



ISEL

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Departamento de Engenharia Mecânica

Contribuição da Indústria 4.0 em Edifícios NZEB
JOÃO MIGUEL PEREIRA COSTA SOARES
(Licenciado em Engenharia Mecânica)

Trabalho Final de Mestrado para obtenção do grau de Mestre em
Engenharia Mecânica

Orientador (es):

Professor Doutor Filipe Martins Rodrigues
Professor Doutor Nuno Alexandre Soares Domingues

Júri:

Presidente: Professor Doutor Silvério João Crespo Marques
Arguente: Professor Doutor Carlos Baptista Carneira
Vogais: Professor Doutor Filipe Martins Rodrigues

Setembro de 2022



INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Departamento de Engenharia Mecânica

ISEL

Página deixada propositadamente em branco



ISEL

INSTITUTO SUPERIOR DE ENGENHARIA DE LISBOA
Departamento de Engenharia Mecânica

Contribuição da Indústria 4.0 em Edifícios NZEB
JOÃO MIGUEL PEREIRA COSTA SOARES
(Licenciado em Engenharia Mecânica)

Trabalho Final de Mestrado para obtenção do grau de Mestre em
Engenharia Mecânica

Orientador (es):

Professor Doutor Filipe Martins Rodrigues
Professor Doutor Nuno Alexandre Soares Domingues

Júri:

Presidente: Professor Doutor Silvério João Crespo Marques
Arguente: Professor Doutor Carlos Baptista Carneira
Vogais: Professor Doutor Filipe Martins Rodrigues

Setembro de 2022

Página deixada propositadamente em branco

“Life is too short to be little.”

Benjamin Disraeli

Página deixada propositalmente em branco

Agradecimentos

Agradeço aos Professores Filipe Rodrigues e Nuno Domingues pelo total apoio, orientação e disponibilidade ao longo do desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço aos meu colegas e amigos que comigo partilharam esta caminhada, nomeadamente, Afonso de Carvalho, Afonso Pereira, Diogo Loureiro, João Santos Valério, Jorge Michalli Mendes, Luís Filipe Vicente, Tiago Cunha e alguns outros com os quais tive o prazer de conhecer.

E claro, Agradeço ao meu Pai, sem ele nada disto teria sido possível.

Página deixada propositadamente em branco

Resumo

As alterações climáticas, com efeitos no aquecimento global e fenómenos naturais extremos, causado pelas emissões de Gases de Efeito de Estufa (GEE) e de CO₂ equivalente, aliada à elevada dependência energética de fontes primárias de elevado impacte ambiental, levou à necessidade da União Europeia (UE) e dos seus Estados Membros (EM) promoverem uma transição energética com vista à descarbonização do setor energético. A promoção da eficiência energética e a promoção da produção e consumo de energia de origem renovável são os alicerces desta mudança de paradigma.

Tendo em conta que o consumo de energia nos edifícios representa mais de 40% do consumo de eletricidade nas cidades, o desempenho energético neste sector é crucial no objectivo da descarbonização. Com a publicação da Diretiva 2010/31/EU, relativa ao desempenho energético dos edifícios surgiu o conceito de *Nearly Zero Energy Building* (NZEB), ou seja, o desempenho dos edifícios com um balanço energético tal que a sua necessidade de abastecimento de energia pelo exterior é quase nulo. Os NZEB são edifícios caracterizados por possuírem um elevado desempenho energético e sistemas próprios de produção de energia renovável, com os quais satisfazem parte das suas necessidades energéticas.

Devido à complexidade da gestão em simultâneo do consumo e produção de energia que constam nos edifícios NZEB, e por forma a melhorar a eficiência energética dos mesmos, é de extrema importância que os NZEB tenham a capacidade de se adaptar às necessidades energéticas de cada momento, como tal, o recurso a aplicação de técnicas de *Machine Learning* na gestão dos edifícios é de extrema importância.

No caso de estudo será demonstrada a capacidade dos algoritmos de *Machine Learning* na previsão de consumo futuro de energia de um edifício, tendo em conta as várias variáveis exógenas que podem impactar o mesmo, tal como variações de temperatura exterior, humidade relativa e luminosidade. Para tal foram treinados diferentes algoritmos de *Machine Learning* como o *Light Gradient Boosted Machine Regressor*, *Linear Regression*, *Random Forest Regressor* e *Support Vector Regression*, sendo no final feita a avaliação e comparação da precisão das suas previsões.

Palavras-chave: NZEB, Inteligência Artificial, Machine Learning, Algoritmos, Eficiência Energética, Edifícios

Página deixada propositadamente em branco

Abstract

The Global warming caused by Greenhouse Gas (GHG) emissions, combined with the high energy dependence of the European Union (EU) and its Member States (MS), has led to the need to promote an energy transition to decarbonize the energy sector. The promotion of energy efficiency and the production and consumption of energy from renewable sources are the foundations of this paradigm shift.

Given that consumption in buildings represents more than 40% of electricity consumption in cities, their energy performance is crucial in the battle for decarbonization. With the publication of Directive 2010/31/EU, by the European Parliament, on the energy performance of buildings, the concept of Nearly Zero Energy Building (NZEB) emerged, that is, the performance of buildings with an almost zero energy balance. NZEBs are buildings characterized by having a high energy performance and their own renewable energy production systems, with which they meet part of their energy needs.

Due to the complexity of the simultaneous management of energy consumption and production that are part of NZEB buildings, and to improve their energy efficiency, NZEBs must have the ability to adapt to the energy needs of each moment, as such, the use of Machine Learning techniques in building management is extremely important.

In the case of study, the ability of Machine Learning algorithms to predict the future energy consumption of a building will be demonstrated, taking into account the various exogenous variables that can impact it, such as variations in outdoor temperature, relative humidity, and luminosity. For this purpose, different Machine Learning algorithms were trained, such as Light Gradient Boosted Machine Regressor, Linear Regression, Random Forest Regressor, and Support Vector Regression, and at the end, the evaluation and comparison of the accuracy of their predictions were carried out.

Keywords: NZEB, Artificial Intelligence, Machine Learning, Algorithms, Energy Efficiency, Buildings

Página deixada propositadamente em branco

Lista de Acrónimos

AG - Algoritmo Genético

AQS - Águas Quentes Sanitárias

AVAC - Aquecimento, ventilação e ar condicionado

BLE - *Bluetooth* de baixa energia

CCTV - Circuito Fechado de Televisão

DEE - Diretiva sobre a Eficiência Energética

EM - Estados Membros

EPBD - Diretiva relativa ao Desempenho Energético dos Edifícios

GBM - *Gradient Boosting Machines*

GEE - Gases de Efeito de Estufa

HWBD - Diretiva relativa à eficiência de caldeiras para aquecimento e águas quentes sanitárias

IA - Inteligência Artificial

I4.0 - Indústria 4.0

IEE - Indicador de Eficiência Energética

IoT - Internet das Coisas

IPCC - Painel Intergovernamental sobre as Alterações Climáticas

KNN - *K-Nearest Neighbor*

LGBM - *Light Gradient Boosted Machine*

MAE - Erro Médio Absoluto

ML - *Machine Learning*

PLN - Processamento de linguagem natural

NZEB - Edifícios de necessidades energéticas quase nulas

RCCTE - Regulamento das Características de Comportamento Térmico dos Edifícios

RECS - Regulamento de Desempenho Energético dos Edifícios de Comércio e Serviços

REH - Regulamento do Desempenho Energético dos Edifícios de Habitação

RNA – Redes Neurais Artificiais

RMSE - Raiz do erro médio quadrático

RSECE - Regulamento dos Sistemas Energéticos de Climatização em Edifícios

SACE - Sistemas de Automação e Controlo do Edifício

SCE - Sistema de Certificação Energética dos Edifícios

SRI - Indicador de aptidão para tecnologias

SVR - *Support Vector Regression*

Índice

1. Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos.....	1
1.3 Estrutura do Trabalho	1
2. Estado da Arte.....	5
2.1 Legislação	5
2.1.1 Europeia.....	5
2.1.1.1 Diretiva relativa à eficiência de caldeiras para aquecimento (HWBD).....	6
2.1.1.2 Diretiva SAVE.....	6
2.1.1.3 EPBD 2002	7
2.1.1.4 EPBD 2010	7
2.1.1.6 EPBD 2018.....	9
2.1.2. Nacional.....	10
2.1.2.1 Edifícios de Comércio e Serviços.....	11
2.1.2.2 Edifícios de Habitação.....	14
2.2 Edifícios NZEB	18
2.2.1 NZEB conceito	18
2.3 Importância dos SACE nos edifícios NZEB	20
2.4 Conceitos indústria 4.0 aplicados aos sistemas SACE	22
2.4.1 Internet das coisas (IoT)	22
2.4.2 <i>Big Data</i>	23
3. Gestão de Energia de Edifícios baseada em metodologias IA	24
3.1 Inteligência Artificial.....	24
3.2 Machine Learning (ML)	25
3.3 Técnicas de ML mais usadas na gestão Energética dos Edifícios.....	26
3.3.1 Árvores de decisão.....	26
3.3.2 <i>Random Forest</i>	27
3.3.3 Rede Neural de <i>Wavelet</i>	28
3.3.4 Naïve Bayes	28
3.3.5 Redes Neurais Artificiais (RNA).....	28
3.3.6 <i>Support Vector Regression (SVR)</i>	29
3.3.7 Algoritmo (AG)	29
3.3.8 K-Nearest Neighbor – (KNN)	30
3.3.9 GBM (<i>Gradient Boosting Machines</i>)	30

3.3.10 Modelos híbridos	30
4. Caso de Estudo	31
4.1 Descrição do caso de Estudo	31
4.1.1 Descrição do edifício	31
4.1.2 Análise Exploratória dos dados	33
4.2 Metodologia	34
4.2.1 Recolha dos dados	35
4.2.2 Pré processamento dos dados	36
4.2.3 Seleção de Atributos	37
4.2.4 Treino dos modelos.....	37
4.2.5 Avaliação do desempenho dos modelos	37
5. Resultados dos modelos.....	39
5.1 Análise Comparativa	42
6. Conclusões e Trabalhos Futuros	43
7. Bibliografia.....	44

Índice de Figuras

Figura 1 - Histórico de Emissões de CO2 [1].....	1
Figura 2 - Evolução da legislação europeia e transposição para a legislação nacional ..	11
Figura 3 - Definição do conceito NZEB [22]	18
Figura 4 - Edifício Solar XXI	19
Figura 5 - Instalações técnicas integradas pelos SACE [27]	20
Figura 6 - Sistema SACE- Os diferentes níveis que o compõem	21
Figura 7 - Criação do modelo preditivo [35]	24
Figura 8 - Modelos de Machine Learning	25
Figura 9 - Machine Learning - Linguagem profunda e superficial [37]	26
Figura 10 - Árvores de Decisão [39]	27
Figura 11 - Floresta Aleatória.....	27
Figura 12 - Algoritmo SVR	29
Figura 13 - Subdivisão do Edifício por zona	31
Figura 14 - Analisadores de Energia e Sensores	33
Figura 15 - Comparação do consumo "dias semanais vs fins-de-semana"	33
Figura 16 - Variáveis Assumidas para os modelos.....	34
Figura 17 - Metodologia utilizada no desenvolvimento de modelos de previsão, adaptado de [53].....	34
Figura 18 - Dataset inicial.....	35
Figura 19 - Previsão vs Consumo real do Modelo LGBM Regressor	39
Figura 20 - Previsão vs Consumo real do Modelo Linear Regression	40
Figura 21 - Previsão vs Consumo real do Modelo Random Forest Regressor.....	40
Figura 22 - Previsão vs Consumo real do Modelo SVR.....	41

Página deixada propositadamente em branco

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Desempenho energético definidos para os NZEB, mediante as diferentes zonas climáticas e tipologia de edifício [14]	8
Tabela 2 - NZEB segundo a Portaria nº42/2019 [18].....	11
Tabela 3 - Requisitos dos edifícios de comércio e serviços novos segundo o Decreto-Lei. nº101-D/2020 [20]	12
Tabela 4 - Requisitos dos Edifício de Comércio e Serviços mediante ano de licenciamento [20]	12
Tabela 5 - Requisitos de Conforto Térmico dos edifícios de habitação novos segundo o Decreto-Lei. nº101-D/2020 [20].....	14
Tabela 6 - Requisitos de Desempenho energético dos edifícios de habitação novos segundo o Decreto-Lei. nº101-D/2020 [20]	15
Tabela 7 - Requisitos dos Edifício de habitação mediante ano de licenciamento [20] ..	15
Tabela 8 - Caracterização Física do Edifício	31
Tabela 9 - Distribuição de Analisadores de Energia ao longo do Edifício.....	32
Tabela 10 - Avaliação do Modelo LGBM Regressor	40
Tabela 11 -Previsão vs Consumo real do Modelo Linear Regression.....	40
Tabela 12 - Avaliação do Modelo Linear Regression	40
Tabela 13 - Avaliação do Modelo Random Forest Regressor	40
Tabela 14 - Avaliação do Modelo SVR.....	41
Tabela 15 - Análise Comparativa dos Modelos Testados	42

Página deixada propositadamente em branco

1. Introdução

1.1 Motivação

Desde a era industrial que existe um aumento progressivo nas emissões de CO_2 . As emissões de CO_2 advêm essencialmente da produção de energia através da queima de combustíveis fósseis, tais como, o carvão, petróleo e gás natural, bem como da produção de cimento. [1]

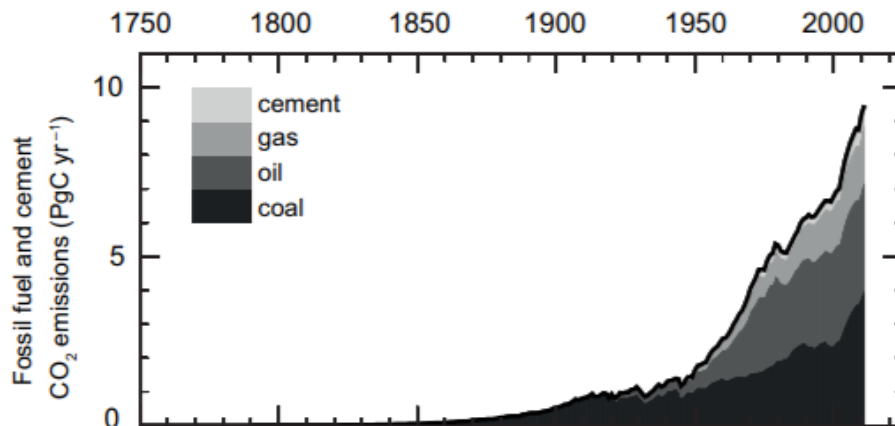


Figura 1 - Histórico de Emissões de CO_2 [1]

Tais atividades têm alterado o ciclo natural do carbono, assim como de outros gases de efeito de estufa (GEE), como o Metano (CH_4) e o Oxido Nitroso (N_2O), fazendo com que a temperatura global da superfície terrestre aumente. [1]

De acordo com diferentes organizações científicas mundiais, a temperatura global do planeta tem aumentado a um ritmo sem precedente, tendo sido 2016 o ano mais quente desde que há registos na era moderna. [2] [3]

Apesar dos efeitos alarmantes do aquecimento global, há evidências na literatura que apoiam que esses efeitos são ainda reversíveis ou pelo menos possíveis de serem mitigados se forem tomadas medidas imediatas. [1]

Assim, é imprescindível alterar os hábitos de consumo e produção de energia, com vista a reduzir consumos energéticos e promovendo a produção de energias alternativas de origem renovável.

