# **Contexto**

O gerenciamento energético consiste na monitorização próxima do consumo energético e na criação de relatórios de dados [1]. Além de reduzir a pegada ambiental das casas, o sistema de monitorização reduz substancialmente os custos operacionais, o que nos dias de hoje é bastante relevante visto que o custo da energia se tornou o fator central dos custos domésticos [1].

Nos últimos anos a área de *AI* tem tido muito atenção e adesão nas várias áreas funcionais das empresas. Os algoritmos têm evoluído a um ritmo estonteante e são cada vez mais otimizados quer no treinamento quer na aprendizagem, isto também é causa da facilidade de acesso à informação e do aparecimento de plataformas mais competentes como o caso *TensorFlow* que revolucionaram a área do *Machine Learning*.

A utilização de *AI* na análise de consumo agregado das habitações já não é um conceito novo, porem ainda é muito investigado. O conceito *Non-Intrusive Load Monitoring* (*NILM*) foi inicialmente introduzido por George W. Hart nos anos 80 e ainda é o núcleo dos sistemas *NILM* da atualidade [4].

A partir da análise do consumo total é possível através do uso de abordagens baseadas no *NILM* para demostrar que há um consumo anormal, que o consumo de um dado equipamento a um instante *x* é *y* [4].

# **Pesquisa**

## Diferenças entre ILM e NILM

As abordagens utilizadas na resolução de problemas de desagregação do consumo energético podem ser de dois tipos, *Intrusive Load Monitoring* (*ILM*) ou *Non-Intrusive Load Monitoring* (*NILM*).

O *ILM* cobre todas as abordagens que propõem colocar um dispositivo de monitorização em cada equipamento ou a pequenos conjuntos de equipamentos, o que leva a uma difícil manutenção, pouca expansibilidade e a custo elevado [2].

Em contraste, o *NILM* cobre apenas as abordagens que propõem colocar um dispositivo de monitorização por habitação. Devido a esta técnica ser não intrusiva torna-a mais flexível e facilmente escalável mantendo o seu custo reduzido, mas sacrificando um pouco da precisão que o *ILM* proporcionava.

## NILM

Como citado no artigo de Veronica Piccialli e Antonio M. Sudoso [2], dado o consumo energético agregado () para *N* equipamentos ativos no ponto de entrada do sensor, o objetivo do algoritmo *NILM* é deduzir a contribuição () do equipamento , tal que ao tempo , o consumo agregado é dado pela soma do consumo de todos os equipamentos conhecidos mais o ruído. O problema de desagregação energético pode ser descrito por

onde é o consumo agregado a um instante , é a contribuição individual do equipamento , é o número de equipamentos, e é o ruído.

Normalmente para a resolução do problema de *NILM* são preciso de 4 etapas, aquisição de dados e pré-processamento, deteção de eventos, extração de características e por fim o carregamento da identificação.



**Figura 1.** Pipeline genérico do NILM na literatura

### **Etapas [3]**

#### 1. Data acquisition

A etapa de aquisição de dados é uma etapa fundamental pois a frequência das leituras vai determinar o tipo da informação. A frequência de leituras pode ser caracterizada em dois tipos, *low frequency* (menos de 1Hz) e *high frequency* (kHz a MHz).

##### a) **Low Frequency**

Sendo que este tipo de amostragem tem um intervalo entre leituras elevado, uma ou menos leituras por segundo, faz com que seja o tipo que atrai mais a atenção da indústria visto que é há equipamentos baratos que são capazes de fazer essa quantidade de leituras.

##### b) **High Frequency**

Normalmente faz de dezenas a milhares de leituras por segundo, sensores que façam esta quantidade são bastante mais caros. Favorita entre investigadores visto que podem ter mais detalhe na assinatura energética dos equipamentos.

#### 2. Feature extraction

Depois de coletar os dados, o próximo passo é extrair mais informação dos dados durante o tempo para obter as características que permitem detetar eventos como a mudança de estado do equipamento. Dependendo do sítio de onde se for buscar as características, podem se classificar por:

##### a) *Steady state feature*

Variações da potência ativa e potência reativa são muito usadas no *steady state* para detetar os eventos de mudança de estados no uso dos equipamentos.

##### b) *Transient state feature*

Transições de estado, picos de corrente, envelopes espectrais. Ideal que a quantidade de leituras seja o mais alto possível.

##### c) *Non traditional state feature*

Tempo do dia, distribuição on/off, frequência do uso de equipamentos e correlação do uso de vários equipamentos.

#### 3. Learning

Quando as características forem extraídas, vai ser necessário aplicar métodos que determinem os equipamentos ligados num dado instante. Estas técnicas podem ser classificadas em *supervised*, *semi-supervised* e *unsupervised*.

Os métodos *supervised* ainda podem ser divididos em abordagem de otimização e abordagem de reconhecimento de padrões. Na abordagem de otimização, as características extraídas são comparadas com as guardadas na base de dados e é escolhido a mais próxima. A abordagem de reconhecimento de padrões é a mais usada pelos investigadores, alguns dos algoritmos usados são *Support-Vector Machine* (*SVM*), *Hidden Markov Model* (*HMM*), *Neural Network* (*NN*), entre outros.

As técnicas do tipo *semi-supervised* e *unsupervised* são tema de muita exploração nos dias de hoje porque estes requerem nenhuma ou quase nenhuma informação prévia.

#### 4. Classification

Esta é a última etapa do pipeline e é aqui que será atribuída a classificação aos equipamentos, podendo assim determinar o consumo instantâneo previsto de todos os equipamentos.

## Técnicas de desagregação

De seguida serão apresentadas várias técnicas modernas que são usadas no problema de desagregação do consumo energético.

### 1. Autoencoders

A desagregação deste problema pode ser tratada como se fosse um problema de redução de ruído. O objetivo era retirar o sinal limpo, sem o ruído produzido por outros equipamentos, do equipamento alvo.

Um *autoencoder* (*AE*) é uma rede neuronal que tem a tarefa de reconstruir o input. A parte principal deste autoencoder é codificar o input em um vetor reduzido e de seguida é feita a descodificação para reconstruir o input, mas agora a partir do vetor.

No estudo feito por Kelly [6] utilizando denoising autoencoders chegou a uma pontuação F1 média de 55%.

### 2. HMM

*Hidden Markov Models* (*HMM*) é uma abordagem popular entre investigadores para solucionar o problema de *NILM*. Num *HMM* o estado é escondido, no entanto, a saída é visível e depende do estado escondido. No *NILM* o estado escondido é o estado de todos os equipamentos (todas as combinações possiveis) e a saída observada é o consumo agregado da habitação.

### 3. Deep Learning

*Deep learning* é o conceito usado quando se refere a um conjunto de técnicas de *machine learning*. No campo das redes neuronais descreve redes com várias camadas. Cada camada processa um input e aprende sobre ele dando melhores representações para as camadas seguintes. Este conceito computacional é baseado no comportamento do cérbero humano durante a observação, análise, aprendizagem e tomadas de decisão.

### 4. Long Short Term Memory

*Long Short Term Memory* é uma arquitetura de uma rede neuronal recorrente (*RNN*) que foi publicada por Hochreiter and Schmidhuber em 1997. As redes *LSTM* são ideais para classificação, processamento e fazer previsões baseadas em tempo. Foi desenvolvido para resolver o problema do *vanishing gradient* que pode ser encontrado no treinamento das *RNNs* tradicionais [7].

# **Referências:**

[1] - <https://www.develcoproducts.com/energy/>

[2] – article1

[3] – article2

[5] – article3

[6] – thesis1

[7] - <https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory>