U.PORTO

FEUP FACULDADE DE ENGENHARIA UNIVERSIDADE DO PORTO

CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE MACHINE LEARNING PARA A CARACTERIZAÇÃO E PREVISÃO DE DESLOCAMENTOS HORIZONTAIS OBSERVADOS EM BARRAGENS DE BETÃO

ANDRÉ FILIPE RIBEIRO RICARDO

Dissertação submetida para satisfação parcial dos requisitos do grau de

MESTRE EM ENGENHARIA CIVIL — ESPECIALIZAÇÃO EM ESTRUTURAS E GEOTECNIA

Orientador: Professor Doutor Álvaro Alberto de Matos Ferreira da Cunha

Coorientador: Doutor Juan Tomé Caires da Mata

Coorientador: Doutor Sérgio Bouça Pereira

JULHO DE 2026

MESTRADO EM ENGENHARIA CIVIL 2025/2026

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E GEORRECURSOS

Tel. +351-22-508 1901

✉ m.ec@fe.up.pt

Editado por

FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO

Rua Dr. Roberto Frias

4200-465 PORTO

Portugal

Tel. +351-22-508 1400

✉ feup@fe.up.pt

http://www.fe.up.pt

Reproduções parciais deste documento serão autorizadas na condição que seja mencionado o Autor e feita referência a *Mestrado em Engenharia Civil - 2025/2026 - Departamento de Engenharia Civil e Georrecursos, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto, Portugal, 2026*.

As opiniões e informações incluídas neste documento representam unicamente o ponto de vista do respetivo Autor, não podendo o Editor aceitar qualquer responsabilidade legal ou outra em relação a erros ou omissões que possam existir.

Este documento foi produzido a partir de versão eletrónica fornecida pelo respetivo Autor.

À minha família

"Não há nada impossível para aquele que tenta"

Alexandre, o Grande

AGRADECIMENTOS

A culminação desta dissertação assinala o fecho de uma etapa académica pautada por exigentes desafios e momentos de grande exigência emocional. Não obstante o stress inerente a este processo, as conquistas alcançadas e as vivências partilhadas tornaram todo este percurso compensador.

O trabalho desenvolvido enquadra-se no projeto 2023.14874.PEX – anoMaLy – Machine Learning-based Models for Advanced Anomaly Detection in Dam Structural Health Monitoring, com DOI: https://doi.org/10.54499/2023.14874.PEX.

Ao Professor Álvaro Cunha, ao Doutor Sérgio Pereira e ao Doutor Juan Mata, pelo valioso tempo disponibilizado, partilha de conhecimento, empenho constante e total prontidão na resolução de todas as dúvidas que surgiram.

O meu agradecimento ao Laboratório Nacional de Engenharia Civil pelo acolhimento, e à Movhera - Hidroeletricas do Norte, S.A. e Engie - Hidroeletricas do Douro, Lda a autorização da utilização dos dados para o desenvolvimento do caso de estudo.

Aos meus amigos André, Bea, Bruno, Igor, Íris, Pedro, Quim e Tiago, e aos meus colegas Pedro e Ivo, pessoas com quem posso não partilhar o mesmo sangue, mas que considero como família. Obrigado pelo apoio incondicional e por tornarem esta caminhada mais fácil.

Aos meus irmãos, por fazerem a vida parecer mais leve e animada.

À minha avó paterna por todo o carinho que sempre me proporcionou.

Aos meus avós maternos, por sempre terem assumido o papel de pais na minha vida. Agradeço-vos do fundo do coração por todas as condições, estabilidade e carinho desmedido que sempre me proporcionar.

À minha namorada, Inês. Obrigado pelo carinho, amor incondicional e por estares ao meu lado em todos os bons e maus momentos; por pior que fossem as circunstâncias, nunca me abandonaste nem me deixaste cair. És o meu pilar mais forte e a maior motivação para continuar quando a vontade é de desistir.