Aliado ao atual problema energético e ambiental, está a dependência a um pequeno grupo de países produtores, responsáveis pelo abastecimento energético, de origem fóssil, a vários outros países que, tais como Portugal, ficam bastante dependentes e vulneráveis às flutuações do mercado no que toca ao abastecimento destas matérias-primas.

Na União Europeia (UE), os edifícios são responsáveis por cerca de 40% do consumo de energia e 36% das emissões de GEE, sendo o setor com maior preponderância no consumo de energia e emissão de GEE na UE. [4]

A crescente migração das populações para as cidades levou a que em 2008 se tenha registado pela primeira vez que a população mundial estava igualmente dividida entre cidade e zonas rurais. Em 2019, as nações unidas estimavam que 55% da população mundial vivia em aglomerados urbanos. Essa estimativa era acompanhada pela previsão de que em 2050 as cidades irão acolher 70% da população global. [5]

Com o aumento da densidade populacional nas cidades, é imperativo que os edifícios tenham o melhor desempenho energético possível.

Com vista a aumentar o desempenho energético dos edifícios e dessa forma diminuir as emissões de GEE, a UE reformulou em 2010 a Diretiva relativa ao Desempenho Energético dos Edifícios (EPBD) (2010/31/EU), em que introduziu o objetivo de diminuir a emissão de GEE em pelo menos 40% até 2030 (face aos valores de 1990). A diretiva (2010/31/EU) prevê também que todos os novos edifícios públicos sejam edifícios de necessidades energéticas quase nulas (NZEB) até 31 de dezembro de 2018, e todos os novos edifícios sejam NZEB até 31 de dezembro de 2020. [6]

Entende-se por edifício NZEB, um edifício com um desempenho energético muito elevado, em que as necessidades de energia deverão ser cobertas na sua maioria por energia proveniente de fontes renováveis, incluindo energia proveniente de fontes renováveis produzida no local ou nas proximidades, sem comprometer a salubridade do edifício e o conforto térmico do ocupante. [7]

Juntamente com a Diretiva de Eficiência Energética (DEE), as duas diretivas visam melhorar significativamente o desempenho dos edifícios na UE, não só do ponto de vista energético, mas também do ponto de vista ambiental. [6] [8]

Em 2018, a EPBD foi novamente reformulada (2018/844) a fim de acelerar a renovação dos edifícios europeus, em que visa promover tecnologias de edifícios inteligentes por meio de um indicador de aptidão para tecnologias (SRI), que estima a capacidade de um edifício de adaptar a sua operação às necessidades do ocupante, otimizando a eficiência energética e o desempenho geral. [9]

Devido à complexidade da gestão em simultâneo do consumo e produção de energia que constam nos edifícios NZEB, e por forma a melhorar o desempenho energético dos mesmos, é de extrema importância que os NZEB tenham a capacidade de se adaptar às necessidades energéticas a cada momento, como tal, o recurso a aplicação de técnicas de Machine Learning na gestão dos edifícios é de extrema importância.

É neste contexto que se insere o tema desta TFM, demonstrar a importância de técnicas de inteligência artificial no desempenho energético dos edifícios NZEB.

1.2 Objetivos

Os NZEB surgem através de um enquadramento legislativo europeu, com vista aumentar o desempenho energético dos edifícios, tornando-os mais eficientes. O objetivo deste trabalho passa por inicialmente contextualizar a nível legislativo os NZEB, descrevendo a evolução das medidas de melhoria de desempenho energético aplicadas aos edifícios no plano europeu e nacional.

Na sequência, será relevado a importância dos sistemas de automação e controlo dos edifícios na melhoria do desempenho energético dos NZEB, descrevendo as tecnologias necessárias para o efeito (integrantes do conceito da indústria 4.0), e por último exemplificar, através de um caso de estudo, o impacto das técnicas de Machine Learning, aplicadas nos sistemas de automação e controlo dos edifícios, na racionalização da energia dos mesmos.

1.3 Estrutura do Trabalho

O presente documento está organizado em seis capítulos. A motivação e os objetivos da TFM são abordados no presente capítulo.

No capítulo 2 é feita uma descrição das políticas energéticas, fazendo uma revisão à evolução da legislação referente ao setor energético e ambiental na Europa e em Portugal, bem como, uma abordagem ao conceito NZEB, dando alguns exemplos de edifícios em Portugal. Também no capítulo 2, é demonstrada a importância dos sistemas de automação e controlo de edifícios e da importância da internet das coisas e do Big Data nesses mesmos sistemas.

No capítulo 3 é feita a exposição dos algoritmos de Machine Learning aplicados atualmente a sistemas de automação e controlo de edifícios, enumerando as vantagens e as aplicações de cada um.

No quarto capítulo é realizado um caso de estudo, no qual serão aplicados algoritmos de Machine Learning na previsão do consumo de um edifício de escritórios.

No capítulo 5 é demonstrado o resultado dos modelos, sendo feita a análise comparativa dos mesmos.

No sexto e último capítulo, é feita a conclusão do presente trabalho e a análise de trabalhos futuros que poderão ser realizados.

Página deixada propositadamente em branco

2. Estado da Arte

Este capítulo descreve, na sua fase inicial, a evolução da legislação referente ao setor energético e ambiental na Europa e em Portugal.

Posteriormente, é feita a caracterização dos NZEB e a importância dos sistemas de automação e controlo nos mesmos.

2.1 Legislação

2.1.1 Europeia

O desenvolvimento inicial das políticas energéticas na União Europeia deveu-se à necessidade de garantir a segurança energética dos países membros, em consequência do Embargo petrolífero nos anos 70. No início, a segurança energética estava associada à "segurança do fornecimento de petróleo", mas mais tarde evoluiu para se focar também noutros vetores energéticos, incluindo o gás natural e energias renováveis. [10]

Na sequência da primeira crise petrolífera, em 1974, o Conselho Europeu adotou uma resolução que promovia a redução da dependência energética de países terceiros, limitando a energia importada em cerca de 50% da energia total consumida, até 1985. [11]

Em 1980, o Conselho Europeu introduziu um objetivo para a intensidade energética, a cumprir até 1990, definindo que, em média, os países membros deveriam possuir no mínimo um rácio de 0.7 entre a energia primária anualmente consumida e o seu produto interno bruto. [12]

A Resolução do Conselho Europeu de 16 de setembro de 1986 (86/C 241/0), relativa aos novos objetivos comunitários da política energética para 1995, salientou a necessidade de procurar soluções equilibradas no que respeita à energia e ao ambiente, utilizar as melhores tecnologias disponíveis e economicamente justificadas e melhorar a eficiência energética. Esta resolução do Conselho Europeu definiu que a eficiência energética, em todos os setores, deveria ser melhorada em pelo menos 20% até 1995. [13]

Em 1987, a Comunicação da Comissão intitulada "Rumo a uma política contínua de eficiência energética na Comunidade Europeia" (COM(1987)223 final) propôs aos Estados-Membros 14 medidas de eficiência energética para ajudar a atingir o objetivo de 1995. Sete das catorze políticas recomendadas estavam relacionadas com a prestação de informação aos consumidores, consideradas como elemento essencial para desencadear investimentos em eficiência energética num período de baixos preços do petróleo. Em 1990, o tema das alterações climáticas começou a surgir e, no mesmo ano, o Conselho Europeu de Ministros do Ambiente e da Energia acordou, em 29 de outubro de 1990, em estabilizar o total das emissões de CO₂ em 2000, nos níveis de 1990.

Na sequência do primeiro relatório de avaliação do Painel Intergovernamental sobre as Alterações Climáticas (IPCC) e da criação da CQNUAC na Cimeira do Rio de Janeiro de 1992, a mitigação dos impactos das alterações climáticas tornou-se um elemento-chave

da política energética da UE, juntamente com a segurança do aprovisionamento energético e a competitividade dos utilizadores de energia. [10]

No domínio do desempenho energético dos edifícios, as primeiras políticas de eficiência energética especificamente para edifícios da UE, foram iniciadas através da diretiva relativa à eficiência das caldeiras (HWBD) em 1992 e a pela diretiva SAVE em 1993. [10]

2.1.1.1 Diretiva relativa à eficiência de caldeiras para aquecimento (HWBD)

A Diretiva relativa à eficiência de caldeiras para aquecimento e águas quentes sanitárias (HWBD) 92/42/CEE6, adotada em 1992, introduziu requisitos mínimos de eficiência energética para todas as novas caldeiras com potência compreendida entre 4 e 400 kW. Esta diretiva previa também a utilização de rótulos para indicação visual da eficiência energética nas caldeiras de água quente, alinhando-as com as práticas, já existentes à época, de rotulagem energética para os aparelhos domésticos. [10]

2.1.1.2 Diretiva SAVE

A diretiva "SAVE" (93/76/CEE) de 1993 representa a primeira grande política da UE em matéria de eficiência energética. A diretiva exigia que os Estados-Membros elaborassem e implementassem programas destinados a melhorar a eficiência energética, com o objetivo de limitar as emissões de CO₂ e de promover a utilização racional da energia. A diretiva definia requisitos mínimos relativos ao isolamento dos edifícios, tal como o valor máximo do coeficiente de transmissão térmica superficial (U) que a solução construtiva poderia possuir.

Outros requisitos presentes na diretiva SAVE incluíam a preparação e execução de programas para: i) a certificação de edifícios, devendo conter uma descrição das características energéticas do edifício, a fim de fornecer a potenciais utilizadores informações sobre o nível eficiência energética ii) a faturação referente ao aquecimento, ar condicionado e água quente doméstica com base no consumo efetivo, incluindo o direito dos ocupantes do edifício de regularem o seu próprio consumo de calor, água fria ou quente (aplicável nos casos em que produção térmica é centralizada); iii) a facilitação do financiamento para investimentos de eficiência energética nos edifícios públicos; iv) o isolamento térmico dos edifícios, v) a inspeção regular de centrais de aquecimento com potência instalada superior a 15 kW vi) Auditorias energéticas a empresas com elevado consumo de energia (com vista a implementar medidas para o aumento da eficiência energética e diminuição de emissão de CO₂).

A diretiva SAVE foi parcialmente substituída pela EPBD em 2002 (no que respeita às normas de eficiência energética, certificação e de inspeção das caldeiras), tendo os restantes artigos sido substituídos pela Diretiva relativa à eficiência na utilização final de energia e aos serviços energéticos em 2006. [10]

2.1.1.3 EPBD 2002

A Diretiva relativa ao desempenho energético dos edifícios (EPBD, 2002/91/CE), visava aproveitar o grande potencial de poupança no sector dos edifícios.

De acordo com as disposições do EPBD, deveriam ser estabelecidos por cada estado-membro, os requisitos mínimos de desempenho energético dos edifícios (aplicado a edifícios novos e edifícios com mais de 1000 m² úteis que necessitassem de grande reabilitação), como também a criação de certificados referentes ao desempenho energético dos edifícios. A EPBD previa também a inspeção de caldeiras e sistemas de aquecimento/arrefecimento, feita por especialistas qualificados e credenciados. [10]

2.1.1.4 EPBD 2010

Em 2010, a Comissão Europeia apresentou a reformulação do EPBD (2010/31/CE, EPBD Recast) com o objetivo de reforçar algumas disposições originais do EPBD e de captar poupanças energéticas adicionais. O principal objetivo da reformulação do EPBD foi assegurar que os requisitos nacionais de desempenho energético mínimo adotados pelos Estados-Membros tivessem níveis de ambição semelhantes em termos de poupança de energia e de redução das emissões de gases com efeito de estufa. Para o efeito, o artigo 5.º da reformulação do EPBD introduziu a metodologia ótima para os custos como o princípio orientador para a fixação de requisitos energéticos e o artigo 9º introduziu o conceito de "edifícios de necessidade energética quase nula" (NZEB), segundo o qual todos os novos edifícios privados teriam de cumprir as normas NZEB definidas a nível nacional até janeiro de 2021.

O novo EPBD eliminou também o limiar de 1000 m² para os edifícios existentes em renovação para satisfazer os padrões de desempenho energético e os requisitos de instalação. Além disso, foram introduzidos requisitos de desempenho energético para os sistemas técnicos do edifício (aquecimento, água quente, ventilação, arrefecimento, ar condicionado). [10]

2.1.1.5 Edifícios com necessidades quase nulas de energia (artigo 9.º)

O conceito edifícios com necessidades quase nulas de energia (NZEB) foi introduzido na reformulação do EPBD. Estabelece que os novos edifícios ocupados por autoridades públicas têm de ser NZEBs até 31 de dezembro de 2018, enquanto todos os novos edifícios até 31 de dezembro de 2020. Um NZEB é definido como um edifício de um desempenho energético muito elevado, onde a quantidade quase nula ou muito baixa de energia necessária deve ser coberta, em grande medida, por energia proveniente de fontes renováveis produzidas no local ou nas proximidades.

De acordo com o EPBD, foi solicitado aos Estados-Membros que reportassem as definições do NZEB, refletindo sobre as condições nacionais, regionais ou locais. Os seus relatórios tinham de incluir informações quantificadas sobre o significado de "desempenho energético muito elevado" e "em grande medida por energia proveniente de fontes renováveis" bem como um indicador numérico de energia primária (expresso em kWh/m²).

A metodologia para o cálculo do desempenho energético dos edifícios deverá contabilizar os seguintes aspetos:

- a) As características térmicas reais do edifício, incluindo as suas divisórias internas (capacidade térmica, isolamento, aquecimento passivo, arrefecimento passivo e pontes térmicas);
- b) Instalação de aquecimento e fornecimento de água quente, incluindo as respetivas características de isolamento;
- c) Instalações de ar condicionado;
- d) Ventilação natural e mecânica, que pode incluir a estanquidade ao ar da envolvente; e) Instalação fixa de iluminação (em especial no sector não residencial);
- e) Conceção, posicionamento e orientação dos edifícios, incluindo as condições climáticas exteriores; g) Sistemas solares passivos e proteções solares;
- f) Condições climáticas interiores, incluindo as de projeto;
- g) Cargas internas.

Deverá também ser tido em conta a influência positiva das condições locais de exposição solar, sistemas solares ativos e outros sistemas de aquecimento e produção de eletricidade baseados em energia proveniente de fontes renováveis, eletricidade produzida por cogeração; redes urbanas ou coletivas de aquecimento e arrefecimento e a iluminação natural. [6]

Posteriormente, a Comissão Europeia desenvolveu em 2016 um conjunto de recomendações por forma a garantir que, até 2020, todos os novos edifícios tenham necessidades quase nulas de energia. [14].

Na Tabela 1 é possível verificar os níveis de desempenho energético definidos para os NZEB, mediante as diferentes zonas climáticas e tipologia de edifício.

