas ocultas (hidden layers). Aos nós destas camadas ocultas chamam-se neurónios ocultos (hidden neurons). Esta camada oculta tem como função intervir entre os inputs e a os outputs.

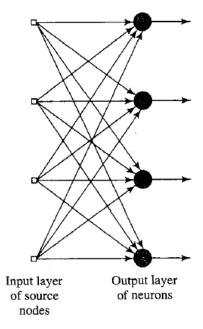


Figura 4.9: Feedforward network com uma única camada de neurónios [17]

O acréscimo desta camada oculta permite a extração de estatísticas de maior ordem, adquirindo assim a rede neuronal uma perspetiva mais global [17].

A figura 4.10 apresenta um exemplo de uma rede neuronal deste tipo. Esta é também uma rede neuronal "fully connected" (conexões totais), pois todos os nós em cada camada estão ligados a todos os nós na camada adjacente seguinte. Se alguma dessas ligações não existisse seria partially connected (parcialmente ligada).

3 . Recurrent Networks

Uma rede neuronal recorrente é diferente das referidas anteriormente pois apresenta pelo menos um loop de realimentação. A presença de loops de realimentação tem um grande impacto na capacidade de aprendizagem e na performance.

Na figura 4.11 é apresentado um exemplo de uma rede neuronal do tipo recorrente.

4.2.1.6 Algoritmos de aprendizagem e treino

A aprendizagem e capacidade de generalização são factos que tornam as redes neuronais interessantes. Depois de treinada, a rede neuronal consegue obter a resposta correta da saída para novas condições de entrada, devido às suas capacidades de generalização e aprendizagem.

Existem regras de aprendizagem que são utilizadas para ajustar os pesos das conexões. Uma destas regras de aprendizagem é a delta rule:

• Delta rule

4.2 Redes Neuronais 39

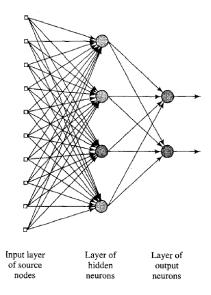


Figura 4.10: Feedforward network com uma hidden layer e uma output layer [17]

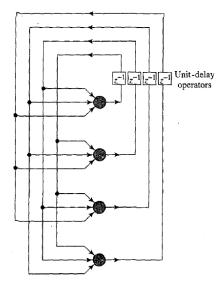


Figura 4.11: Recurrent network sem neurónios ocultos [17]

Nesta Regra, os pesos são ajustados mediante o erro entre a saída e a referência. Se houver diferenças entre a saída $(y_k(n))$ e o valor desejado $(d_k(n))$, é gerado um erro $(e_k(n))$:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \tag{4.8}$$

O objetivo é minimizar a função de custo mediante o erro:

$$E(n) = \frac{1}{2}e_k^2(n) \tag{4.9}$$

Por fim, obtém-se a delta rule (4.10), onde a rede fica otimizada para minimizar E, dependendo dos pesos das conexões.

$$\Delta w_{ki}(n) = \eta e_k(n) x_i(n) \tag{4.10}$$

A figura 4.12 ilustra a aprendizagem através da correção do erro entre a saída obtida e a desejada.

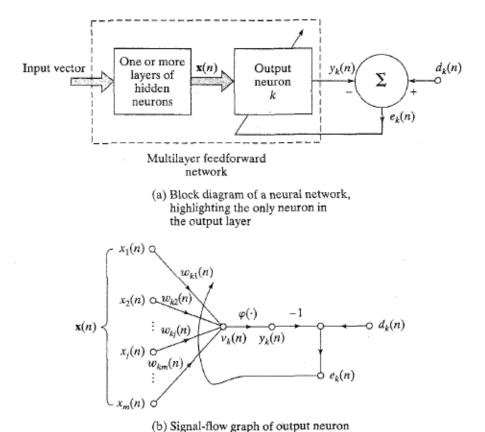


Figura 4.12: Representação da aprendizagem através da correção do erro [17]

Outra regra que é utilizada para ajustar o peso das conexões é a Hebb rule:

4.2 Redes Neuronais 41

• Hebb rule

A Hebb rule é baseada em duas regras fundamentais:

 Se dois neurónios de ambos os lados de uma sinapse (conexão) são ativadas ao mesmo tempo (isto é, sincronamente), então a força dessa sinapse é seletivamente aumentada.

2 . Se dois neurónios de ambos os lados de uma sinapse são activados de forma assíncrona, então essa sinapse é seletivamente enfraquecida ou eliminada.

[17, chap2 Introduction]

A adaptação dos pesos das conexões através da Hebb rule é expressa da seguinte forma:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta y_k(n) x_j(n) \tag{4.11}$$

Esta é a forma mais simples de descrever a aprendizagem Hebbian (Hebbian Learning).

Pata terminar este tópico, de seguida são apresentados alguns algoritmos de treino das redes neuronais:

- Back Propagation: Este é o algoritmo mais conhecido e usado. Este é um algoritmo algo lento e tem um parâmetro de taxa de aprendizagem ajustável. Esta é uma generalização da Delta rule para redes neuronais feedforward multi-layered.
- Quick Propagation: Este algoritmo é mais rápido que o de back propagation. É uma modificação heurística do algoritmo de back propagation que assume localmente uma superfície quadrática de erro com forma parabólica.
- RPROP (Resilient Propagation): É mais rápido que o algoritmo anterior. É uma variação do algoritmo de back propagation que considera o sinal da derivada parcial dos padrões para indicar a direção da adaptação dos pesos.