Aos meus pais, pela educação que me deram e por formarem a pessoa que sou hoje. Agradeço-vos por todo o carinho e amor incondicional, por todas as possibilidades que me proporcionaram ao longo da vida e, acima de tudo, por todas as vezes que abdicaram de si próprios para me colocarem em primeiro lugar.

RESUMO

A monitorização da integridade estrutural de barragens de betão são pilares da engenharia civil, que visam a salvaguarda de vidas humanas, bens e ecossistemas. Tradicionalmente, a interpretação expedita de deslocamentos observados em barragens de betão fundamenta-se em modelos estatísticos clássicos, como o modelo HST (*Hydrostatic Seasonal Time*) e o modelo HTT (*Hydrostatic, Thermal, Time*), implementados através do método da Regressão Linear Múltipla. Contudo, a importância das atividades de controlo de segurança estrutural e a evolução em vários ramos da inteligência artificial impõe desafios no sentido de uma melhoria contínua, desenvolvendo modelos cada vez mais robustos e com melhor desempenho.

Esta dissertação foca-se no desenvolvimento de modelos baseados em técnicas de *Machine Learning*, nomeadamente Redes Neuronais Artificiais, tomando como caso de estudo a barragem do Baixo Sabor, uma estrutura de betão do tipo arco de dupla curvatura, com uma altura máxima de 123 metros.

O percurso metodológico parte de um referencial estatístico clássico para, progressivamente, explorar a capacidade de aprendizagem automática na captura de padrões de comportamentos complexos da estrutura. A investigação abrange a integração de diferentes fontes de informação, comparando a eficácia da utilização de variáveis sazonais teóricas com medições reais provenientes da instrumentação instalada, bem como o recurso a técnicas de interpolação para o tratamento de dados no desenvolvimento de modelos de previsão. Por último, propôs-se também uma abordagem fundamentada no conceito de aprendizagem por empilhamento, em que um modelo é desenhado para integrar as previsões geradas por modelos anteriores como novas variáveis de entrada, criando um sistema de aprendizagem hierárquico.

Os objetivos definidos foram atingidos demonstrando que os modelos propostos, com recurso a técnicas de *Machine Learning* oferecem uma melhor caracterização dos deslocamentos horizontais da barragem do Baixo Sabor. Concluiu-se que estes modelos permitem identificar padrões de comportamento de forma mais eficaz do que os métodos convencionais, reforçando a viabilidade da sua integração nas atividades de controlo de segurança de barragens de betão.

PALAVRAS-CHAVE: Barragens de betão, Monitorização estrutural, *Machine Learning*, Redes Neuronais, Modelo HST, Modelo HTT, Previsão de deslocamentos.

ABSTRACT

The safety and structural health monitoring of concrete dams are cornerstones of civil engineering, aiming to safeguard human lives, assets, and ecosystems. Traditionally, the straightforward interpretation of observed dam displacements relies on classical statistical models, such as the HST (Hydrostatic, Seasonal, Time) and HTT (Hydrostatic, Thermal, Time) formulations, implemented via Multiple Linear Regression. However, the importance of structural safety control activities and the evolution in various branches of artificial intelligence pose continuous improvement challenges, leading to the development of increasingly robust and higher-performing models.

This dissertation focuses on the development of models based on Machine Learning techniques, specifically Artificial Neural Networks, using the Baixo Sabor dam as a case study. This infrastructure, part of the Sabor river hydroelectric scheme, is a double-curvature concrete arch dam with a maximum height of 123 meters.

The methodological path that starts from a classical statistical benchmark to progressively explore the capacity of automated learning in capturing the structure's complex structural behaviour patterns. The research covers the integration of different information sources, comparing the effectiveness of the use of theoretical seasonal variables with real measurements from the installed instrumentation, as well as the use of interpolation techniques for data processing in the development of predictive models. Additionally, an approach based on the concept of stacking learning is proposed, in which a model is designed to integrate the predictions generated by previous models as new input variables, creating a hierarchical learning system.