Tabela 1 - Desempenho energético definidos para os NZEB, mediante as diferentes zonas climáticas e tipologia de edifício [14]

Zona	Habitações unifamiliares			Escritórios		
	Energia Primária líquida	Energia Primária	Fontes renováveis no local	Energia Primária líquida	Energia Primária	Fontes renováveis no local
	[kWh/m ² .ano]					
Mediterrâneo	0-15	50-65	50	20-30	80-90	60
Oceânica	15-30	50-60	35	40-55	85-100	45
Continental	20-40	50-70	30	40-55	85-100	45
Nórdica	40-65	65-90	25	55-70	85-100	30

(Energia primária líquida corresponde à utilização de energia para aquecimento, arrefecimento, ventilação, água quente e iluminação)

Apesar dos indicadores numéricos não serem comparáveis entre EM, devido ao facto de serem utilizadas diferentes metodologias de cálculo do desempenho energético, os mesmos baseiam-se nos seguintes fatores:

- Adoção de níveis exequíveis de energia primária como limite para o balanço do NZEB;
- O nível de ambição e otimização da rentabilidade da solução;
- A percentagem de energia primária que deve ser coberta por fontes de energia renovável;
- Os incentivos financeiros disponíveis para a energia renovável ou medidas de eficiência energética. [14]

2.1.1.6 EPBD 2018

Na sequência da implementação da Estratégia da União da Energia (2015), um dos principais avanços passou pela adoção da proposta da Comissão, em 2016, do Pacote Energia Limpa para todos os Europeus que incluía 8 propostas legislativas. Neste contexto, em 2018, a EPBD foi alterada pela Diretiva (EU) 2018/844 do Parlamento Europeu e do Conselho, com vista a acelerar a renovação dos edifícios na União, nomeadamente acelerar a renovação dos edifícios existentes até 2050 e apoiar a modernização de todos os edifícios com tecnologias inteligentes e uma relação mais evidente com a mobilidade limpa.

As alterações da EPBD criam uma trajetória clara para alcançar um parque imobiliário com emissões reduzidas ou nulas na União até 2050, apoiada por roteiros nacionais com metas indicativas e indicadores do progresso interno, bem como por financiamento e investimento públicos e privados. São necessárias estratégias nacionais de renovação a longo prazo com uma componente financeira sólida, em linha com os requisitos do artigo 2.º-A da EPBD, para assegurar a renovação de edifícios existentes, convertendo-os em edifícios descarbonizados e de elevada eficiência energética até 2050, facilitando a transformação rentável de todos os edifícios existentes em edifícios com necessidades quase nulas de energia. Assim a nova EPBD introduz as seguintes principais novidades:

1. Estratégias de longo prazo para a renovação dos edifícios;
2. Descarbonização até 2050;
3. Componente de financiamento sólida;
4. Requisitos ao nível da infraestrutura de carregamento para a mobilidade elétrica;
5. Requisitos para a automação e controlo nos edifícios (BACS) e de dispositivos autorregulados para a temperatura interior;
6. Indicador de aptidão para tecnologias inteligentes dos edifícios – Smart readiness indicator (Sri);
7. Inspeção dos sistemas de aquecimento e de ar condicionado (e ventilação);
8. Registo e documentação de instalação, substituição ou atualização dos sistemas técnicos dos edifícios;
9. Medidas financeiras para melhoria da eficiência energética aquando da renovação dos edifícios dependem das poupanças de energia planeadas ou conseguidas;

10. Maior transparência nas metodologias de cálculo do desempenho energético dos edifícios. [15]

2.1.2. Nacional

Em 1990 surgiu pela primeira vez, em Portugal, uma regulamentação que definisse os requisitos térmicos dos edifícios. A publicação do Regulamento das Características de Comportamento Térmico dos Edifícios (RCCTE), através do Decreto-Lei n.º 40/90, definiu os requisitos de projeto de novos edifícios e de remodelações por forma a salvaguardar a satisfação das condições de conforto térmico sem consumo excessivo de energia, quer no Inverno, quer no Verão. [15] [16]

Mais tarde, em 1998, foi publicado o Regulamento dos Sistemas Energéticos de Climatização em Edifícios (RSECE), através do Decreto-Lei 118/98 de 7 de Maio, onde foram instituídos limites e restrições na utilização e instalação de equipamentos e sistemas de climatização. [15] [16]

Após a publicação da diretiva europeia EPDB 2002, 2002/91/CE de 16 de dezembro, foi necessário transpor a mesma para a legislação nacional. A transposição nacional efetivou-se 4 anos depois, em 4 de abril de 2006, através da publicação de 3 peças legislativas:

- Decreto-Lei n.º 78/2006: Aprova o Sistema Nacional de Certificação Energética e da Qualidade do Ar Interior nos Edifícios (SCE).
- Decreto-Lei n.º 79/2006: Aprova o Regulamento dos Sistemas Energéticos de Climatização em Edifícios (RSECE) e substitui o Decreto-Lei n.º 118/98. Entrada em vigor a 3 de julho de 2006.
- Decreto-Lei n.º 80/2006: Regulamento das Características de Comportamento Térmico dos Edifícios (RCCTE) que revoga o Decreto-Lei n.º 40/1990. Entrada em vigor a 3 de julho de 2006.

Em 2010, com a reformulação da diretiva EPBD, foi de novo necessário realizar a sua transposição para o direito nacional. Nesse propósito, as três peças legislativas publicadas em 2006 foram revistas, atualizadas e agregadas num único Decreto-lei (Decreto-Lei n.º 118/2013 de 20 de agosto). O Diploma n.º 118/2013, incluía assim o sistema de certificação energética, o Regulamento do Desempenho Energético dos Edifícios de Habitação (REH) e Regulamento de Desempenho Energético dos Edifícios de Comércio e Serviços (RECS). [15] [16]

Por forma a transpor para a ordem jurídica interna a diretiva EPBD (2018/844) do Parlamento Europeu e do Conselho, de 30 de maio de 2018, que altera a Diretiva 2010/31/UE, relativa ao desempenho energético, foi publicado a 7 de dezembro, o Decreto-Lei n.º 101-D/2020, revogando assim o Decreto-Lei n.º 118/2013, que estabelece os requisitos aplicáveis à conceção e renovação de edifícios, com o objetivo de assegurar e promover a melhoria do respetivo desempenho energético através do estabelecimento de requisitos aplicáveis à sua modernização e renovação, e regulamenta o SCE.

Na Figura 2 encontra-se representada a evolução da legislação portuguesa ao longo dos anos.

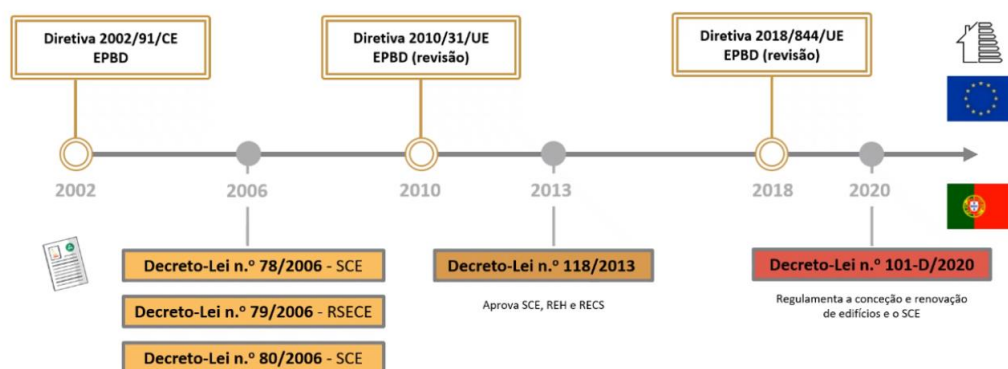


Figura 2 - Evolução da legislação europeia e transposição para a legislação nacional

Legislação nacional NZEB

É através do Decreto-Lei nº 118/2013, de 20 de agosto de 2013, que Portugal passa a ter todo um conjunto de obrigatoriedades a nível de desempenho energético dos edifícios, tendo surgido o conceito NZEB. O artigo 16º do presente Decreto-Lei determinava que:

- O parque edificado deve progressivamente ser composto por edifícios com necessidades quase nulas de energia;
- São edifícios com necessidades quase nulas de energia os que tenham um elevado desempenho energético e em que a satisfação das necessidades de energia resulte em grande medida de energia proveniente de fontes renováveis, designadamente a produzida no local ou nas proximidades;
- Devem ter necessidades quase nulas de energia os edifícios novos licenciados após 31 de dezembro de 2020, ou após 31 de dezembro de 2018 no caso de edifícios novos na propriedade de uma entidade pública e ocupados por uma entidade pública. [17]

2.1.2.1 Edifícios de Comércio e Serviços

Portaria nº42/2019, de 30 de Janeiro

Publicada a 30 de Janeiro de 2019, a Portaria nº42/2019 especificava o conceito de edifício NZEB para edifícios de Comércio e Serviços, definindo o valor máximo do Indicador de Eficiência Energética (IEES) e do rácio de classe energética (RIEE).

Tabela 2 - NZEB segundo a Portaria nº42/2019 [18]

Contexto	Exigência	
Edifícios de necessidades quase nulas de energia	$IEE_s \leq 75 \% IEE_{s,ref}$	$R_{IEE} \leq 0,50$
Edifícios novos	$IEE_s \leq 100 \% IEE_{s,ref}$	$R_{IEE} \leq 1,00$

Contexto	Exigência	
Edifícios sujeitos a grande intervenção	-	$R_{IEE} \leq 1,50$

A presente portaria definia também que os sistemas de gestão técnica centralizada implementados nos NZEB deveriam cumprir com os requisitos mínimos da classe B definidos na Tabela 5 da norma EN15232, aplicando -se ainda os seguintes requisitos:

- Sistemas solares fotovoltaicos;
- A instalação de sistemas de cogeração a biomassa em edifícios novos de comércio e serviços, caracterizados por necessidades de aquecimento e de AQS significativas, é obrigatória, salvo demonstração da sua inviabilidade económica.[18]

Despacho n.º 6476-E/2021

O Decreto-Lei. n.º101-D/2020, através do Despacho n.º 6476-E/2021, veio alterar os requisitos NZEB face aos requisitos impostos pelo Decreto-Lei n.º118/2013.

Tabela 3 - Requisitos dos edifícios de comércio e serviços novos segundo o Decreto-Lei. n.º101-D/2020 [20]

Tipo de Requisito	Exigência
Classe energética	Igual ou superior a B
Energia primária total	$R_{IEE} \leq 0,75$
Energia primária renovável	$Ren_{C\&S} \geq 0,50$
Energia primária fóssil	$IEE_{fóssil,S} \leq 0,75 \times IEE_{ref,S}$

Na tabela seguinte, de acordo com o Decreto-Lei em vigor à data no início do licenciamento, identificam-se os requisitos NZEB a que os edifícios de comércio e serviços ficam sujeitos:

Tabela 4 - Requisitos dos Edifício de Comércio e Serviços mediante ano de licenciamento [20]

Tipo de Requisito	Entrada em vigor		
	D.L n.º118/2013		D.L n.º101-D/2020
	01/01/2019	01/01/2021	01/07/2021
Aplicação das exigências para edifícios de necessidades quase nulas de energia em função da data	Todos os edifícios novos ocupados e propriedade de uma entidade pública	Todos os edifícios novos	Todos os edifícios novos
Classe energética mínima	A	A	B
$R_{IEE} \leq 0,50$	$\leq 0,50$	$\leq 0,50$	$\leq 0,75$
$IEE_S \leq 0,75 \times IEE_{S,ref}$	√	√	n.a

Tipo de Requisito	Entrada em vigor		
$IEE_{fossil,S} \leq 0,75 \times IEE_{ref,S}$	n.a	n.a	√
$Ren_{C\&S} \geq 0,50$	n.a	n.a	√

Os requisitos de mínimos de eficiência, referentes aos sistemas de gestão técnica centralizada, mantiveram-se apenas para os edifícios de comércio e serviços que disponham de sistemas de aquecimento ou de sistemas de arrefecimento ou de sistemas combinados de aquecimento e ventilação ou de arrefecimento e ventilação, com potência nominal global igual ou superior a 290 kW. [20]

2.1.2.2 Edifícios de Habitação

Portaria nº98/2019, de 2 de abril

A Portaria nº 98/2019, aprovada a 2 de abril de 2019, vem proceder à pormenorização do conceito de edifícios NZEB para edifícios de habitação. A mesma estabelecia os seguintes requisitos:

- O valor das necessidades nominais anuais de energia útil para aquecimento (N_{ic}) para edifícios de necessidades quase nulas de energia deve ser inferior ou igual a 75 % do seu valor máximo (N_i).
- O valor das necessidades energéticas nominais de energia primária (N_{tc}) para edifícios de necessidades quase nulas de energia deve ser inferior ou igual a 50 % do seu valor máximo (N_t).

A presente Portaria exigia também que as fontes de energia renovável dos NZEB devem suprir pelo menos 50 % das necessidades anuais de energia primária. [19]

Despacho n.º 6476-E/2021

O Decreto-Lei. nº101-D/2020, através do Despacho n.º 6476-E/2021, veio alterar os requisitos NZEB face aos requisitos impostos pelo Decreto-Lei nº118/2013.

Conforto Térmico

Tabela 5 - Requisitos de Conforto Térmico dos edifícios de habitação novos segundo o Decreto-Lei. nº101-D/2020 [20]

Tipo de Requisito	Zona Climática		
	I1	I2	I3
Conforto Térmico			
Necessidades de aquecimento	$N_{ic}/N_i \leq 0,75$	$N_{ic}/N_i \leq 0,85$	$N_{ic}/N_i \leq 0,90$
Necessidades de arrefecimento	$N_{vc}/N_v \leq 1,00$		

Desempenho Energético

Tabela 6 - Requisitos de Desempenho energético dos edifícios de habitação novos segundo o Decreto-Lei. nº101-D/2020 [20]

Tipo de Requisito	Zona Climática		
	I1	I2	I3
Desempenho energético			
Classe energética.....	Igual ou superior a A		
Energia primária total.....	$R_{NT} \leq 0,50$		
Energia primária renovável...	$Ren_{Hab} \geq 0,50$		

Na tabela seguinte, de acordo com o Decreto-Lei em vigor à data no início do licenciamento, identificam-se os requisitos NZEB a que os edifícios de habitação ficam sujeitos:

Tabela 7 - Requisitos dos Edifício de habitação mediante ano de licenciamento [20]

Tipo de Requisito	Zona Climática	Entrada em vigor		
		D.L nº118/2013		D.L nº101-D/2020
		01/01/2019	01/01/2021	01/07/2021
Aplicação das exigências para edifícios de necessidades quase nulas de energia em função da data	I1/I2/I3	Todos os edifícios novos ocupados e propriedade de uma entidade pública	Todos os edifícios novos	Todos os edifícios novos
Classe energética mínima		A	A	A
$R_{NT} \leq 0,50$		√	√	√
$Ren_{Hab} \geq 0,50$		n.a	n.a	√
Necessidades de arrefecimento		$N_{vc}/N_v \leq 1,00$	$N_{vc}/N_v \leq 1,00$	$N_{vc}/N_v \leq 1,00$
Necessidades de aquecimento	I1	$N_{ic}/N_i \leq 0,75$	$N_{ic}/N_i \leq 0,75$	$N_{ic}/N_i \leq 0,75$
	I2			$N_{ic}/N_i \leq 0,85$
	I3			$N_{ic}/N_i \leq 0,90$

Abaixo encontra-se descrita a legislação atualmente em vigor na área dos edifícios no âmbito da eficiência energética e do SCE.