4.2.2 Implementação

A utilização das redes neuronais nos algoritmos de identificação tiveram como objetivo o reconhecimento das assinaturas dos equipamentos que são detetados. Assim, para que isso fosse possível foi necessário pensar numa abordagem para construir a rede neuronal.

A abordagem optada para a construção da rede neuronal obedeceu aos seguintes pontos:

- A rede neuronal irá ter 2 entradas correspondentes às potências ativas e reativas dos equipamentos a identificar.
- O número de saídas é variável (n) mediante o número de equipamentos que forem adicionados ao sistema. Começará com n = 1 e à medida que foram adicionados equipamentos o n irá aumentar.

- As potências de entrada podem ser positivas ou negativas e estão normalizadas para que
 o alcance dos valores esteja contido entre [-1,1], sendo que 1 corresponde ao valor máximo assumido que um equipamento pode consumir (230V * 30A = 6900W) e o valor -1
 corresponde ao inverso indicando uma queda no consumo de potência do equipamento.
- Os valores de saída podem variar entre [-1, 1], sendo que estes correspondem à probabilidade que o equipamento de ter sido detetado. Por exemplo, se na saída 1 estiver um valor de 0.90, existe uma grande probabilidade de o equipamento 1 ter sido ligado. Se o valor fosse -0.90, existiria uma grande probabilidade de este se ter desligado. Uma probabilidade próxima de 0 significa que a transição detetada não corresponde ao equipamento em questão. A saída pode ser uma interpretação probabilística ou de grau de semelhança.
- Cada nó na camada de saída corresponde ao estado de um equipamento.

Esta foi a metodologia utilizada, não havendo métodos empíricos que garantissem que esta fosse a mais adequada para este tipo de questão. Baseou-se em testes efetuados em laboratório, tendo os resultados sido aceitáveis. Provavelmente poderão existir outros métodos mais vantajosos, sendo caso haja intenção de prosseguir o tema seria bom explorar.

Na realização de uma rede neuronal, questões como o número de nós ocultos, o tipo de função de ativação e a regra de aprendizagem utilizada também se colocam.

A questão do número de nós na hidden layer (camada oculta) é importante, já que tem influência direta nos resultados obtidos. Uma hidden layer com poucos neurónios resultará num problema de underfitting (rede neuronal não reconhece o padrão do conjunto de elementos de treino). Isto acontece quando há poucos neurónios na hidden layer para conseguir detetar os sinais de um conjunto de dados de entrada. Pelo contrário, se forem usados demasiados neurónios na hidden layer, podem resultar problemas de overfitting (rede neuronal adaptou-se demasiado aos dados de aprendizagem, perdendo capacidade de generalização). Estes problemas ocorrem quando a rede neuronal tem tanta capacidade de processamento que a quantidade de dados utilizada para a treinar não é suficiente para treinar todos os neurónios da camada oculta. Além disto, mesmo que a quantidade de dados para treinar a rede neuronal seja suficiente, o tempo necessário para o fazer pode tornar-se demasiado elevado. A escolha do número de nós para o problema da identificação dos equipamentos, foi baseada em alguns artigos lidos [19] e alguns testes efetuados em laboratório, tendo-se chegado à seguinte fórmula para o seu cálculo:

 n^{o} de neurónios ocultos= (n^{o} de neurónios de entrada+ n^{o} de neurónios de saída) * $\frac{2}{3}$ (4.12)

A função de ativação escolhida, mediante o tipo de entrada e saída foi a sigmoid function com a saída a variar entre [-1, 1]. O valor escolhido para o parâmetro *a* foi 1.

Para a regra de aprendizagem, foram experimentadas todas as que estavam disponíveis no programa utilizado para a criação da rede neuronal, sendo que a que obteve melhor desempenho e resultados foi a RPROP.

4.2 Redes Neuronais 43

Para implementar a rede neuronal em C++, foi utilizado um software open source disponível em [20] e que implementa multilayer artificial neural networks. O software está bem documentado, com muitos exemplos e não é de difícil utilização.

4.2.3 Algoritmo de treino da rede neuronal

O Algoritmo de treino da rede neuronal representado na figura 4.13, pode ser dividido em duas partes, uma parte de deteção das assinaturas realizada no módulo portátil, e uma parte de treino da rede neuronal realizada no módulo principal. A primeira parte inclui os passos 2 a 5, onde são guardados num ficheiro as assinaturas do equipamento em questão, para que mais tarde possam ser utilizadas para treinar a rede neuronal. A segunda parte é iniciada quando o utilizador identifica o equipamento elétrico que o módulo portátil vai monitorizar, e termina após o treino da rede neuronal com os dados que foram transmitidos pelo módulo portátil relativos ao equipamento monitorizado.

Este algoritmo deve ser executado sempre que existir um novo equipamento elétrico que necessite de ser reconhecido.