The defined objectives were achieved by demonstrating that the proposed models, using Machine Learning techniques, offers greater robustness in characterizing the horizontal displacements of the Baixo Sabor dam. It was concluded that these models allow to identify behavioural patterns more effectively than conventional methods, reinforcing the feasibility of their integration into concrete dam safety activities.

KEYWORDS: Concrete dams, Structural health monitoring, Machine Learning, Neural Networks, HST model, HTT model, Displacement prediction.

ÍNDICE GERAL

AGRADECIMENTOS I

RESUMO III

ABSTRACT V

1 INTRODUÇÃO 1

1.1 ENQUADRAMENTO E MOTIVAÇÃO 1

1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO 2

1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO 3

2 COMPORTAMENTO E OBSERVAÇÃO DE BARRAGENS DE BETÃO 5

2.1 INTRODUÇÃO 5

2.2 TIPOS DE BARRAGENS DE BETÃO 7

2.3 CONTROLO DE SEGURANÇA 9

2.4 PLANOS DE OBSERVAÇÃO E MONITORIZAÇÃO 11

2.4.1 Observação e diagnóstico do comportamento estrutural 12

2.4.2 Erros de medição de grandezas 13

2.4.3 Frequência de leituras e validação dos resultados 15

2.5 OBSERVAÇÃO DAS AÇÕES ATUANTES 16

2.5.1 Peso próprio 17

2.5.2 Ação da água 17

2.5.3 Variação térmica 19

2.5.4 Ações dinâmicas 20

2.6 OBSERVAÇÃO DA RESPOSTA ESTRUTURAL 21

2.6.1 Deslocamentos 21

2.6.2 Movimentos de juntas e fissuras 24

2.6.3 Tensões e extensões 25

2.6.4 Caudais 26

2.7 MODELOS DE INTERPRETAÇÃO QUANTITATIVA 27

2.7.1 Modelo HST 27

2.7.2 Modelo HTT 29

2.7.3 Regressão linear múltipla 31

3 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E REDES NEURONAIS 33

3.1 INTRODUÇÃO 33

3.2 REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS 35

3.3 REDES DO TIPO PERCEPTRÃO MULTICAMADA 38

3.3.1 Arquitetura 38

3.3.2 Algoritmo de aprendizagem 41

3.3.3 Estratégia de partição de dados e paragem ótima 42

3.4 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO 44

3.4.1 Coeficiente de determinação 44

3.4.2 Desvio padrão dos resíduos 45

3.5 METODOLOGIA PROPOSTA PARA A CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE *MACHINE LEARNING* PARA A PREVISÃO DE DESLOCAMENTOS 45

3.5.1 Metodologia clássica baseada em regressão linear múltipla 46

3.5.2 Implementação de redes neuronais sob a abordagem HST 47

3.5.3 Estratégias de modelação sob a abordagem HTT 48

3.5.4 Modelação baseada na integração de resultados 50

4 CASO DE ESTUDO E ANÁLISE DE RESULTADOS 51

4.1 INTRODUÇÃO 51

4.2 APRESENTAÇÃO DA BARRAGEM DO BAIXO SABOR 52

4.3 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DOS INSTRUMENTOS NA ESTRUTURA 54

4.4 IMPLEMENTAÇÃO DA ESTRATÉGIA DE MODELAÇÃO PROPOSTA 58

4.4.1 Recolha e compilação de dados 58

4.4.2 Estratégia de partição de dados para o processo de aprendizagem da RN 58

4.4.3 Fluxo de execução modular para o desenvolvimento dos modelos de RN . 59

4.5 ANÁLISE E COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS 61
4.5.1 Modelo M0 61
4.5.2 Modelo M1 62
4.5.3 Modelo M2 63
4.5.4 Modelo M3 65
4.5.5 Comparação dos resultados 66