Decreto-Lei n.º 102/2021

Estabelece os requisitos de acesso e de exercício da atividade dos técnicos do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios.

Decreto-Lei n.º 101-D/2020

Estabelece os requisitos aplicáveis a edifícios para a melhoria do seu desempenho energético e regula o Sistema de Certificação Energética de Edifícios, transpondo a Diretiva (UE) 2018/844 e parcialmente a Diretiva (UE) 2019/944.

Portaria n.º 98/2019

Define a metodologia de determinação da classe de desempenho energético para a tipologia de pré-certificados e certificados do SCE, bem como os requisitos de comportamento técnico e de eficiência dos sistemas técnicos dos edifícios novos e edifícios sujeitos a grande intervenção.

Portaria n.º 28/2022

Regulamenta o conteúdo e os critérios de avaliação dos exames a realizar para acesso e exercício da atividade dos técnicos do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios.

Portaria n.º 138-G/2021

Estabelece os requisitos para a avaliação da qualidade do ar interior nos edifícios de comércio e serviços, incluindo os limiares de proteção, condições de referência e critérios de conformidade, e a respetiva metodologia para a medição dos poluentes e para a fiscalização do cumprimento das normas aprovadas.

Portaria n.º 138-H/2021

Regulamenta as atividades dos técnicos e as competências da entidade gestora do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios e fixa os valores do registo dos certificados energéticos.

Portaria n.º 138-I/2021

Regulamenta os requisitos mínimos de desempenho energético relativos à envolvente dos edifícios e aos sistemas técnicos e a respetiva aplicação em função do tipo de utilização e específicas características técnicas.

Despacho n.º 6476-A/2021

Determina o restante conteúdo obrigatório dos certificados energéticos, nos termos do disposto no n.º 4 do artigo 20.º do Decreto-Lei n.º 101-D/2020, de 7 de dezembro.

Despacho n.º 9017/2021

Alteração ao Despacho n.º 6476-A/2021, que determina o restante conteúdo obrigatório dos certificados energéticos, nos termos do disposto no n.º 4 do artigo 20.º do Decreto-Lei n.º 101-D/2020, de 7 de dezembro.

Despacho n.º 6476-B/2021

Aprova os critérios de seleção e as metodologias aplicáveis aos processos de verificação da qualidade da informação produzida no âmbito do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios (SCE).

Despacho n.º 9067/2021

Alteração ao Despacho n.º 6476-B/2021 que aprova os critérios de seleção e as metodologias aplicáveis aos processos de verificação da qualidade da informação produzida no âmbito do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios (SCE).

Despacho n.º 6476-C/2021

Aprova as condições referentes à manutenção dos sistemas técnicos instalados em edifícios, a periodicidade e as condições de realização da inspeção periódica dos sistemas técnicos e o modelo do relatório.

Declaração de Retificação n.º 611/2021

Retificação ao Despacho n.º 6476-C/2021, de 29 de junho, publicado no Diário da República, 2.ª série, n.º 126, de 1 de julho de 2021.

Despacho n.º 6476-D/2021

Aprova os requisitos para a elaboração do Plano de Melhoria do Desempenho Energético dos Edifícios (PDEE).

Despacho n.º 6476-E/2021

Aprova os requisitos mínimos de conforto térmico e de desempenho energético aplicáveis à conceção e renovação dos edifícios.

Despacho n.º 6476-H/2021

Aprova o Manual do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios (SCE).

Despacho n.º 9216/2021

Alteração do Despacho n.º 6476-H/2021, que aprova o Manual do Sistema de Certificação Energética dos Edifícios (SCE). [21]

2.2 Edifícios NZEB

Tal como referido no capítulo anterior, a reformulação da EPBD em 2010 introduziu o conceito de NZEB. Esta diretiva europeia forneceu diretrizes aos EM para que ambos os conceitos fossem transpostos com as devidas adaptações à realidade de cada país.

Em Portugal, a introdução destes dois conceitos obrigou à revisão da legislação existente, o que ocorreu através do DL n.º 118/2013, estabelecendo os requisitos mínimos de desempenho energético para os edifícios e sistemas técnicos.

A definição do conceito NZEB, deliberado no artigo 16.º do Decreto-Lei n.º 118/2013 de 2013 de 20 de agosto, impõe que os novos edifícios tenham necessidades quase nulas ao nível da energia, sendo que a satisfação das necessidades energéticas deverá ser efetuada através de fontes de energia renovável produzidas no local ou nas proximidades. Deste modo, o estatuto de NZEB tornou-se obrigatoriamente aplicável a todos os edifícios novos licenciados após 31 dezembro de 2020 ou, no caso dos edifícios públicos, após 31 de dezembro de 2018. [17]

2.2.1 NZEB conceito

Na Figura 3 é apresentado um gráfico onde é possível observar o conceito NZEB. No eixo horizontal está representado o consumo de energia de um edifício e no eixo vertical a produção de energia renovável. É possível constatar que para atingir o balanço energético (quase) nulo num edifício convencional, é necessário ter uma elevada produção de energia renovável. O principal objetivo do conceito NZEB, definido pela EPBD 2010, passa por reduzir ao máximo as necessidades energéticas do edifício para que a produção de energia por fontes renováveis seja tanto menor quanto possível, de modo a alcançar um balanço nulo de energia. [6]

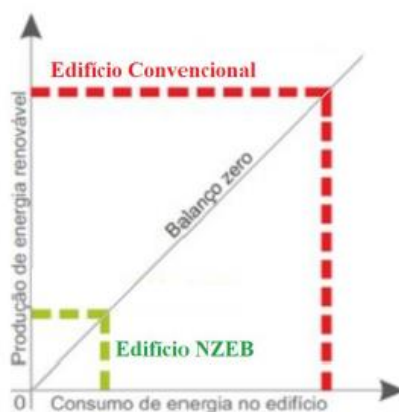


Figura 3 - Definição do conceito NZEB [22]

A otimização do consumo energético e a aplicação de energias renováveis, são os principais fundamentos de um edifício NZEB. A otimização do consumo dos edifícios deverá passar pela melhoria do isolamento térmico da envolvente e pela utilização de sistemas eficientes de climatização e AQS.

A capacidade dos NZEB de gerar de energia localmente possibilita o surgimento de comunidades energéticas. O conceito comunidade energética é definido como uma entidade legal onde os consumidores finais de energia, que partilham a mesma localização

geográfica, se reúnam para cooperar na geração, distribuição, armazenamento ou fornecimento de energia gerada nas proximidades. [23]

No caso de excedente energia, um edifício poderá fornecer essa energia a um outro edifício, fazendo com que todos os edifícios inseridos na rede sejam parte ativa no consumo e produção de energia, alcançando assim o objetivo de uma comunidade energética que é proporcionar benefícios económicos e ambientais a todos os membros da rede.

Construído em 2006, o edifício Solar XXI em Lisboa, ilustrado na Figura 4, é um dos exemplos nacionais de um edifício com necessidades energéticas muito reduzidas e utiliza sistemas passivos de aquecimento e arrefecimento, bem como energia renovável, nomeadamente, sistemas solares térmicos e fotovoltaicos e energia geotérmica. Com uma área de cerca 1500 m², é uma referência para os edifícios NZEB em Portugal uma vez que 80% da eletricidade consumida é produzida pelo sistema fotovoltaico. A fachada sul deste edifício é composta por painéis solares fotovoltaicos perfeitamente conjugados com os vãos envidraçados. Para além destes, estão ainda implementados coletores solares térmicos na cobertura do edifício e conta com a utilização do solo para o arrefecimento passivo do ar durante o verão [24].



Figura 4 - Edifício Solar XXI [24].

2.3 Importância dos SACE nos edifícios NZEB

Em 2018, a EPBD foi novamente reformulada (2018/844) a fim de acelerar a renovação dos edifícios europeus, em que visa promover tecnologias de edifícios inteligentes por meio de um indicador de aptidão para tecnologias (SRI), que estima a capacidade de um edifício de adaptar a sua operação às necessidades do ocupante, otimizando a eficiência energética e o desempenho gerado, relevando assim a importância da implementação dos SACE nos edifícios, tal como descrito pelo relatório da *Waide Strategic Efficiency Limited*. [25].

A utilização dos SACE - Sistemas de Automatização e Controlo dos Edifícios – na gestão de edifícios NZEB, em que existem vários sistemas complexos interligados, é uma necessidade absoluta não só para registar e analisar os dados sensoriais medidos, mas também por forma a otimizar e melhorar a eficiência energética dos mesmos. [26]

Os SACE permitem monitorizar, controlar, comandar e gerir, de forma integrada as várias instalações técnicas existentes num edifício (AVAC, AQS, Iluminação, CCTV, Deteção de incêndios, Produção de energia renovável, Carregadores elétricos) através de uma única plataforma, evitando conflitos entre diferentes sistemas e proporcionando o aumento da eficiência energética global.

Recorrem a tecnologias eletrónicas, de informação e comunicação tais como sensores e controladores, permitindo que os dados sensoriais recolhidos possam ser geridos de forma otimizada, levando a uma automatização do edifício.

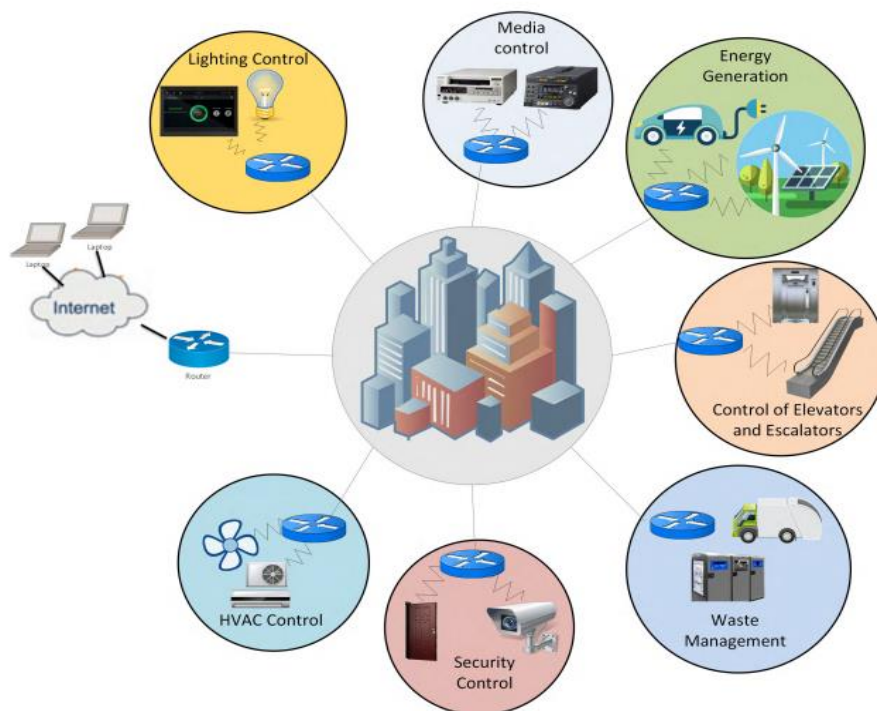


Figura 5 - Instalações técnicas integradas pelos SACE [27]

Através da gestão dos dados recolhidos pelos elementos sensoriais é possível obter uma automatização capaz de monitorizar o desempenho energético, detetar anomalias, identificar possíveis causas, realizar ajustes e correções automaticamente. Deste modo, alcança-se sistemas inteligentes e eficientes que permitem adaptar o seu funcionamento de acordo com as necessidades reais do edifício.

As comunicações contínuas entre sensores e controladores, bem como as comunicações entre medidores energia, unidades geradoras de energia renovável e unidades de armazenamento, geram conjuntos de dados maciços e heterogêneos. Estes conjuntos de dados exigem abordagens cada vez mais automatizadas e adaptáveis ao processamento de informação e à tomada de decisões em tempo real. As técnicas de inteligência artificial (IA) e Machine Learning (ML) exibem recursos comprovados para aprender a partir de conjuntos de dados heterogêneos. Estas técnicas podem identificar padrões ou tendências que existem nos dados e extrair conhecimento de desempenho crucial, fazer previsões precisas de estados futuros do sistema e identificar cenários anômalos que podem levar a um comportamento abaixo do ideal devido a falhas benignas ou maliciosas.

Aplicações de IA em edifícios incluem, otimização da energia consumida pelo edifício (ajustando a curva de carga em função da produção de energia renovável existente) e Manutenção preditiva (através da monitorização constante de parâmetros de controlo). [28]

Em seguida encontra-se a Figura 6 que ilustra as várias camadas existentes num sistema SACE. Desde os elementos de campo, como os sensores e atuadores, passando pelos controladores até às plataformas de gestão do edifício.

No subcapítulo seguinte é feita uma breve descrição dos conceitos de indústria 4.0 que compõem os sistemas SACE.

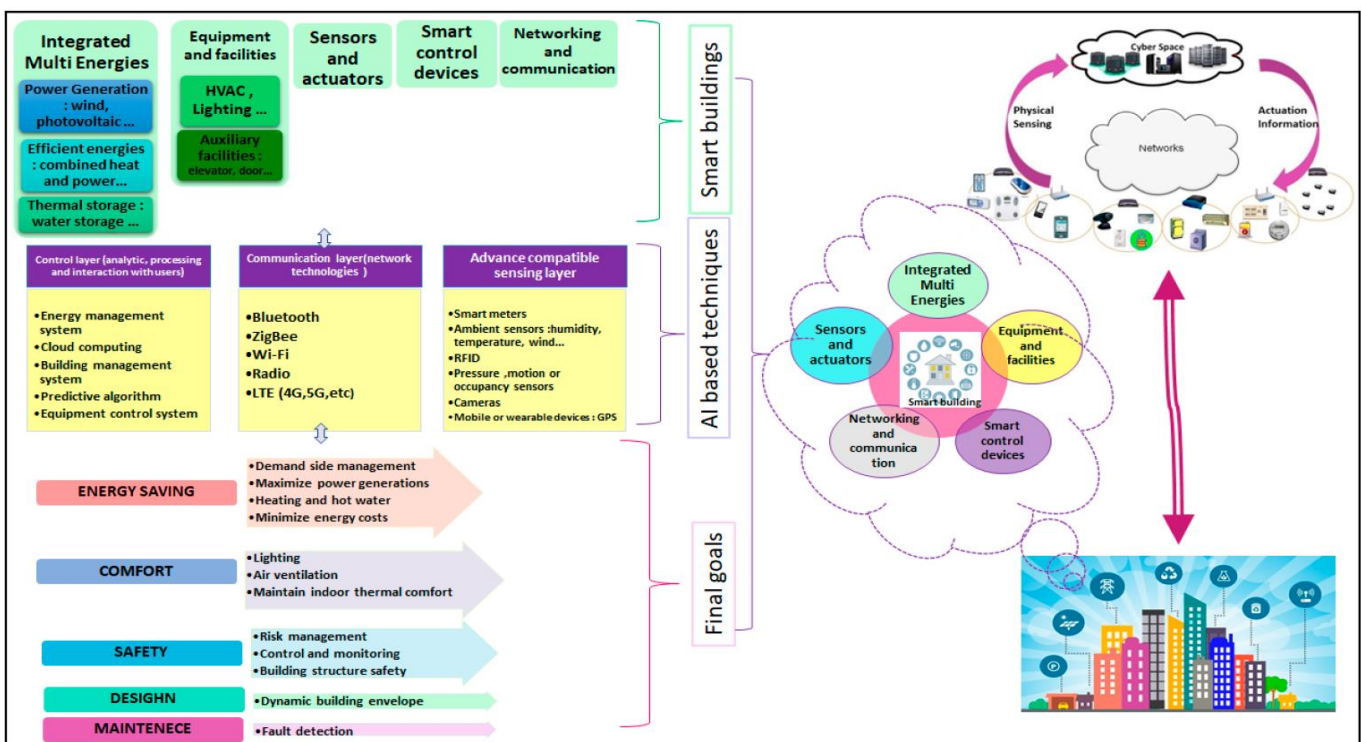


Figura 6 - Sistema SACE- Os diferentes níveis que o compõem [37]

2.4 Conceitos indústria 4.0 aplicados aos sistemas SACE

Indústria 4.0 (I4.0) ou Quarta Revolução Industrial é um conceito que engloba algumas tecnologias para automação e troca de dados, tais como, Sistemas Ciber-Físicos, Internet das Coisas e Computação em Nuvem.