Após a análise da figura 4.1, é importante explicar também os passos que são seguidos no algoritmo de treino da rede neuronal (figura 4.13). Este algoritmo tem alguns passos iguais ao algoritmo de identificação de equipamentos, sendo por isso apenas mencionadas as etapas novas que aparecem:

• identificação do equipamento

O treino da rede neuronal consiste em recolher assinaturas das potências ativa e reativa do equipamento isolado através do módulo portátil. Para isso, o utilizador coloca o modulo portátil a recolher essa assinatura associando-lhe um número de equipamento, para que assim este possa ser reconhecido pela rede neuronal.

Esta identificação é única para cada dispositivo, não podendo existir outro equipamento com a mesma identificação.

• Aquisição de sinal utilizando o módulo portátil

Nesta etapa são recolhidos os valores RMS da tensão, potência ativa e reativa que estão associados ao equipamento que se pretende analisar. Estes valores são obtidos a partir do módulo portátil. Os dados aqui obtidos serão posteriormente processados.

• Adicionar potências, estado e número de equipamento a um ficheiro

Após a realização da etapa de deteção de degraus, as variações de potência complexa aí detetadas serão adicionadas a um ficheiro juntamente com a identificação do equipamento em questão e o estado detetado para que este possa vir a ser usado no treino da rede neuronal. Este ficheiro deve conter múltiplas amostras retiradas de vários equipamentos para que possa fornecer uma boa quantidade de informação à rede neuronal.

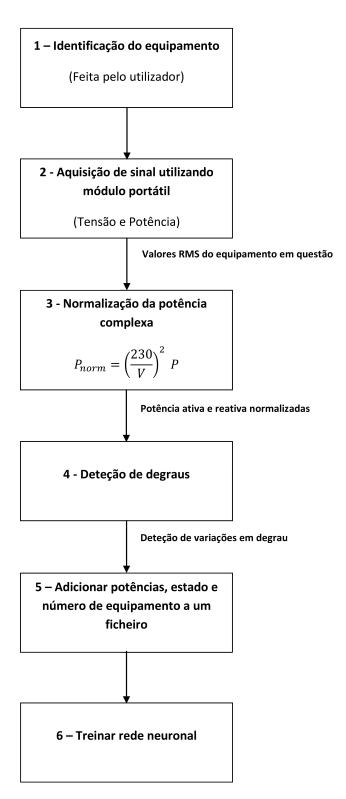


Figura 4.13: Algoritmo de treino da rede neuronal

4.2 Redes Neuronais 45

• Treinar rede neuronal

Por fim, o último passo a realizar neste algoritmo é o treino da rede neuronal. Aqui será utilizado o ficheiro onde no passo anterior foram colocadas as assinaturas recolhidas para treino de uma rede neuronal que posteriormente será utilizada para a identificação dos equipamentos elétricos no algoritmo de identificação dos equipamentos.

Capítulo 5

Resultados, testes e validação

Neste capítulo vão ser apresentados alguns dos testes efetuados para realizar a validação e a calibração do sistema. Serão ainda apresentados alguns dos resultados obtidos com os ensaios realizados.

5.1 Descrição do ensaio

O sistema foi desenvolvido para identificar os equipamentos através do quadro elétrico. Foi elaborado um ensaio para simular com grande fidelidade o propósito a que este equipamento se destina. Os ensaios foram feitos numa habitação real, com equipamentos comuns que são utilizados no dia-a-dia, pois no laboratório seria difícil o acesso a uma gama de equipamentos tão vasta.

Para os ensaios, o quadro elétrico foi simulado por uma extensão com 6 tomadas ligado a uma tomada comum de 230 V_{RMS} . O sinal de tensão foi retirado através de uma conexão em paralelo com a tomada elétrica e foi ligado ao sistema de aquisição depois de redimensionado. O sinal de corrente foi retirado com o auxílio de um transformador de corrente ligado à fase do fio do cabo da extensão e posteriormente foi também este, depois de redimensionado, ligado ao sistema de aquisição. Na figura 5.1 é apresentado um diagrama que representa a montagem feita para efetuar testes.

Os testes realizados serviram essencialmente para verificar o desempenho dos algoritmos de deteção, treino das redes neuronais e identificação dos equipamentos elétricos.

5.2 Calibração do sistema de medida

Os valores fornecidos pelo equipamento de medida tiveram de ser calibrados para que pudessem ser utilizados. Essa calibração foi feita com o auxílio do multímetro PCE-UT803.

O integrado utilizado no equipamento de medida é sofisticado, e contém registos que permitem fazer o ajuste de escala (scaling registers). Os valores calculados para estes registos podem ser guardados na memória flash, pelo que apenas necessitam de ser configurados uma vez.