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS 73

5.1 SÍNTESE DO TRABALHO REALIZADO 73

5.2 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS 74

5.3 SUGESTÃO DE DESENVOLVIMENTO PARA TRABALHO FUTURO 77

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Distribuição geográfica de barragens em Portugal continental, adaptado de (apambiente.pt), acedido a 30 de abril de 2026. 7
Figura 2 – Tipos de barragens de betão. 8
Figura 3 – Vertentes do controlo de segurança em barragens. 9
Figura 4 – Fases da vida da obra (Mata, 2007). 11
Figura 5 – Pressão hidrostática sobre o corpo da barragem. 17
Figura 6 – Escala limnimétrica, colocada numa torre de tomada de água (Silva, 2022). 18
Figura 7 – Medidor de nível de água por radar. 18
Figura 8 – Manómetro de um piezómetro simples. 19
Figura 9 – Sonda de nível freático. 19
Figura 10 – Estação meteorológica. 20
Figura 11 – Posicionamento de termómetro de paramento. 20
Figura 12 – Fio de prumo direto e invertido. 22
Figura 13 – Coordinómetro ótico. 23
Figura 14 – Cabeça de extensómetro de varas. 23
Figura 15 – Base tridimensional. 24
Figura 16 – Base de alongâmetro. 24
Figura 17 – Extensómetros de resistência elétrica. 25
Figura 18 – Furos de drenagem na galeria geral de drenagem. 26
Figura 19 – Bica com descarregador em "V". 26
Figura 20 – Subdomínios da Inteligência Artificial (Chollet 2018). 33
Figura 21 – Filosofias de processamento do *Machine Learning*, adaptado de (http://www.big-data.tips/machine-learning-methods). 34
Figura 22 – Esquema de neurónio biológico, adaptado de (Davidovits, 2018). 36
Figura 23 – Arquitetura de uma rede do tipo Perceptrão Multicamada, adaptado de (Sobreiro, 2008). 39
Figura 24 – Esquema de uma rede do tipo MLP, adaptado de (Mata, 2007). 40
Figura 25 – Critério de paragem, adaptado de (Mata, 2007). 43
Figura 26 – Descrição geral da metodologia propostas. 46
Figura 27 – Representação esquemática do modelo M1. 48
Figura 28 – Representação esquemática dos modelos M2. 49
Figura 29 – Representação esquemática do modelo M3. 50
Figura 30 – Barragem do Feiticeiro, adaptado de https://cnpgb.apambiente.pt/content/feiticeiro, visitado em 01/06/2026. 52
Figura 31 – Barragem do Baixo Sabor, adaptado de https://edp.com/pt/acao-responsavel/baixo-sabor-habitat-de-substituicao-para-ictiofauna, visitado em 01/06/2026. 53

Figura 32 – Posicionamento do sistema de medição de deslocamentos da barragem. 55
Figura 33 – Posicionamento do sistema de termómetros utilizado ao longo do corpo da barragem.....55
Figura 34 – Registos do nível da albufeira para a série temporal considerada.....57
Figura 35 – Descrição do fluxo de execução modular.....60
Figura 36 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M0. 62
Figura 37 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M1. 63
Figura 38 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M2.1.....64
Figura 39 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M2.2.....64
Figura 40 – Representação gráfica das medições observadas, e das aproximações (linear e harmónica) consideradas do termómetro T12.....65
Figura 41 – Representação gráfica das medições observadas, e das aproximações (linear e harmónica) consideradas do termómetro T34.....65
Figura 42 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M3. 66
Figura 43 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M1 e M2.1 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.....68
Figura 44 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M1 e M2.2 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.....68
Figura 45 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M2.1 e M2.2 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.....69
Figura 46 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M1 e M3 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.....70
Figura 47 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M2.2 e M3 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.....70