A I4.0 aplicada aos sistemas técnicos dos edifícios promove a integração das tecnologias físicas com as digitais, originando ganhos significativos no desempenho energético dos edifícios.

2.4.1 Internet das coisas (IoT)

Os sistemas SACE necessitam de uma vasta rede de sensores, que recolhem os dados dos vários equipamentos que compõem os sistemas técnicos, para posterior controlo e otimização.

A Internet das Coisas (IoT) é um conceito que conecta objetos físicos ou virtuais à internet. A tecnologia utilizada é o sensor, que permite interligar um objeto físico ou propriedade à internet.

De acordo com estimativas atuais, cerca de 26 biliões de dispositivos estarão interligados em IoT até 2030. Este rápido desenvolvimento será significativamente acelerado pela introdução das redes 5G, que foram projetadas para atender às demandas da IoT (maior velocidade e largura de banda). [29]

No entanto, o crescimento esperado deverá trazer novos desafios, especialmente no que diz respeito ao consumo de energia: Embora se espere que a eficiência da transmissão de dados pela Internet melhore ao longo do tempo, há indicações de que o consumo geral de energia por transmissão de dados deva crescer devido ao aumento acentuado no número de dispositivos em rede, mesmo considerando a melhoria da eficiência do 5G.

Como tal é necessário encontrar medidas de minimização do consumo de energia dos sensores. Atualmente encontram-se estabelecidas uma série de medidas. Estas incluem, por exemplo:

- Modo de suspensão dos sensores;
- Envio apenas os dados necessários;
- Utilização de técnicas de otimização de rádio;
- Utilização mecanismos de redução de dados;
- Utilização da energia da envolvente na alimentação dos sensores (energia solar, energia térmica ou vibrações);

Atualmente, a pesquisa e desenvolvimento relacionado com a redução de energia de dispositivos IoT prende-se com a seleção de um protocolo de transmissão de rádio adequado. Existem atualmente várias normas disponíveis com diferentes consumos de energia. Desde o *WiFi* para redes domésticas, *Bluetooth* ou *Bluetooth Low Energy (BLE)* para curtas distâncias, até ao *ZigBee* e *Z-Wave* para, por exemplo, medição e aplicações

industriais. Outros protocolos como *EnOcean*, *Long Range (LoRa)*, *Narrow Band IoT (NB-IoT)* tem sido estudados para aplicações onde existam longas distâncias. [30]

2.4.2 Big Data

Big Data refere-se a um conjunto massivo de dados que nenhuma ferramenta convencional de gestão de dados pode manipular. *Big Data* é, portanto, um conceito que permite o acesso a gigantescas bases de dados em tempo real. O *Big Data* possui quatro características principais:

- A velocidade com que as informações são processadas;
- A variedade da informação armazenada;
- O volume de informação;
- A veracidade da informação;

O *Big Data* permitirá armazenar e otimizar os dados recolhidos pela IoT, que depois poderão ser processados por técnicas de ML, por forma a racionalizar os consumos do edifício. [31]

3. Gestão de Energia de Edifícios baseada em metodologias IA

3.1 Inteligência Artificial

A IA surgiu na década de 1950, com o trabalho desenvolvido por diversos investigadores, incluindo Alan Turing e outros, sendo definida por John McCarthy em 1956 como a "ciência e engenharia para construir máquinas inteligentes, em especial programas de computador inteligentes". Desde então, a IA desenvolveu-se em diversas subáreas, tais como ML (incluindo o *Deep Learning*), Metaheurísticas, Processamento de linguagem natural (PLN) ou Sistemas Multi-agente. O impacto atual da IA no mundo resulta de três fenómenos principais: enorme crescimento de dados (*Big Data*); aumento da capacidade de processamento e desenvolvimento de técnicas sofisticadas para análise de dados (e.g., *Deep Learning*). [32]

Os avanços das Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) permitem uma fácil recolha, processamento e partilha de dados sobre pessoas, organizações e do funcionamento do mundo. Assim, assiste-se hoje em dia a uma crescente transformação digital. São diversos os fenómenos que geram *Big Data*, tais como as redes sociais, a IoT, as *smart cities* e a I4.0. Estes dados podem conter um potencial conhecimento que é útil para o suporte à decisão.

A aplicação de tecnologias modernas, tais como, sensores, comunicação em rede, computação em *cloud* (o armazenamento de dados e capacidade de computação é realizada remotamente por meio da internet), transmissão sem fios e dispositivos inteligentes, nos SACE tem levado a uma rápida implementação de modelos analíticos nestes domínios. [33]

Os modelos baseados em IA permitem prever as tendências futuras do consumo de energia dos edifícios, utilizando para tal o historial de consumo de energia dos edifícios. O impacto de variáveis-chave, como as características do edifício e das condições meteorológicas, são consideradas num processo que compreende quatro etapas principais: "(1) recolha de dados, (2) pré-processamento de dados, (3) processo de formação de modelos e (4) testes de modelos" [34]

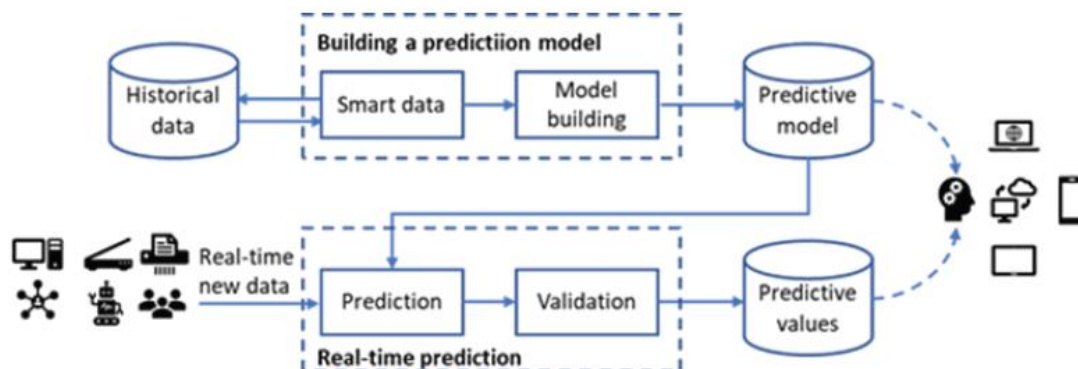


Figura 7 - Criação do modelo preditivo [35]

3.2 Machine Learning (ML)

O ML é uma técnica que utiliza estratégias de otimização e convergência permitindo ao mesmo evoluir e alcançar desempenhos superiores.

Uma vez que a otimização através da evolução é um princípio básico dos sistemas de ML, o ritmo de progresso em muitas áreas de investigação em IA tem sido considerável. O ML pode ser definido como a aprendizagem feita por máquinas a partir de algoritmos concebidos para permitir que as mesmas reajam a novas entradas do seu ambiente. O ML permite determinar relações não lineares, tais como a relação entre a procura de energia, variáveis exógenas e outros fatores relevantes, através de funções de mapeamento a partir de um conjunto de dados de formação (aprendizagem supervisionada) ou de qualquer forma do conjunto de dados (aprendizagem não supervisionada), ou mesmo uma sequência de decisões num sistema incerto ou complexo [36]

A aprendizagem supervisionada é um tipo de ML em que os algoritmos promovem o treino da mesma com base nos dados recolhidos e pré-tratados. Após a validação e teste do treino, a modelação deverá reproduzir uma função com o menor erro, comparada com real. O modelo deverá ser capaz de reproduzir uma previsão com o menor erro com dados novos. A aprendizagem supervisionada é utilizada para resolver problemas de classificação, determinando a que grupo pertencem os dados de entrada e para resolver problemas de regressão, prevendo o valor correto da saída dada uma nova entrada. [37]

A aprendizagem sem supervisão é um tipo de ML em que o modelo não é treinado com qualquer forma do conjunto de dados. O modelo aprende com os dados de entrada à medida que chegam.

A aprendizagem por reforço é um tipo de ML em que o modelo aprende sendo recompensado por cada saída correta e sendo punido por cada saída errada. O algoritmo, portanto, melhora com o tempo. A Figura 8 mostra a relação entre as tecnologias de ML existentes.

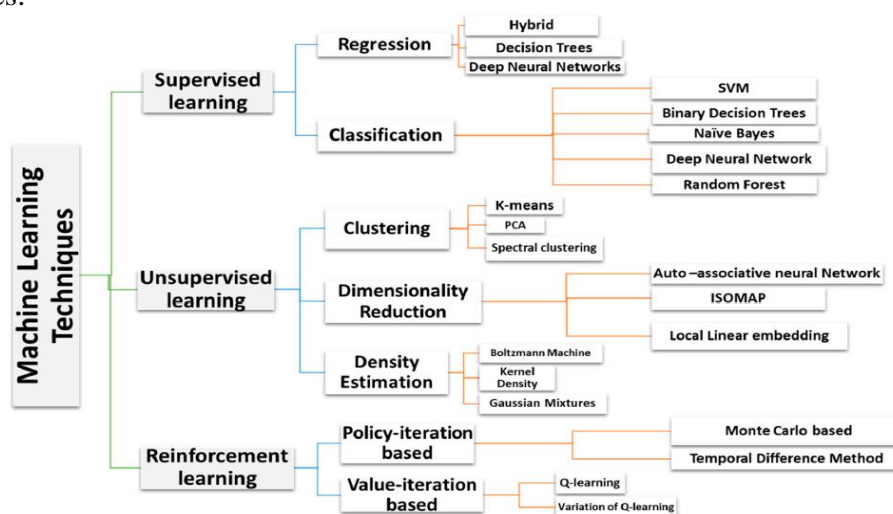


Figura 8 - Modelos de Machine Learning [37]

As técnicas de ML podem ser categorizadas como *Shallow Learning* ou *Deep Learning*.

Os modelos de *Shallow Learning* (aprendizagem superficial) são modelos com camadas simples, enquanto as técnicas de *Deep Learning* (aprendizagem profunda) são técnicas com camadas complexas ou múltiplas. A figura 10 representa a relação entre os diferentes tipos de técnicas de ML usados em sistemas de gestão de energia.

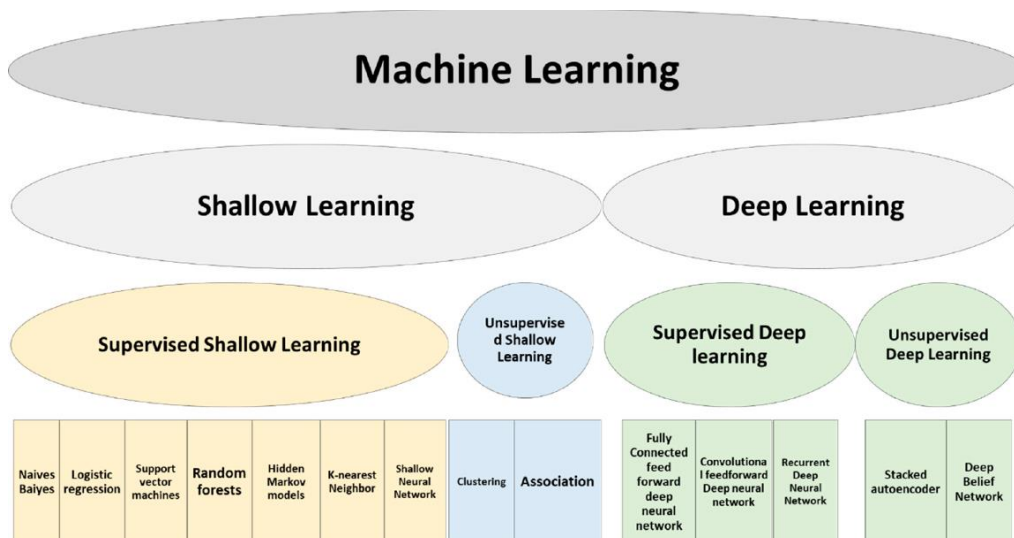


Figura 9 - Machine Learning - Linguagem profunda e superficial [37]

3.3 Técnicas de ML mais usadas na gestão Energética dos Edifícios

Nas subsecções seguintes, explicam-se alguns das técnicas ML mais utilizadas na gestão energética dos edifícios. [37]

3.3.1 Árvores de decisão

As árvores de decisão são uma técnica de ML em que as decisões de classificação são divididas em conjuntos de escolhas dependendo das características dos parâmetros de entrada, que são considerados individualmente. Este processo parte da característica base e, em seguida, progride de uma forma semelhante a um ramo de árvore. Uma árvore é construída dividindo o nó raiz (conjunto de origem) da árvore em nós de ramo (subcongrupos). A divisão baseia-se num conjunto de regras determinadas a partir das propriedades do conjunto e da classificação-alvo. Existem várias aplicações onde foram utilizadas árvores de decisão, incluindo na gestão de sistemas do armazenamento de energia [38]

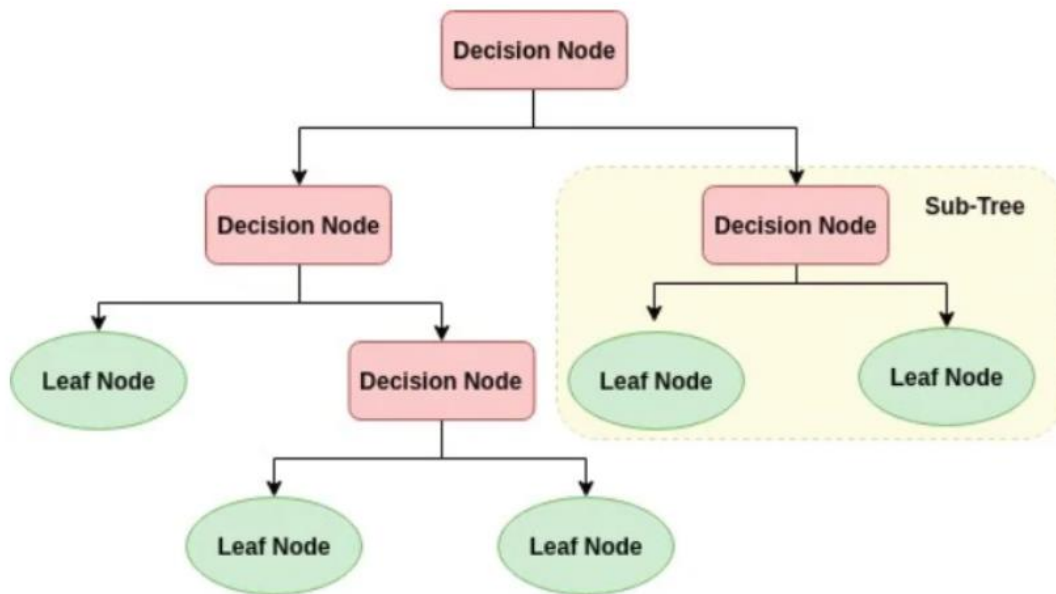


Figura 10 - Árvores de Decisão [39]

3.3.2 Random Forest

O *Random Forest* (Floresta Aleatória) é uma técnica supervisionada de ML que usa tarefas de classificação e regressão e incorpora múltiplas árvores de decisão para melhorar a exatidão da previsão. O *Bagging* “embalamento” é um procedimento geral que pode ser usado para reduzir a variância de um modelo de uma árvore de decisão. Outro processo utilizado é o *bootstrapping*, que permite estimar uma amostra a partir de um conjunto de dados iniciais. A técnica *Random Forest* é conseguida criando uma nova amostra de dados do conjunto de treino e usando-a para treinar uma árvore de decisão.