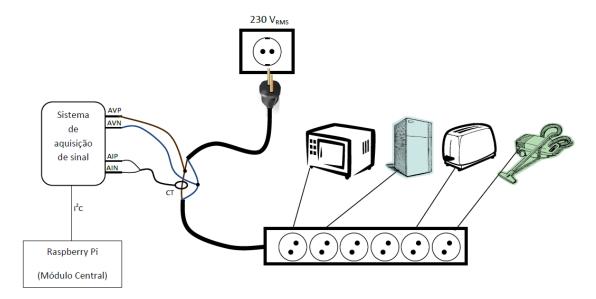


Figura 5.1: Diagrama da montagem de testes

Em seguida são apresentados exemplos de como obter os valores para o scaling register mediante a resolução pretendida:

• Tensão:

Se para uma entrada de 230 V for pretendido uma resolução de 1mV, o valor a ser colocado no registo VSCALE deve ser:

$$VSCALE = 230 * 1000 = 230000 \tag{5.1}$$

• Corrente:

Se para um valor de 30 A for pretendido uma resolução de 1 mA, o valor do registo ISCALE deve ser:

ISCALE=
$$30*1000 = 30000$$
 (5.2)

• Potência:

Para ajustar o valor do registo responsável pela resolução da potência, é necessário multiplicar o valor do valor de fim de escala da tensão pelo valor de fim de escala da corrente e pelo valor pretendido de resolução. Assim, para 1mW de resolução:

$$PSCALE = 230 * 30 * 1000 = 6900000$$
 (5.3)

Para este ensaio, o integrado foi calibrado usando como valores nos registos de escala:

• VSCALE: 230000

• ISCALE: 30000

• PSCALE: 6900000

Após a configuração dos scaling registers é necessário converter os valores que estão contidos nos registos que representam as grandezas que se pretendem medir. Estes registos não contêm valores com significado físico, sendo que os valores que apresentam são relativos ao valor amostrado pelo ADC.

• Método para a calibração da tensão

Para a calibração da tensão foram feitas várias medidas de tensões com o multímetro e comparadas com os valores fornecidos pelos registos de tensão do integrado. Na tabela A.1 são apresentados os valores medidos com o multímetro e com o integrado.

Após a obtenção das medidas, foi construído um gráfico com uma linha de regressão linear que representa a relação entre os valores reais medidos e os valores apresentados no registo do integrado. Esse gráfico está representado na figura 5.2.

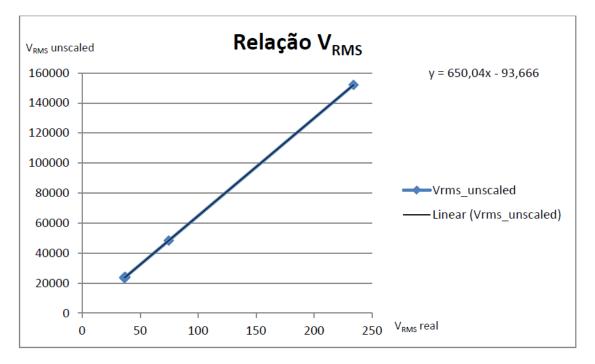


Figura 5.2: Relação entre V_{RMS} real medido e V_{RMS} presente no registo do integrado (unscaled)

Deste gráfico retira-se a seguinte relação entre os valores do registo do integrado relativos à medida da tensão e o valor real da tensão medida:

$$V_{RMS}Integrado = 650.04 * V_{RMS}Real - 93.666$$
 (5.4)

• Método para a calibração da corrente

Para a calibração da corrente foram usadas várias correntes medidas com o multímetro e comparadas com os valores fornecidos pelos registos de corrente do integrado. Foi utilizado um reóstato para fazer variar a corrente medida. Na tabela A.1 são apresentadas as medições efetuadas.

Após a obtenção das medidas, foi construído um gráfico com uma linha de regressão linear que representa a relação entre os valores reais medidos e os valores apresentados no registo do integrado. Esse gráfico está representado na figura 5.3.

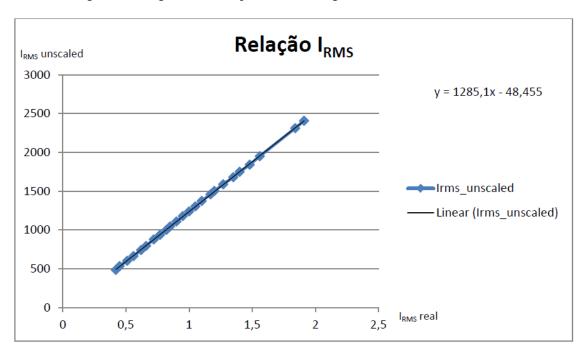


Figura 5.3: Relação entre I_{RMS} real medido e I_{RMS} presente no registo do integrado (unscaled)

Deste gráfico retira-se a seguinte relação entre os valores do registo do integrado relativos à medida da corrente e o valor real da corrente medida:

$$I_{RMS}$$
Integrado = 1285.1* I_{RMS} Real - 48.455 (5.5)

5.3 Testes

Nas secções seguintes serão apresentados os testes efetuados para analisar a capacidade de deteção e identificação das cargas do equipamento desenvolvido.

5.3.1 Identificação de eventos ON/OFF

Para testar o desempenho do detetor de eventos ON/OFF, foram elaborados um conjunto de testes que consistem na transição ON/OFF de alguns equipamentos e posteriormente na verificação

5.3 Testes 51

se estes são detetados com sucesso pela plataforma computacional. Com este teste será possível verificar até que ponto o algoritmo responsável pela deteção tem o desempenho pretendido.