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 – Instrumentos e precisão das medições das grandezas, adaptado de (Portela, 1999; Silva, 2022; Mata, 2007). 13
Tabela 2 - Sistema de monitorização da barragem do Baixo Sabor, adaptado de (Moura et al., 2018) 56
Tabela 3 – Valores dos indicadores de desempenho dos modelos para as previsões de grandezas localizadas acima da cota 210 metros..... 67
Tabela 4 – Valores dos indicadores de desempenho dos métodos para as previsões de grandezas localizadas abaixo da cota 210 metros..... 71

1 INTRODUÇÃO

1.1 ENQUADRAMENTO E MOTIVAÇÃO

A exploração de barragens de betão constitui uma atividade estratégica no âmbito da engenharia civil moderna, desempenhando um papel vital na gestão de recursos hídricos, no controlo de cheias e, fundamentalmente, na produção de energia renovável. Dadas as proporções destas estruturas e os potenciais riscos associados a uma eventual falha estrutural, que pode implicar consequências catastróficas à escala humana, a garantia da sua segurança e integridade operacional é uma prioridade absoluta, assegurando a proteção e preservação da envolvência a jusante.

O controlo de segurança destas infraestruturas fundamenta-se em duas atividades base: a inspeção visual e a observação através de sistemas de instrumentação. Neste contexto, a monitorização da condição estrutural (*Structural Health Monitoring* – SHM) surge como a ferramenta fulcral que possibilita a interpretação de dados provenientes de sistemas de instrumentação progressivamente mais complexos, permitindo acompanhar a resposta face às principais ações externas, nomeadamente a pressão hidrostática e as variações térmicas. Entre as diversas grandezas observadas, o deslocamento radial é uma das grandezas considerado mais representativas do comportamento global da estrutura, traduzindo a interação direta entre as solicitações do sistema barragem-fundação.

Tradicionalmente, a análise destes dados é efetuada com recurso a modelos estatísticos clássicos, com particular destaque para o modelo HST (*Hydrostatic, Seasonal, Time)* e para o modelo HTT (*Hydrostatic, Thermal, Time*), habitualmente implementados através de técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM).

A motivação para a realização desta investigação reside na oportunidade de explorar novas ferramentas computacionais e na possibilidade de desenvolver novas metodologias para a obtenção de modelos robustos e com elevada capacidade de previsão do comportamento estrutural. A emergência exponencial de técnicas de Inteligência Artificial e, especificamente, de algoritmos de *Machine Learning* e Redes Neuronais Artificiais, proporciona uma oportunidade para desenvolver novos modelos preditivos. Estes modelos, ao contrário das regressões lineares clássicas, possuem uma elevada capacidade de aprendizagem a partir de padrões complexos.

Ao aplicar estas técnicas na barragem do Baixo Sabor, pretende-se validar o potencial das Redes Neuronais Artificiais numa estrutura de elevada exigência técnica. Sendo uma barragem em arco de dupla curvatura com 123 metros de altura, a sua resposta estrutural é complexa e altamente sensível às ações exógenas. Estas características tornam-na o cenário ideal para demonstrar que os modelos de *Machine Learning* atuam como um complemento robusto aos métodos estatísticos tradicionais, contribuindo para uma gestão de segurança mais preditiva e eficiente.

1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO

O objetivo principal da realização deste estudo consiste no desenvolvimento de uma cadeia progressiva de modelos de aprendizagem automática, baseados em Redes Neuronais Artificiais, para a previsão do comportamento estrutural da barragem do Baixo Sabor. A grandeza em análise é o deslocamento radial observado em fios de prumo. Pretende-se, essencialmente, avaliar o desempenho destas técnicas em comparação com as metodologias estatísticas clássicas, contribuindo para as atividades de controlo de segurança desta infraestrutura.