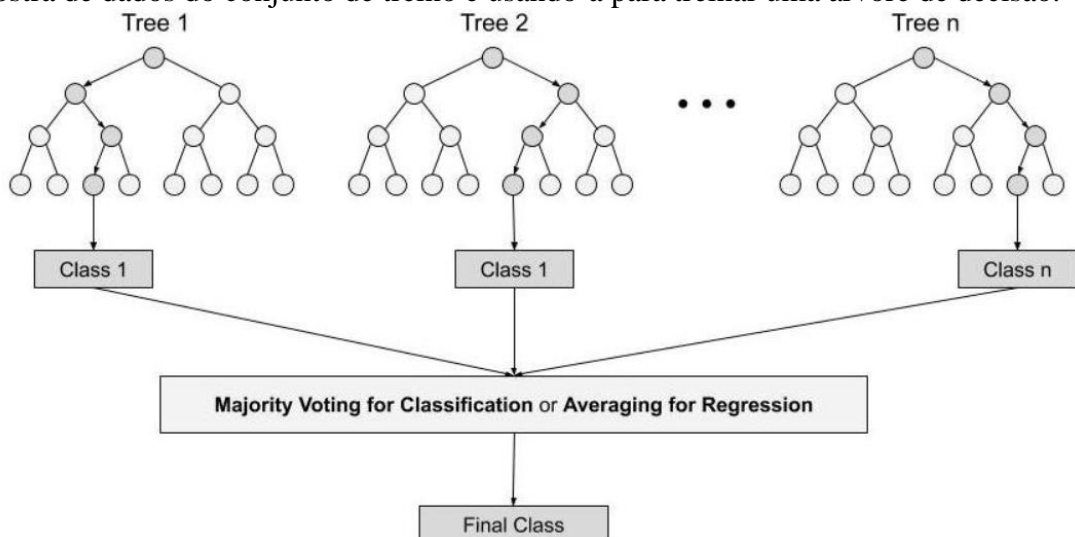


Figura 11 - Floresta Aleatória

As características são selecionadas aleatoriamente em cada nó da árvore de decisão e, em seguida, é aplicada a impureza de Gini (isto é, uma medição da probabilidade de existir uma classificação incorreta de uma nova instância de uma variável aleatória) apenas nesse

conjunto de características, selecionando depois a ideal (a característica com menor impureza de Gini) e repetindo o processo até que a árvore esteja completa. A técnica *Random Forest* é amplamente utilizada na construção de sistemas energéticos para prever o consumo de energia horária. [40]

3.3.3 Rede Neural de *Wavelet*

A rede neural de *wavelet* é outra técnica de ML que combina os conceitos de análise de *wavelet* e arquitetura de redes neurais. A técnica de *wavelet* decorre da generalização da transformada de Fourier (FT) e da transformada janelada de Fourier (WFT). A técnica tem sido considerado útil na previsão de dados temporais para a gestão de micro-redes residenciais, por forma a otimizar a acumulação e o abastecimento de energia. [41] [42]

3.3.4 Naïve Bayes

A técnica de aprendizagem Naïve Bayes baseia-se no teorema de Naïve Bayes. O teorema é usado para calcular a probabilidade de uma previsão acontecer quando dado um acontecimento prévio. Esta técnica de aprendizagem tem sido utilizada extensivamente para resolver problemas energéticos de edifícios. Num estudo, a técnica de Naïve Bayes foi utilizada na análise de conjuntos de dados de eficiência energética de edifícios e previsão da energia fotovoltaica. Num outro estudo, esta técnica foi aplicada para prever a energia consumida pelo sistema de AVAC utilizando dados horários. [37]

3.3.5 Redes Neurais Artificiais (RNA)

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são amplamente utilizadas na modelação de processos não lineares. São úteis numa vasta gama de aplicações, tais como classificação, tomada de decisão, problemas de regressão, agrupamento, deteção de anomalias e visão computacional.

Uma rede neural profunda (*deep neural network*) é um tipo de técnica de aprendizagem profunda que consiste numa RNA com várias camadas. O conceito centra-se na modelação da caracterização hierárquica por de trás dos padrões usados para prever dados. Isto é conseguido através da criação de módulos compostos por várias camadas de informação para processamento. [37]

A técnica RNA é particularmente útil na previsão dos consumos elétricos dos edifícios uma vez que apresentam uma alta exatidão na análise de problemas não lineares. [43]

A técnica RNA possui um espectro alargado de aplicações em edifícios, tais como o controlo do aquecimento de edifícios solares passivos [44], controlo de sistemas hidrónicos de aquecimento [45] e previsão da temperatura num edifício [46].

3.3.6 Support Vector Regression (SVR)

O SVR é baseado no princípio indutivo de minimização de risco estrutural, através da soma do erro de treino e nível de confiança. Trata-se de uma técnica amplamente usada em problemas de classificação e regressão. [47]

O objetivo do SVR é encontrar a função que tenha no máximo um desvio (ϵ) sobre todos os exemplos, procurando-se assim obter um tubo o mais fino possível. [48]

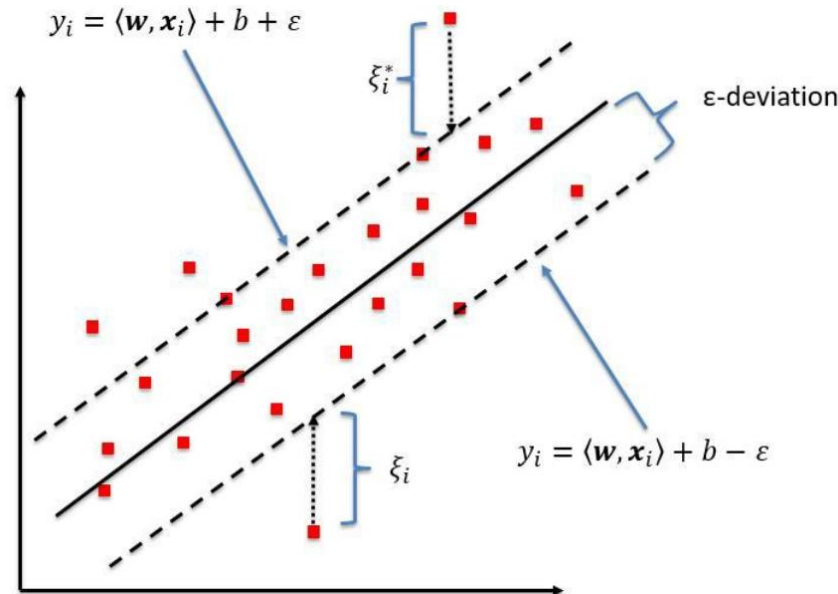


Figura 12 - Algoritmo SVR [49]

O SVR é amplamente utilizado em vários estudos para prever as exigências mensais de aquecimento e arrefecimento de edifícios residenciais. [49]

3.3.7 Algoritmo (AG)

O AG é uma técnica de pesquisa heurística extensivamente utilizada em modelos baseados em IA devido à sua capacidade de lidar com as características não lineares de edifícios inteligentes. Tanto problemas de otimização não-constrangidos como constrangidos podem ser resolvidos utilizando AG. [37]

Esta técnica é amplamente aplicada na calendarização dos consumos energéticos, com o objetivo de minimizar o custo energético total num regime de preços dinâmicos. [49]

3.3.8 K-Nearest Neighbor – (KNN)

O KNN é uma técnica que consiste na memorização do conjunto de treino e, em seguida, prevendo a classificação de qualquer nova instância com base na classificação dos seus vizinhos mais próximos no conjunto de treino. A KNN é amplamente utilizada na construção de sistemas de gestão de energia e na previsão do consumo de energia em edifícios. [50] [51]

3.3.9 GBM (*Gradient Boosting Machines*)

A técnica *Gradient Boosting* é uma técnica *Boosting*, incluída dentro do grupo de classificadores Ensemble. É utilizada para lidar com grandes quantidades de dados e obter previsões com grande precisão. Utiliza um conjunto de algoritmos de aprendizagem mais fracos em conjunção para construir um algoritmo de previsão mais robusto. [52]

3.3.10 Modelos híbridos

Os modelos híbridos utilizam várias técnicas de ML. O pré-processamento de dados em combinação com os métodos de otimização são utilizados para melhorar a precisão da previsão. Os modelos híbridos são aplicados geralmente na previsão de produção de energia em sistemas de energia renovável e micro-redes, como também na previsão do consumo de energia por parte dos edifícios. [37]

4. Caso de Estudo

O consumo energético dos edifícios é influenciado por vários fatores, como a temperatura externa ou a ocupação dos espaços, que variam ao longo do tempo. As técnicas de ML permitem, através do histórico de consumo de energia e do histórico dos fatores externos que influenciam esse mesmo consumo, criar modelações que permitem prever o consumo futuro de energia. Essa previsão do consumo futuro de energia pode ser usada para servir de suporte à tomada de decisões para redução de consumos de energia e deslocamento de carga para períodos de menor necessidade da rede, ou na conjugação com os sistemas de produção de energia renovável (produção variável), sem que as necessidades energéticas e o conforto dos indivíduos presentes no edifício sejam comprometidos.

Os edifícios poderão assim, ajustar as suas necessidades à produção, contribuindo para um balanço de energia nulo.

4.1 Descrição do caso de Estudo

4.1.1 Descrição do edifício

O caso de estudo baseia-se num edifício de escritórios de 7 andares e 11.700m² localizado em Bangkok, Tailândia. O edifício possui 55 unidades de climatização distribuídas ao longo do mesmo.

Por forma a controlar as condições interiores do edifício, o mesmo foi subdividido em 33 zonas, sendo que cada em cada zona é feita a medição do consumo de energia das unidades individuais de climatização, iluminação e tomadas, tal como descrito na Tabela abaixo.

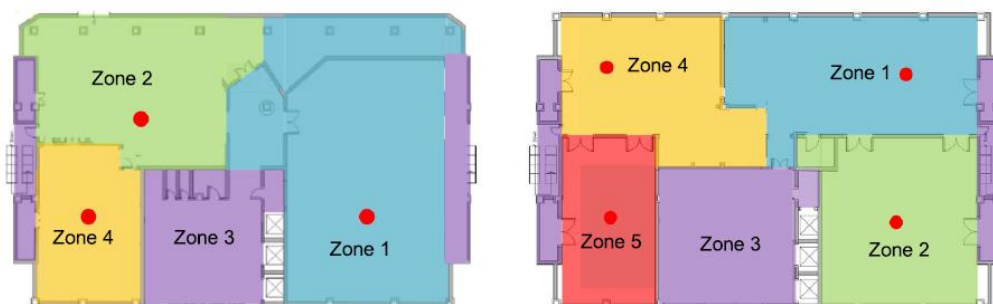


Figura 13 - Subdivisão do Edifício por zona

Tabela 8 - Caracterização Física do Edifício

Nº Piso	Nº Zona	Unidades de Climatização	Grupo Iluminação	Grupo Tomadas	Sensor*
Piso 1	Zona 1	0	1	0	0
	Zona 2	4	1	1	0
	Zona 3	0	1	1	0
	Zona 4	0	1	1	0
Piso 2	Zona 1	1	1	1	3

Nº Piso	Nº Zona	Unidades de Climatização	Grupo Iluminação	Grupo Tomadas	Sensor*
	Zona 2	14	1	1	3
	Zona 3	0	1	1	3
	Zona 4	1	1	1	3
Piso 3	Zona 1	4	1	1	3
	Zona 2	1	1	1	3
	Zona 3	0	1	1	0
	Zona 4	1	1	1	3
	Zona 5	1	1	1	3
Piso 4	Zona 1	4	1	1	3
	Zona 2	1	1	1	3
	Zona 3	0	1	1	0
	Zona 4	1	1	1	3
	Zona 5	1	1	1	3
Piso 5	Zona 1	4	1	1	3
	Zona 2	1	1	1	3
	Zona 3	0	1	1	0
	Zona 4	1	1	1	3
	Zona 5	1	1	1	3
Piso 6	Zona 1	1	1	1	3
	Zona 2	1	1	1	3
	Zona 3	0	1	1	0
	Zona 4	4	1	1	3
	Zona 5	1	1	1	3
Piso 7	Zona 1	4	1	1	3
	Zona 2	1	1	1	3
	Zona 3	0	1	1	0
	Zona 4	1	1	1	3
	Zona 5	1	1	1	3

* O sensor permite adquirir os dados de temperatura, luminosidade e humidade relativa do espaço

Os consumos de energia foram medidos através de analisadores de energia, distribuídos ao longo dos pisos.