Este teste foi efetuado tendo em consideração as limitações impostas pela função deteção de degraus. Para evitar problemas com a variação de potência de certos equipamentos, foi definido um limite mínimo desta variação para que pudesse ser considerado uma alteração de estado de um equipamento. O limite estabelecido foi de 50 W. Este valor resultou de um conjunto de testes efetuados onde se observou as variações que certos equipamentos apresentavam, tendo-se optado por um valor mais elevado para compensar essas variações. O valor não é ideal, no entanto, não inviabiliza a deteção das cargas mais influentes no consumo energético.

Na tabela 5.1 são apresentados os resultados dos testes efetuados. Nela estão os equipamentos que foram submetidos a teste, as duas características elétricas, o número de transições reais e o número de deteções que foram feitas com sucesso. Foram realizados 30 transições em cada um dos dispositivos.

Os equipamentos utilizados no teste foram conectados à extensão com seis tomadas e foram ligados e desligados, tendo o resultado dessa deteção sido anotado. Este teste incluiu a deteção de transições, mesmo quando outros equipamentos já se apresentavam ligados, para tornar os resultados mais reais.

Equipamento	Assinatura (VA)	Nº de transições ON/OFF	Nº de deteções
Frigorífico	209.28+198.26i	30	30
Torradeira	873.75-91.04i	30	30
Tostadeira	875.58-87.00i	30	30
Secador de cabelo	1729.03-128.85i	30	30
Microondas	1394.95+11.26i	30	30
Aspirador	1252.24+563.72i	30	30

Tabela 5.1: Teste de deteção de eventos ON/OFF

Os dados apresentados na tabela, referentes ao teste efetuado, são bastante positivos, já que das 30 transições efetuadas, todas elas foram detetadas.

Na figura 5.4 é apresentado um gráfico onde se podem ver algumas das variáveis mais importantes na deteção de degraus. A azul pode ver-se a potência consumida pelo equipamento (neste caso uma torradeira), a vermelho vê-se a variação do desvio padrão com uma janela de 20 amostras e a preto vê-se quando é detetado o regime permanente.

5.3.2 Identificação dos equipamentos

Para testar o desempenho deste método foi criada uma rede neuronal treinada para reconhecer alguns equipamentos e posteriormente identificá-los. Com a realização deste teste será possível verificar se a identificação de equipamentos através de redes neuronais obtém um bom desempenho. Caso a identificação com recurso às redes neuronais obtenha uma taxa de sucesso elevada (grande percentagem de identificações), confirma-se que esta é uma solução viável para esta tarefa.

Para a criação do ficheiro para treinar a rede neuronal, foram feitas medidas individualmente a cada dispositivo. Estas medidas são recolhidas através do modulo portátil individualmente para

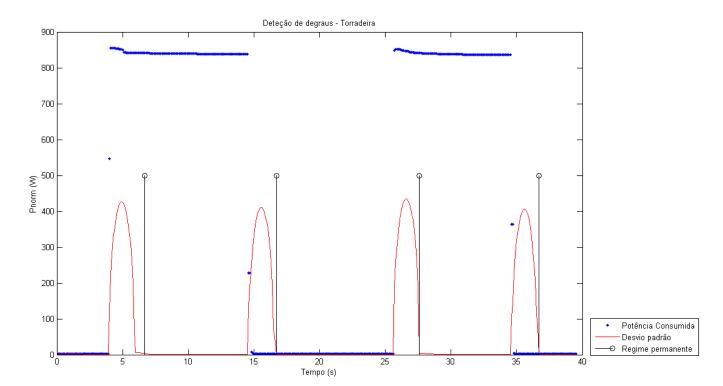


Figura 5.4: Gráfico demonstrativo da deteção de degraus

cada equipamento, sendo depois enviadas para o módulo principal para efetuar o treino. Para este efeito foram guardados os seguintes dados:

• Frigorífico: 30 amostras

• Torradeira: 30 amostras

• Tostadeira: 30 amostras

• Secador de cabelo: 30 amostras

• Microondas: 30 amostras

• Aspirador: 30 amostras

Estas amostras foram aleatoriamente divididas para treino e teste. Foram utilizadas para treino 80% e para teste 20%. As amostras para teste não têm qualquer efeito no treino. São apenas utilizadas como medida independente da performance do treino da rede neuronal.

Após o treino da rede neuronal, procedeu-se à validação do desempenho da mesma. Foram feitas tentativas de identificação de equipamentos tendo-se obtido os resultados representados na tabela 5.2. Neste teste, os equipamentos foram ligados e desligados sucessivamente e anotadas as identificações realizadas com sucesso. Para tornar o teste mais próximo da realidade, os equipamentos foram testados em conjunto, ou seja, não foram só testados os equipamentos individualmente, tendo sido feitas transições ON/OFF com outros equipamentos ligados também.