Para alcançar este objetivo, foram delineadas tarefas específicas:

- Caracterização do sistema de observação: Analisar o sistema de instrumentação presente na barragem, com ênfase nos sensores de monitorização de deslocamentos radiais;
- Implementação de modelos estatísticos de referência: Conceber e calibrar modelos baseados em Regressão Linear Múltipla (RLM), usando as formulações HST e HTT, de modo a estabelecer uma base de comparação de desempenho;

- Conceção e desenvolvimento de modelos de redes neuronais artificiais: Implementar e treinar modelos do tipo Perceptrão Multicamada (MLP), testando diferentes arquiteturas e algoritmos de aprendizagem;
- Estabelecimento de uma estratégia de modelação progressiva;
- Avaliação comparativa de desempenho: Aferir a precisão dos modelos desenvolvidos recorrendo a indicadores estatísticos de erro e de correlação;
- Análise do impacto das variáveis térmicas: Avaliar de que forma a utilização de dados de temperatura provenientes de diferentes fontes nomeadamente, obtidos através de medições realizadas no ambiente envolvente versus as efetuadas na parte interna da estrutura de betão, influencia a capacidade preditiva dos modelos desenvolvidos.

Para o desenvolvimento computacional dos modelos preditivos e para o tratamento estatístico de dados, será utilizado o software de programação R (R Core Team, 2025), recorrendo ao ambiente de desenvolvimento integrado *RStudio* (Posit Team, 2026). Adicionalmente, para a implementação e treino das redes neuronais, recorreu-se ao pacote *nnet* (Venables e Ripley, 2002).

1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

A presente dissertação apresenta-se estruturada em sete capítulos, feitos de forma a conduzir o leitor pelos diferentes tópicos abordados, desde o enquadramento teórico e fenomenológico, até à análise crítica dos resultados obtidos através da aplicação de técnicas de *Machine Learning*, um ramo da inteligência artificial.

No primeiro capítulo realiza-se uma introdução ao tema desenvolvido, assim como os principais objetivos pretendidos com a execução da investigação e a estrutura geral do documento.

O segundo capítulo destina-se ao estudo do comportamento e observação de barragens de betão. Neste, abordam-se os tipos mais comuns destas estruturas e a importância crescente das estratégias de controlo de segurança ao longo do ciclo de vida. Descrevem-se também os principais instrumentos de medição e as metodologias de monitorização contínua, detalhando-se a caracterização das ações externas e das respetivas respostas estruturais. São igualmente abordados aspetos críticos considerados como relevantes para o desenvolvimento deste estudo, tais como erros de medição, periodicidade de leituras e os processos de validação de dados. O capítulo conclui-se com a exposição teórica dos modelos estatísticos clássicos de interpretação, HST e HTT, que compõem o referencial da prática tradicional de monitorização.

O capítulo terceiro apresenta as bases teóricas relativas às metodologias de modelação e inteligência artificial. Explicam-se detalhadamente os conceitos de *Machine Learning*, as diferentes arquiteturas de Redes Neuronais Artificiais, nomeadamente, as do tipo Perceptrão Multicamadas. Apresenta-se também a metodologia proposta para a construção de modelos de *Machine Learning* para a caracterização e previsão de deslocamentos.

No capítulo quarto ressalta-se o foco no caso de estudo do aproveitamento hidroelétrico do Baixo Sabor. Descreve-se a infraestrutura, tal como a organização espacial da instrumentação nela instalada. São ainda identificados os sensores utilizados e os procedimentos adotados para a recolha, compilação e tratamento preliminar dos dados utilizados na investigação. Adicionalmente, descreve-se o desenvolvimento e aplicação dos modelos de previsão. Detalha-se a seleção de variáveis de entrada escolhidas e a estratégia de modelação progressiva, através do encadeamento de modelos. Complementarmente dispõe-se da exposição e discussão dos resultados obtidos. Procede-se à comparação do desempenho geral dos modelos, bem como a uma análise individual do desempenho associado a cada instrumento e à avaliação da capacidade de previsão no que diz respeito a cenários reais. Adicionalmente, discute-se o impacto das variáveis térmicas na qualidade das previsões.