Tabela 9 - Distribuição de Analisadores de Energia ao longo do Edifício

Nº Piso	Medidores de energia	Sensor	Gateway
Piso 1	4	—	1
Piso 2	7	4	1
Piso 3	8	4	1
Piso 4	8	4	1
Piso 5	8	4	1
Piso 6	8	4	1
Piso 7	8	4	1
Total	21	24	7

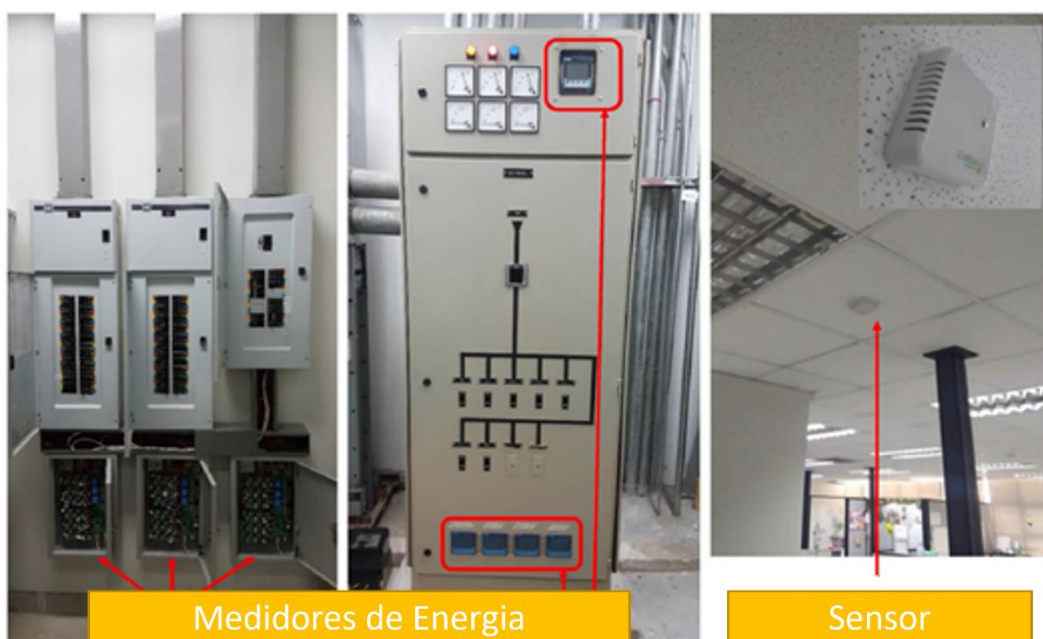


Figura 14 - Analisadores de Energia e Sensores

Os dados, de consumo e condições interiores, foram recolhidos em intervalos de um minuto durante um período de 18 meses, 1 de julho de 2018 a 31 de dezembro de 2019.

4.1.2 Análise Exploratória dos dados

Através da análise exploratória de dados, foi possível verificar que o consumo do edifício era superior nos dias semanais em comparação com os dias de final de semana, o que seria de esperar, uma vez de que se trata de um edifício de escritórios cujo normal funcionamento ocorre durante os dias úteis.

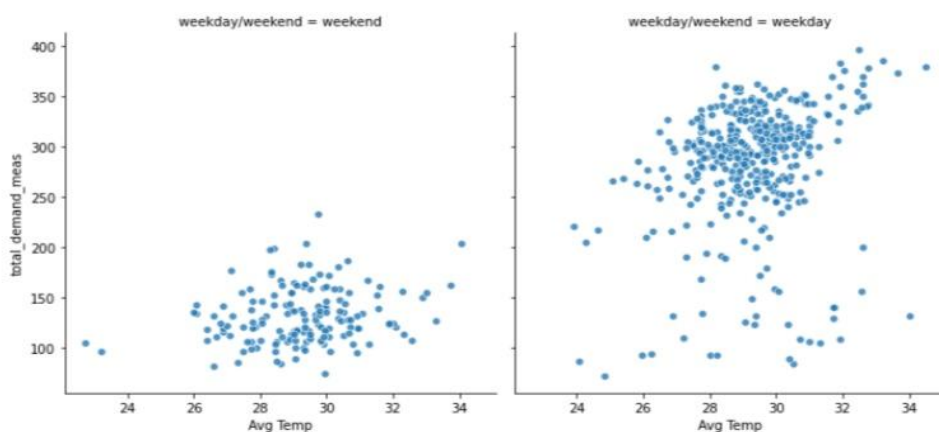


Figura 15 - Comparação do consumo "dias semanais vs fins-de-semana"

Após a exploração dos dados, foram assumidas as seguintes variáveis para a construção dos modelos:

- Energia Consumida (kWh)
- Dia da semana
- Hora

- Temperatura média
- Temperatura mínima
- Temperatura máxima
- Precipitação

Abaixo encontra-se uma tabela onde é possível visualizar as variáveis assumidas:

Date	total_demand_meas	weekday	hour	Avg Temp	Min Temp	Max Temp	Precip
2018-07-01 00:00:00	176.261667	6	0	29.50	25.00	34.50	17.0
2018-07-01 01:00:00	177.300000	6	1	29.50	25.00	34.50	17.0
2018-07-01 02:00:00	177.048833	6	2	29.50	25.00	34.50	17.0
2018-07-01 03:00:00	175.129167	6	3	29.50	25.00	34.50	17.0
2018-07-01 04:00:00	183.175000	6	4	29.50	25.00	34.50	17.0
...
2019-12-31 19:00:00	120.144500	1	19	28.22	23.22	34.78	0.0
2019-12-31 20:00:00	124.547667	1	20	28.22	23.22	34.78	0.0
2019-12-31 21:00:00	104.895333	1	21	28.22	23.22	34.78	0.0
2019-12-31 22:00:00	95.204167	1	22	28.22	23.22	34.78	0.0
2019-12-31 23:00:00	91.057667	1	23	28.22	23.22	34.78	0.0

Figura 16 - Variáveis Assumidas para os modelos

4.2 Metodologia

A metodologia utilizada no desenvolvimento de modelos de previsão baseados em dados, por forma a prever o consumo futuro de energia, seguiu os seguintes passos:

- Coleta dos dados
- Pré processamento dos dados
- Seleção dos atributos
- Treino do modelo
- Avaliação do desempenho do modelo

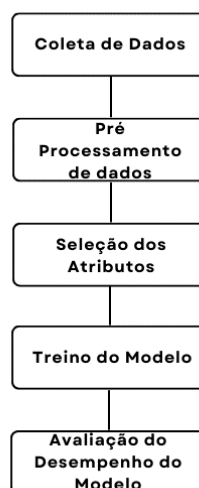


Figura 17 - Metodologia utilizada no desenvolvimento de modelos de previsão, adaptado de [53]

4.2.1 Recolha dos dados

O conjunto de dados encontra-se dividido em 14 ficheiros CSV, de acordo com o piso e o com o ano do registo (7 ficheiros referentes ao ano de 2018 e 7 ficheiros referentes ao ano de 2019), sendo que cada ficheiro combina as propriedades registadas numa determinada zona, no mesmo andar do edifício num determinado ano.

As propriedades registadas referem-se ao consumo de eletricidade (kWh) das unidades individuais de climatização, cargas referentes à iluminação e cargas referentes às tomadas. Encontram-se também presentes os dados referentes ao sensor ambiente, que inclui a temperatura do espaço (°C), humidade relativa (%) e índice de luminosidade (lux).

Os dados foram registados com base num intervalo de 1 min. Ao todo cada ficheiro contém 1440 pontos diários.

Cada um dos ficheiros de dados de 2018 tem 264.960 linhas, que indicam dados de intervalo de um minuto (1.440 pontos de dados/dia) por 184 dias durante o segundo semestre de 2018. Cada um dos ficheiros de 2019 contem 525.600 linhas, que indicam um minuto dados de intervalo (1.440 pontos de dados/dia) por 365 dias durante todo o ano de 2019.

	Floor1_z1_Light(kW)	Floor1_z1_Plug(kW)	Floor1_z2_AC1(kW)	Floor1_z2_AC2(kW)	Floor1_z2_AC3(kW)	Floor1_z2_AC
Date						
2018-07-01 00:00:00	12.94	18.56	45.24	0.01	0.01	0.00
2018-07-01 00:01:00	12.97	18.55	45.28	0.02	0.01	0.01
2018-07-01 00:02:00	12.97	18.55	45.24	0.01	0.01	0.01
2018-07-01 00:03:00	12.98	18.58	45.26	0.02	0.01	0.00
2018-07-01 00:04:00	13.01	18.60	45.22	0.02	0.01	0.01

Figura 18 - Dataset inicial

4.2.2 Pré processamento dos dados

Os dados recolhidos pelos analisadores de energia contêm geralmente falhas na medição (valores ausentes). A generalidade das técnicas de previsão não permite lidar com a falta de valores, pelo que os dados necessitam de ser tratados antes da aplicação dos algoritmos.

Por forma a tratar os dados ausentes foi aplicada a seguinte função ao *dataset*:

```
df["A"].fillna(df["A"].median())
```

Desta forma, os valores em causa foram substituídos pela mediana do conjunto.

Por forma a processar os dados foram utilizadas as seguintes bibliotecas Python:

Pandas

Pandas é uma biblioteca Python, *open source*, que permite a análise e manipulação dos dados de forma rápida e flexível. [54]

A biblioteca Pandas permitiu as seguintes operações:

- Leitura e gravação dos dados em formato CSV.
- Conversão dos ficheiros CSV para um Data Frame mais fácil de trabalhar.
- Agregação de conjuntos de dados num só conjunto e obtenção de um subconjunto de dados de um conjunto de dados inicial.

NumPy

O NumPy é uma biblioteca Python, que suporta o processamento de arrays e matrizes multidimensionais, juntamente com uma grande coleção de funções matemáticas de alto nível para operar sobre estas mesmas matrizes e arrays. [55]

A biblioteca NumPy permitiu as seguintes operações:

- Operações Algébricas

Matplotlib

O Matplotlib é uma biblioteca de gráficos abrangente que permite criar visualizações estáticas, animadas e interativas em Python. [56]

A biblioteca Matplotlib permitiu as seguintes operações:

- Criação de Gráficos

Scikit-Learn

Scikit-Learn é uma biblioteca em Python que fornece muitos algoritmos de aprendizagem supervisionada e não supervisionada. [57]

O Scikit-Learn forneceu as seguintes funcionalidades:

- Técnicas de Regressão
- Métodos de seleção das características
- Divisão de dados em conjuntos de dados de treino e teste
- Métricas para calcular os erros e precisão dos modelos utilizados

4.2.3 Seleção de Atributos

Tal como descrito anteriormente os atributos escolhidos foram:

- Energia Consumida (kWh)
- Dia da semana
- Hora
- Temperatura média
- Temperatura mínima
- Temperatura máxima
- Precipitação

Uma vez que a precisão do algoritmo aumentava com a utilização dos mesmos.

4.2.4 Treino dos modelos

A criação dos modelos começa através da divisão do conjunto de dados iniciais, dividindo respetivamente os dados num conjunto de treino e num conjunto teste. Por forma a treinar os modelos devidamente, procurou-se que o conjunto de treino tivesse o período mínimo de 1 ano, forma a ter em conta a variação das condições ambientais anuais.

Foram então assumidos que os dados de Julho de 2018 a junho de 2019 seriam dedicados ao treino dos modelos e os dados de Julho de 2019 até 31 de Dezembro de 2019 para o teste dos modelos.

```
traindata = df_temp.loc['2018-7':'2019-6'].copy()
testdata = df_temp.loc['2019-7:'].copy()
```

O comando para o treino dos modelos foi o fit:

```
LGB_model.fit(train_features, train_labels)
```

4.2.5 Avaliação do desempenho dos modelos

Uma vez que o modelo foi treinado é possível efetuar uma previsão com o mesmo. Através do comando predict, é possível efetuar uma previsão do consumo futuro com o modelo.

```
testdata['total_demand_pred'] = LGB_model.predict(test_features)
```

Após a previsão dos modelos é necessário avaliar o desempenho dos mesmos. Neste estudo são usados dois conjuntos de índices de desempenho. O primeiro usa RMSE (raiz

do erro médio quadrático) e R^2 para a seleção de inputs e otimização dos parâmetros do modelo. O RMSE é uma métrica baseada em dados em escala e representa uma medida do desvio das previsões em relação ao valor efetivo (calculada como a raiz quadrada do desvio quadrático médio). R^2 é o coeficiente de determinação, que varia de 0 a 1 (indica, em percentagem, o quanto o modelo consegue explicar os valores observados), quanto maior o R^2 , mais explicativo é o modelo, melhor se ajusta ao estudo. As definições dos dois índices são mostradas nas seguintes equações:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

O segundo conjunto de índices adota o MAE (Erro Médio Absoluto) para avaliar as precisões de previsão. O MAE, erro médio absoluto, é um índice baseado em dados em escala, reflete o erro de previsão (desvio médio das previsões em relação aos valores efetivos).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|}{n}$$

5. Resultados dos modelos

Os modelos de regressão aplicados no caso de estudo foram baseados nas seguintes técnicas de ML:

- *Light Gradient Boosted Machine Regressor (LGBM Regressor)*
- *Linear Regression*
- *Random Forest Regressor*
- *Support Vector Regression (SVR)*

O treino e o teste dos modelos foi efetuado de forma individual para cada técnica, tendo sido utilizado o mesmos pressupostos para todos eles (os mesmos atributos e o mesmo conjunto de dados de treino e teste).

Abaixo segue, de forma gráfica, os resultados das previsões de consumo de cada um dos modelos para o edifício de escritórios, complementadas com as métricas de avaliação de desempenho dos mesmos.

A análise gráfica é feita através da sobreposição do gráfico referente aos valores de consumo reais (laranja) com o gráfico referente aos valores obtidos pela previsão dos modelos (azul). Abaixo de cada gráfico é indicado os índices de desempenho de cada modelo.

A escolha das técnicas para o desenvolvimento dos modelos de previsão de consumo futuro de energia teve como base o nível de complexidade das diferentes técnicas aplicadas em algoritmos de previsão, desde a mais simples como a *Linear Regression* até às técnicas mais complexas como o *Gradient Boosted Machine*, podendo assim verificar-se a diferença no nível de precisão das mesmas. Neste caso, foram selecionadas 3 técnicas não-lineares (*LGBM Regressor*, *Random Forest Regressor* e *SVR*) e uma técnica linear (*Linear Regression*) por forma a demonstrar as diferentes capacidades das técnicas no desenvolvimento dos modelos.