5.3 Testes 53

Equipamento	Assinatura (VA)	Nº de tentativas	Nº de identificações
• •	· · ·	iv- de telitativas	14- de identificações
Frigorífico	209.28+198.26i	20	19
Torradeira	873.75-91.04i	20	0
Tostadeira	875.58-87.00i	20	0
Secador de cabelo	1729.03-128.85i	20	18
Microondas	1394.95+11.26i	20	19
Aspirador	1252.24+563.72i	20	19

Tabela 5.2: Teste à rede neuronal

Como se pode verificar, os resultados foram bastante positivos com exceção da torradeira e da tostadeira. Este problema aconteceu porque os consumos de potência destes dois equipamentos eram muito semelhantes. Ambos são equipamentos que consomem maioritariamente potência ativa e apresentam consumos de potência ativa e reativa muito semelhantes. Desta forma não foi possível fazer a distinção entre os dois. Para ultrapassar este tipo de problema, teriam de ter sido acrescentadas mais informações à assinatura dos equipamentos, como por exemplo dados relativos à análise de regimes transitórios ou análise de harmónicos, pois só com dados onde se possam distinguir os dois equipamentos é que é possível realizar uma identificação.

O facto de a rede neuronal não apresentar resultados 100% corretos já era esperado, no entanto, os resultados obtidos com exceção da torradeira e da tostadeira superaram as expectativas. Cerca de 90% das tentativas de identificação na maioria dos equipamentos foram efetuadas com sucesso. Um fator que leva a que estes resultados não sejam 100% corretos deve-se ao facto das medidas serem um pouco alteradas quando múltiplos equipamentos estão ativos ao mesmo tempo, devido a algumas interferências que estes possam ter entre si. Isto foi concluído após terem sido analisadas as transições no agregado de potências consumidas quando um equipamento é ligado sozinho ou é ligado com outros equipamento já ligados, notando-se algumas diferenças nas transições, principalmente na potência reativa.

Na figura 5.5 é apresentado um gráfico onde estão assinalados os consumos de potência ativa e reativa dos equipamentos sujeitos a teste. Estas potências correspondem às assinaturas dos mesmos, tendo sido recolhidas uma a uma com auxílio do medidor de energia. É possível verificar ainda que todas potências complexas consumidas pelos equipamentos apresentam um simétrico em relação à origem que representa o ligar e desligar do equipamento. É ainda importante referir que é possível verificar nesta figura que as assinaturas da torradeira (preto) e da tostadeira (verde) apresentam assinaturas muito idênticas. No gráfico é difícil distinguir as duas devido à sua sobreposição, sendo por isso para a rede neuronal quase impossível distinguí-las só com estes parâmetros.

5.3.3 Medida do consumo de energia

A medição de energia é uma funcionalidade importante do equipamento desenvolvido. Assim é possível estimar com alguma certeza o consumo que irá ser faturado pelo distribuidor de energia. Foi implementado no equipamento de medição de energia a possibilidade de estimar o

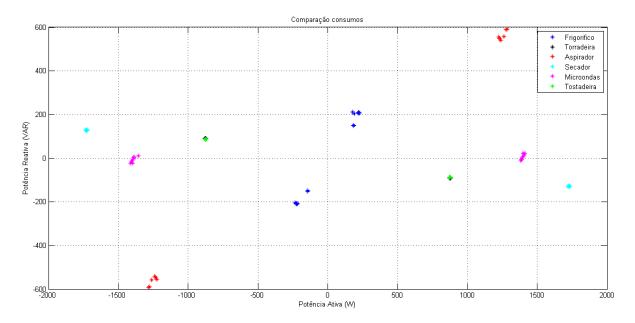


Figura 5.5: Comparação das assinaturas dos equipamentos

consumo energético. Foi desenvolvida uma função que verifica a potência consumida com uma periodicidade constante e ao fim do tempo pretendido fornece a quantidade de energia consumida em watt-hora.

Para a avaliação do desempenho desta funcionalidade, foi colocada um lâmpada ligada durante o tempo de experiência. Foi colocada a função de medição de energia a medir a energia consumida durante intervalos de 12 minutos. Foram feitos 6 testes, estando os resultados apresentados na tabela 5.3.

Para este teste foi utilizada uma lâmpada e não os equipamentos utilizados nos teste anteriores para simplificar o processo.

Nº de ensaio	Consumo medido (w/h)	Erro (%)
1	5,09624	2,00
2	5,16556	0,66
3	5,18012	0,38
4	5,12256	1,49
5	5,14056	1,14
6	5,16472	0,68

Tabela 5.3: Teste de medida de energia

A potência consumida pela lâmpada foi medida com recurso a um wattímetro (Samar SL 150 ED), tendo sido obtido o valor de 26 watts para o seu consumo.

O valor esperado para o consumo de uma lâmpada de 26 watts durante 12 minutos é 5.2 watts. Verifica-se que os valores medidos apresentam um erro por defeito, devido a erros sistemáticos da plataforma de medida de energia. O desvio padrão dos valores medidos foi de 0.0315, o que

55

representa alguma consistência nos valores medidos. Os erros sistemáticos poder-se-iam remover, o que melhoraria ainda mais as medições efetuadas.

Conclui-se que, após algumas compensações no algoritmo de medição de energia para atenuar o efeito dos erros sistemáticos, seria possível efetuar medições do consumo de energia de uma habitação, com um erro relativamente baixo.