Por fim, no capítulo quinto sintetizam-se as principais conclusões retiradas da realização desta investigação, destacando-se os possíveis contributos realizados para a segurança de barragens e apontando-se caminhos para o desenvolvimento de trabalhos futuros.

2
COMPORTAMENTO E OBSERVAÇÃO DE BARRAGENS DE BETÃO

2.1 INTRODUÇÃO

A história da engenharia de barragens surge praticamente alinhado aquando do surgimento dos primeiros aglomerados urbanos como resposta para a necessidade incontornável de manipular os recursos hídricos para garantir a sobrevivência face às cheias e o desenvolvimento agrícola. Os registos mais primordiais de estruturas de contenção de água conhecidos, datam do final do quarto milénio a.C., na antiga civilização de Jawa, nos tempos modernos localizada na Jordânia, onde foram encontradas pequenas estruturas de alvenaria com núcleo de terra para captar as águas da chuva com a finalidade de usar nas atividades domésticas e agrícolas. (Jackson, 1997).

No entanto, o primeiro registo da que é considerada a barragem de alvenaria e núcleo de terra, de grande porte mais antiga do mundo, com cerca de 14 metros de altura e entre 111 e 113 metros de comprimento, diz respeito à barragem egípcia de Sadd-el-Kafara, construída por volta de 2600 a.C. num afluente do rio Nilo. Com cerca de 14 metros de altura, esta estrutura representa a primeira tentativa documentada de contruir uma barragem de grande escala, tendo esta falhado prematuramente, devido à falta de construção de um descarregador de cheias, o que serviu como lição histórica sobre a importância vital dos órgãos de segurança (Garbrecht, 1985). No que se refere a barragens de betão, considera-se que a primeira barragem é a 75-Mide dam, localizada em Queensland, Austrália, e concluída em 1880.

Em território português, existe uma vasta herança destas estruturas, introduzida pelos romanos, estas tinham uma vasta gama de funções que ia além das utilidades domésticas, abastecimento e regadio, e que englobavam também o apoio à atividade mineira, demonstrando já uma adaptação pragmática aos materiais locais (Quintela et al., 1995).

A transição para a engenharia moderna ocorreu em meados do século XIX com o surgimento do design racional, incentivado pela necessidade de estruturas de maiores dimensões e pela maior consciencialização de fenómenos como as pressões intersticiais, sistematizadas após a ocorrência de incidentes como a rotura de Bouzey em 1895 (Tancev, 2014). Esta transição permitiu à engenharia de barragens ramificar-se em duas filosofias de conceções distintas: a tradição massiva e a tradição estrutural. Enquanto a primeira se fundamental essencialmente na ação do peso próprio para garantir a estabilidade estrutural, a segunda, por sua vez, baseia-se em tirar partido da forma geométrica para transferir os esforços hidrostáticos para os encontros com as margens do vale. Esta evolução teórica foi o fator determinante para a otimização do uso de materiais e adaptabilidade ao local em que é inserida a barragem, possibilitando a construção das grandes abóbadas de betão que marcaram o século XX (Jackson, 1997).

A exploração sistemática dos recursos hídricos consolidou-se com o plano de eletrificação do país em meados do século XX, resultando na construção de grandes aproveitamentos hidroelétricos, destacando-se estruturas como Santa Luzia (concluída em 1942) e Castelo do Bode (concluída em 1951) (Silva, 2022). Atualmente, contabilizam-se cerca de 260 grandes barragens em exploração, Figura 1 (APA, 2026). A distribuição destas infraestruturas é ditada pela geologia: no Norte, os vales profundos favorecem estruturas de betão de grande altura; no Sul e Interior, predominam as barragens de aterro destinadas à rega e abastecimento (APA, 2026).