LGBM Regressor



Figura 19 - Previsão vs Consumo real do Modelo LGBM Regressor

Tabela 10 - Avaliação do Modelo LGBM Regressor

MAE	RMSE	R^2
43,56	72,54	0,84

Linear Regression

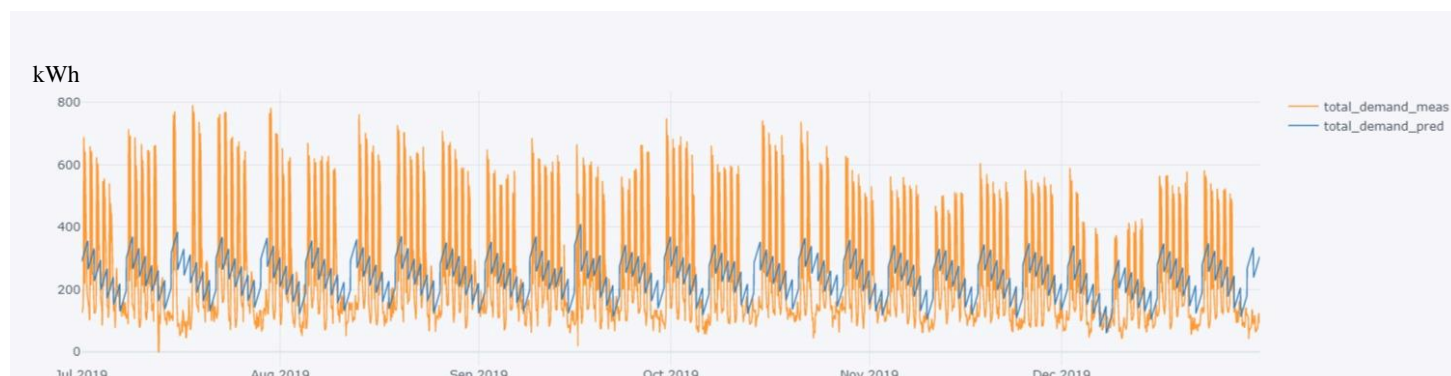


Figura 20 - Previsão vs Consumo real do Modelo Linear Regression

Tabela 12 - Avaliação do Modelo Linear Regression

MAE	RMSE	R^2
129,64	163,74	0,12

RandomForest Regressor



Figura 21 - Previsão vs Consumo real do Modelo Random Forest Regressor

Tabela 13 - Avaliação do Modelo Random Forest Regressor

MAE	RMSE	R^2
43,33	73,98	0,82

SVR

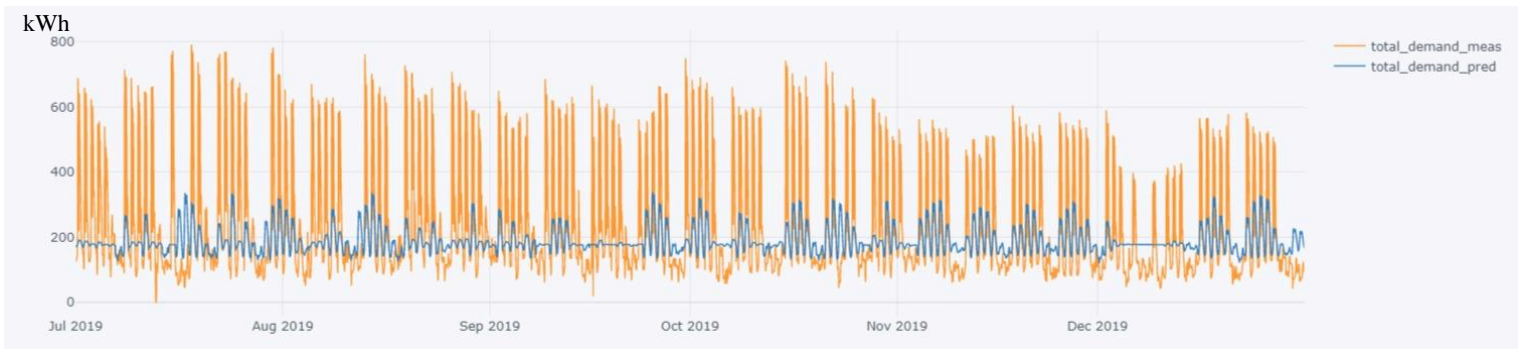


Figura 22 - Previsão vs Consumo real do Modelo SVR

Tabela 14 - Avaliação do Modelo SVR

MAE	RMSE	R^2
102,72	157,31	0,18

De notar que sempre que foi executada uma nova simulação, com a mesma técnica, os resultados das previsões sofreram sempre algumas alterações, visto tratar-se de modelos estocásticos, o que levou a uma pequena variação nos valores das métricas de avaliação dos modelos. Foram então realizadas cinco simulações para cada um dos modelos, tendo sido considerado o valor médio dos índices de desempenho.

5.1 Análise Comparativa

Tabela 15 - Análise Comparativa dos Modelos Testados

Algoritmo	MAE	RMSE	R²
<i>LGBM Regressor</i>	43,56	72,54	0,84
<i>Random Forest Regression</i>	43,33	73,98	0,82
<i>SVR</i>	102,72	157,31	0,18
<i>Linear Regression</i>	129,64	163,74	0,12

Após análise comparativa dos vários modelos testados, conclui-se que a técnica *LGBM Regressor* é a que apresenta uma melhor precisão do modelo para o presente caso de estudo, pois é o modelo que possui a raiz quadrada do desvio quadrático médio com valor menor. O referido modelo apresenta também o valor mais elevado de R^2 , o que indica que é o modelo cuja curva de previsão se aproxima mais da curva de consumo real. Tal como a técnica *Random Forest*, também o *LGBM* utiliza árvores de decisão na obtenção dos modelos, sendo uma técnica bastante utilizada em aplicações que possuam bases de dados de grandes dimensões e que exijam modelos de previsão com bastante precisão e rapidez de processamento.

Tal como esperado, a técnica *Linear Regression* é a que apresenta piores indicadores quando comparada com as outras técnicas, uma vez que se trata de uma técnica linear, sendo as restantes não-lineares. Em todo o caso, os valores obtidos revelam uma precisão abaixo do esperado, o que poderá indicar que é necessária uma otimização dos parâmetros do modelo.

A conclusão obtida para a técnica *Linear Regression* também é aplicável à técnica *SVR*, uma vez que a mesma também apresenta valores dos indicadores abaixo do esperado.

6. Conclusões e Trabalhos Futuros

Com este estudo pretendeu-se demonstrar a importância dos conceitos da indústria 4.0 nos edifícios NZEB, e de que forma os algoritmos de ML podem auxiliar na obtenção de um balanço nulo de energia.

A “inteligência” concedida aos edifícios através da aplicação de tecnologias como a IoT e o ML, fazem prever que os edifícios irão evoluir naturalmente para edifícios inteligentes e adaptativos podendo, através dos dados recolhidos sensorialmente, gerir, monitorizar e efetuar correções no seu funcionamento de forma automática. Desta forma, os edifícios poderão adaptar a sua operação às necessidades dos seus ocupantes, otimizando a eficiência energética e o desempenho geral e, gerir o seu consumo conforme as necessidades do próprio edifício e da rede elétrica.

O grande desafio do futuro será a capacidade dos edifícios (e os sistemas que os compõem) de comunicarem com a rede e com os edifícios das proximidades de forma segura e fluida, por forma a atingir a neutralidade carbónica do edificado. A segurança das comunicações e a interoperabilidade dos sistemas são os grandes obstáculos que deverão ser deste modo ultrapassados.

Como estudo suplementar, poderá ser desenvolvido um método de modelação que permita a gestão do consumo de energia de um edifício NZEB juntamente com uma unidade PV, para a geração de energia, simulando desta forma a aplicabilidade real desta tecnologia, bem como a otimização dos parâmetros e hiperparâmetros dos modelos criados.

7. Bibliografia

- [1] – Intergovernmental Panel on Climate Change 2013
- [2] – “Climate trends continue to break records. National Aerodynamics and Space Administration” disponível em: <https://www.nasa.gov/feature/goddard/2016/climate-trends-continue-to-break-records>
- [3] – Intergovernmental Panel on Climate Change 2021
- [4] – “New rules for greener and smarter buildings will increase quality of life for all Europeans | European Commission”, disponível em https://ec.europa.eu/info/news/new-rules-greener-and-smarter-buildings-will-increase-quality-life-all-europeans-2019-apr-15_en
- [5] – ONU, disponível em: <https://news.un.org/pt/story/2019/02/1660701>
- [6] – EPBD 2010/31/EU, disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2010/31/oj>
- [7] – RECOMENDAÇÃO (UE) 2016/1318 DA COMISSÃO de 29 de julho de 2016, disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PT/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016H1318&from=EN>
- [8] – <https://europanel.org/european-policy-developments/climate-energy/energy-efficiency-directive-eed/>
- [9] – “Smart Readiness Indicator for Buildings”, disponível em: <https://smartreadinessindicator.eu/>
- [10] – “Review of 50 years of EU energy efficiency policies for buildings”, M. Economidou, V. Todeschi, P. Bertoldi, D. D’Agostino, P. Zangheri, L. Castellazzi
- [11] – “Council Resolution of 17th December 1974, OJ C 153/2”, disponível em: <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/bd6b8c7f-ffba-46e6-9e4e-d558dac1dec5/language-en>
- [12] – “Council Resolution of 9th June 1980, OJ C 149/1”, disponível em: <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/47d6935a-6dba-4173-b72b-8d4dc434b6fc/language-en>
- [13] – “Council Resolution of 16th September 1986, OJ 86/C 241/01, disponível em: <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/94bdfedf-fe28-4acc-990d-c7e2d5491b87/language-en>
- [14] – “RECOMENDAÇÃO (UE) 2016/ 1318 DA COMISSÃO”, disponível em: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PT/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016H1318&from=ES>
- [15] – Direção Geral de Energia e Geologia
- [16] – “Guia SCE – Certificação Energética dos Edifícios”, disponível em: https://www.sce.pt/wp-content/uploads/2020/04/2.0-Guia-SCE-Certifica%C3%A7%C3%A3o-Energ%C3%A9tica-Edif%C3%ADcios_V1-1.pdf
- [17] – Decreto-Lei nº 118/2013, disponível em: <https://dre.pt/dre/detalhe/decreto-lei/118-2013-499237>
- [18] – Portaria nº42/2019, disponível em: <https://dre.pt/dre/detalhe/portaria/42-2019-118748852>
- [19] – Portaria nº98/2019, disponível em: <https://dre.pt/dre/detalhe/portaria/98-2019-121854639>
- [20] – Decreto-Lei nº101-D/2020
- [21] – “Legislação em vigor na área dos edifícios no âmbito da eficiência energética e do SCE”, disponível em: <https://www.sce.pt/legislacao/>

- [22] – “Jorge Mendes, Aplicação do conceito NZEB a uma habitação e a sua importância num sistema AVAC”
- [23] – “Energy Community Definitions”, (J. Roberts, D. Frieden, S. d’Herbemont, 2019
- [24] – LNEG – disponível em: https://www.ismai.pt/pt/eventos/_Documents/2015/DE-LNEG-Edif%C3%ADcioSolarXXICasaTermicamenteOptimizada.pdf
- [25] – “The impact of the revision of the EPBD on energy savings from the use of building automation and controls”, disponível em: https://eubac.org/wp-content/uploads/2021/03/EPBD_impacts_from_building_automation_controls.pdf
- [26] – “Development, optimisation and sustainability evaluation of smart solutions for nearly zero energy buildings in real climate conditions“, disponível em: http://www.eem.lv/docs/2018/projektavidusposms/p24_Energomodelis.pdf
- [27] – “Leveraging Machine Learning and Big Data for Smart Buildings: A Comprehensive Survey”, IEEE
- [28] – “Intelligent Buildings of the Future Cyberaware, Deep Learning Powered, and Human Interacting”, IEEE
- [29] – “IoT For Building Energy Systems In Zero-Emission Buildings”, Dirk Mayer, disponível em: <https://semiengineering.com/iot-for-building-energy-systems-in-zero-emission-buildings/>
- [30] – “Model-based Systems Design for Green IoT Systems”, Kristin Majetta, Jan Bräunig, Christoph Sohrmann, Roland Jancke and Dirk Mayer
- [31] – “Big Data Analytics and Intelligent Techniques for Smart Cities”, ISBN 9780367753559
- [32] – “Machine Learning e Inteligência Artificial” Sociedade Portuguesa de estatística, disponível em: <https://www.spestatistica.pt/publicacoes/publicacao/machine-learning-e-intelig%C3%A2ncia-artificial>
- [33] – “Contributions and Risks of Artificial Intelligence (AI) in Building Smarter Cities: Insights from a Systematic Review of the Literature” Tan Yigitcanlar, , Kevin C. Desouza, Luke Butler and Farnoosh Roozkhosh
- [34] – “A review of artificial intelligence based building energy use prediction: Contrasting the capabilities of single and ensemble prediction models”, Zeyu Wang
- [35] – “Modeling System Based on Machine Learning Approaches for Predictive Maintenance Applications”, João Pedro Serrasqueiro Martins, Filipe Martins Rodrigues, and Nuno Paulo Ferreira Henriques, disponível em, https://www.researchgate.net/publication/341875014_Modeling_System_Based_on_Machine_Learning_Approaches_for_Predictive_Maintenance_Applications
- [36] – “Machine learning for estimation of building energy consumption and performance_ a review” Saleh Seyedzadeh, Farzad Pour Rahimian, Ivan Glesk & Marc Roper
- [37] – “Artificial Intelligence Evolution in Smart Buildings for Energy Efficiency”, Hooman Farzaneh , Ladan Malehmirchegini, Adrian Bejan, Taofeek Afolabi, Alphonse Mulumba and Precious P. Daka
- [38] – “Decision tree aided planning and energy balancing of planned community microgrids”, Panayiotis Moutisa, Spyros Skarvelis-Kazakos, Maria Brucolic
- [39] – <https://devopedia.org/decision-trees-for-machine-learning>
- [40] – “Data-driven model predictive control using random forests for building energy optimization and climate control”, Francesco Smarra, Achin Jain, Tullio de Rubeis, Dario Ambrosini, Alessandro D’Innocenzo, Rahul Mangharam

- [41] – “Time series prediction using artificial wavelet neural network and multi-resolution analysis: Application to wind speed data”
- [42] – “Multi-objective energy management of a micro-grid considering uncertainty in wind power forecasting”
- [43] – “Forecasting the short-term demand for electricity: do neural networks stand a better chance?. Georges A. Darbellay , Marek Slama
- [44] – “Development of a neural network heating controller for solar buildings.”
A.AArgiriou, Bellas-Velidis, C.ABalaras
- [45] – “Application of an artificial neural network for modelling the thermal dynamics of a building's space and its heating system”. M. M Gouda Sean L Danaher
- [46] – “Estimation of operative temperature in buildings using artificial neural networks” M.Soleimani-Mohsenia, B.Thomas, PerFahlén
- [47] – “Gestão da Energia Elétrica numa Unidade Hoteleira de 5 Estrelas da Cidade de Lisboa”, Daniel Velez Ventura
- [48] – “S. Vector field-based support vector regression for building energy consumption prediction.” Zhong, H.;Wang, J.; Jia, H.; Mu
- [49] – “A genetic algorithm approach to energy consumption scheduling under demand response”, Olamide Oladeji; O. O. Olakanmi
- [50] – “A prediction approach for demand analysis of energy consumption using k-nearest neighbor in residential buildings”, Fazli Wahid, DoHyeun Kim
- [51] – “Application of the Weighted K-Nearest Neighbor Algorithm for Short-Term Load Forecasting”, Guo-Feng Fan, Yan-Hui Guo, Jia-Mei Zheng, and Wei-Chiang Hong
- [52] – http://uc-r.github.io/gbm_regression - Acesso em 1/02/2022
- [53] – Data-driven forecasting models for electricity consumption and solar power generation to assess possible demand-response strategies, Fabia Miorelli
- [54] – Pandas: powerful Python data analysis toolkit Release 1.4.2 Wes McKinney and the Pandas Development Team
- [55] – NumPy User Guide Release 1.22.4 Written by the NumPy community
- [56] – Matplotlib 3.5.2 documentation
- [57] – <https://www.codecademy.com/article/scikit-learn>, acesso em 22/02/2022