5.4 Discussão dos resultados

Os testes realizados neste capítulo visavam avaliar o desempenho do equipamento desenvolvido. Verifica-se que, após a realização destes testes, os resultados obtidos tanto na deteção das transições On/OFF como na identificação do equipamento foram satisfatórios.

Apesar de algumas limitações verificadas na identificação dos equipamentos derivado à semelhança das assinaturas, os restantes equipamentos foram detetados sem grandes problemas.

Existem algumas melhorias que poderiam ser implementadas para que o desempenho dos algoritmos fosse melhor nomeadamente na deteção dos equipamentos com consumos de potência muito semelhantes. No entanto, neste momento o medidor de energia já deveria ser capaz de identificar uma grande percentagem de equipamentos com maior influência nos consumos de uma habitação.

Capítulo 6

Conclusões e trabalhos futuros

Neste capítulo serão apresentadas as principais conclusões e sugestões de trabalho a desenvolver futuramente.

6.1 Conclusões

Esta dissertação teve como principal objetivo o desenvolvimento de um equipamento não só capaz de monitorizar os consumos energéticos de uma habitação, como também identificar individualmente os equipamentos elétricos utilizados e respetivos consumos.

Por forma a desagregar a carga total nos equipamentos individuais recorreu-se a técnicas não intrusivas de monitorização da carga dos mesmos. A identificação destes foi realizada com recurso a redes neuronais.

O desenvolvimento de um sistema NIALM baseado na análise das potências consumidas pelas cargas revelou-se uma solução com algumas limitações no que toca à identificação de alguns tipos de equipamentos, nomeadamente em aparelhos com consumo variável e múltiplos estados de consumo. No entanto, foi uma solução capaz de detetar os equipamentos com apenas 2 estados (ON/OFF), que correspondem à maioria dos existentes numa habitação.

O sistema de aquisição de sinal desenvolvido integrou um circuito de medição de energia capaz de realizar uma grande quantidade de medidas. Este, aliado ao grande poder de processamento do Raspberry Pi permitiu desenvolver um sistema capaz de realizar as tarefas de medição e processamento de dados e que poderia ser facilmente instalado em qualquer habitação sem grandes custos associados.

A utilização de redes neuronais para a identificação dos equipamentos elétricos apresentou bons resultados e mostrou ser uma solução viável para esta tarefa, já que a identificação através deste método, obteve uma taxa de sucesso na ordem dos 90%.

Foram realizados múltiplos testes com intuito de verificar a aplicabilidade do equipamento desenvolvido na identificação de dispositivos elétricos, num contexto que simulasse uma situação o mais próxima possível da realidade doméstica. Para isso procedeu-se à análise do comportamento do equipamento na presença de alguns dos dispositivos elétricos mais comuns numa habitação. Os

resultados obtidos revelaram que a solução implementada se comporta como esperado e que seria possível aplicá-la numa situação real.

Em suma, a elaboração desta dissertação permitiu validar o conceito exposto no capítulo 2, e confirmar que a utilização de redes neuronais para a identificação de cargas em sistemas não intrusivos de monitorização dos equipamentos apresenta bons resultados e é viável.

6.2 Trabalho futuro

Após a realização desta dissertação, deixam-se recomendações e alterações que podem ser feitas futuramente.

Por forma a reduzir as limitações que o equipamento desenvolvido apresenta relativamente à identificação de alguns tipos de dispositivos, seria aconselhável proceder à analise de outro tipo de "assinaturas elétricas", como a análise de regimes transitórios ou análise dos harmónicos. Para aplicar estas alterações, seria necessário utilizar outro tipo de equipamento de medição de energia, dado que a sua frequência de amostragem é limitada para a utilização de técnicas mais exigentes.

Relativamente às redes neuronais, seria importante explorar outras abordagens no que toca aos modelos e algoritmos utilizados. O modelo desenvolvido apresenta bons resultados, no entanto, da utilização de modelos mais sofisticados podem resultar melhorias significativas. A construção do modelo foi feita intuitivamente, não havendo por isso garantias de que seja a melhor solução para o problema em questão.

O equipamento desenvolvido para esta dissertação é apenas um protótipo, querendo isto dizer que ainda pode e deve ser feito muito trabalho com visto à sua melhoria, principalmente no que toca à interligação entre os módulos portáteis e principal. Recomendam-se assim, alterações que envolvam a criação de um algoritmo de transferência de dados mais robusto e eventualmente a utilização de protocolos de comunicação diferentes. O módulo portátil deve também ser alvo de uma análise, dado que há melhorias que podem ser feitas, nomeadamente a implementação de funcionalidades de controlo de cargas.

Anexo A

Calibração dos instrumentos de medida

Aqui serão apresentadas as tabelas utilizadas para a calibração do integrado 78M6610+PSU. Estão presentes valores para a calibração dos valores de corrente e de tensão.

Tabela A.1: Medições para a calibração dos valores medidos pelo integrado; (a)Tensão (b) Corrente

V _{RMS} real	V _{RMS} medido
	unscaled
37,28	24150
74,7	48380
234,1	152098
36,82	23851
36,82	23855
36,72	23800
36,75	23770
36,67	23760
36,67	23769
36,74	23784
36,76	23814
36,7	23800
36,7	23790
36,68	23775
36,63	23700
36,6	23700
36,45	23620
36,6	23720
36,52	23698
36,54	23651
36,7	23800
36,67	23726
36,65	23743
36,62	23718
36,55	23661
36,42	23585
36,72	23564

I _{RMs} real (A)	I _{RMS} medido
	(unscaled)
0,42	487
0,45	536
0,51	604
0,56	664
0,62	742
0,66	796
0,72	879
0,77	938
0,82	1001
0,85	1047
0,9	1110
0,95	1180
1	1240
1,05	1305
1,1	1375
1,17	1460
1,2	1503
1,27	1589
1,35	1681
1,4	1750
1,48	1842
1,56	1951
1,84	2312
1,91	2408

(a) (b)

Referências

- [1] European Environment Agency. Final energy consumption by sector (csi 027/ener 016), Maio 2013. Disponível em http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/final-energy-consumption-by-sector-5/assessment, acedido a última vez em 25 de Junho de 2014.
- [2] C. Borean, A Ricci, e G. Merlonghi. Energy@home: a "user-centric" energy management system. Em *Metering International*, páginas 52–56, 2011.
- [3] Linda Farinaccio e Radu Zmeureanu. Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses. *Energy and Buildings*, 30(3):245 259, 1999. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778899000079, doi:http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7788(99)00007-9.
- [4] G.W. Hart. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12):1870–1891, Dec 1992. doi:10.1109/5.192069.
- [5] Michael Zeifman e Kurt Roth. Non-intrusive appliance load monitoring (nialm): Promise and practice, 2012. URL: http://appsl.eere.energy.gov/buildings/publications/pdfs/building_america/nonintrusive_load_monitor.pdf.
- [6] M. Zeifman e K. Roth. Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, 57(1):76–84, February 2011. doi:10.1109/TCE.2011.5735484.
- [7] H. Najmeddine, K. El Khamlichi Drissi, C. Pasquier, C. Faure, K. Kerroum, A. Diop, T. Jouannet, e M. Michou. State of art on load monitoring methods. Em *Power and Energy Conference*, 2008. PECon 2008. IEEE 2nd International, páginas 1256–1258. doi:10.1109/PECON.2008.4762669.
- [8] edp. Manual da qualidade da energia eléctrica, Dezembro 2012. URL: http://www.edpdistribuicao.pt/pt/qualidade/Qualidade%20da%20energia/manual_qualidade_edp.zip.
- [9] Maxim Integrated. 78m6610+psu energy measurement processor for single-phase power-supply units maxim, 2014. Disponível em http://www.maximintegrated.com/en/products/industries/metering-energy-measurement/78M6610+PSU.html/tb_tab0, acedido a última vez em 27 de Junho de 2014.
- [10] Maxim Integrated. 78M6610+PSU: Energy Measurement Processor for Single-Phase Power-Supply Units, 4 2014. Rev. 2.

62 REFERÊNCIAS

[11] Efergy. Mini ct sensor, 2012. Disponível em http://efergy.com/uk/products/accessories/jackplug-extra-sensor, acedido a última vez em 25 de Junho de 2014.

- [12] ERSE Entidade Reguladora dos Serviços Energéticos. Caracterização da procura de energia elétrica em 2014, Dezembro 2013. URL: http://www.erse.pt/pt/electricidade/tarifaseprecos/2014/Documents/Caracteriza%C3%A7%C3%A30%20Procura%20EE%202014.pdf.
- [13] Raspberry Pi Foundation. Faqs | raspberry pi, 2014. Disponível em http://www.raspberrypi.org/help/faqs/, acedido a última vez em 27 de Junho de 2014.
- [14] Farnell. Raspberry pi model a & model b comparison. Disponível em http://downloads.element14.com/raspberryPi1.html, acedido a última vez em 27 de Junho de 2014.
- [15] Digi International. Xbee® digimesh® 2.4 digi international, 2014. Disponível em http://www.digi.com/products/wireless-wired-embedded-solutions/zigbee-rf-modules/zigbee-mesh-module/xbee-digimesh-2-4, acedido a última vez em 27 de Junho de 2014.
- [16] Digi International. Mesh networking embedded rf modules for oems, 2011. URL: http://www.digi.com/pdf/ds_xbeedigimesh24.pdf.
- [17] S.S. Haykin. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall, 1999. URL: http://books.google.pt/books?id=bX4pAQAAMAAJ.
- [18] A basic introduction to neural networks. Disponível em http://pages.cs.wisc.edu/~bolo/shipyard/neural/local.html, acedido a última vez em 27 de Junho de 2014.
- [19] Hsueh-Hsien Chang, Kun-Long Chen, Yuan-Pin Tsai, e Wei-Jen Lee. A new measurement method for power signatures of non-intrusive demand monitoring and load identification. Em *Industry Applications Society Annual Meeting (IAS)*, 2011 IEEE, páginas 1–7, Oct 2011. doi:10.1109/IAS.2011.6074429.
- [20] Steffen Nissen. Fast artificial neural network library (fann). Disponível em http://leenissen.dk/fann/wp/, acedido a última vez em 27 de Junho de 2014.