O ponto de situação atual é marcado pelo envelhecimento do inventario nacional, com muitas obras a ultrapassar o seu tempo de vida útil, o que torna o controlo de segurança de barragens como um ponto de interesse acrescido (Portela, 1999). Ao fator referido, acrescentam-se os novos desafios introduzidos pelas alterações climáticas (Wan Ariffin et al., 2025). Neste sentido, a inovação da monitorização através de ferramentas analíticas avançadas estabelece-se como um fator essencial para garantir a integridade das estruturas perante as incertezas operacionais contemporâneas.

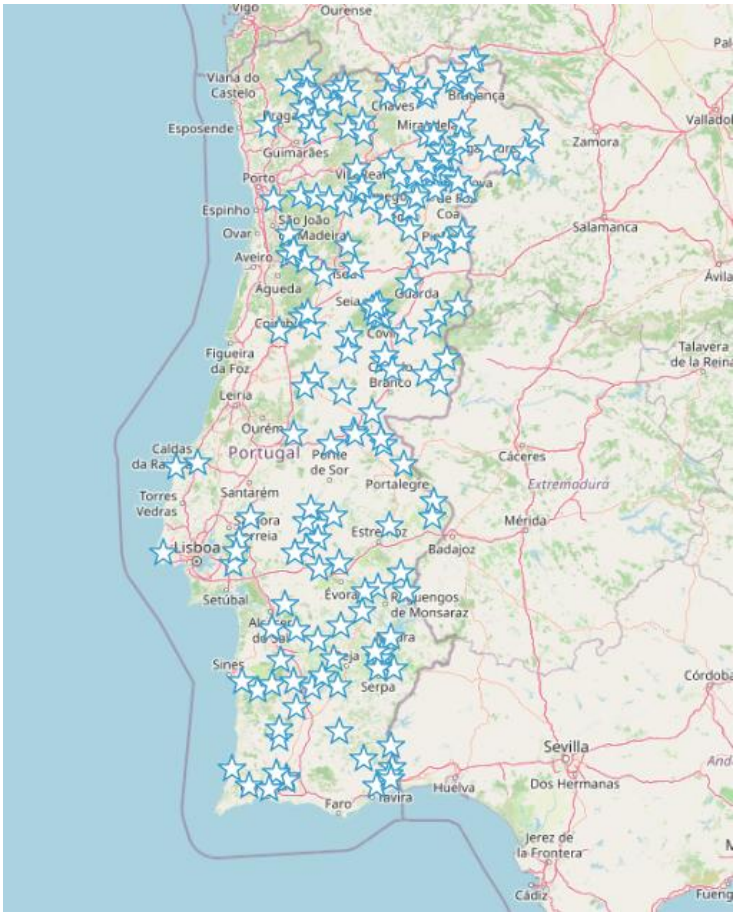


Figura 1 – Distribuição geográfica de barragens em Portugal continental, adaptado de (apambiente.pt), acedido a 30 de abril de 2026.

2.2 TIPOS DE BARRAGENS DE BETÃO

O projeto de qualquer obra de retenção de água é regido por dois pilares fundamentais: a capacidade de resistir à impulsão hidrostática e a garantia de estanqueidade, tanto da estrutura como da sua fundação. A escolha do tipo ideal depende da morfologia do vale e das características geomecânicas do terreno, sendo possível dividir as soluções de betão em três grandes famílias estruturais apresentadas na Figura 2.



Figura 2 – Tipos de barragens de betão.

As barragens de gravidade baseiam a sua estabilidade quase exclusivamente no seu peso próprio para resistir ao impulso da água e ao deslizamento. Caracterizam-se por um perfil transversal triangular robusto, onde a largura da base costuma representar cerca de 80% da altura. Devido ao seu grande volume, as tensões de compressão no betão são relativamente baixas, o que torna a segurança da estrutura mais dependente do equilíbrio estático do que da resistência mecânica do material em si (Ellingwood e Tekie, 2001; Novak et al., 2004). Em Portugal, este modelo é representado por obras como Castelo do Bode (barragem de gravidade com curvatura, concluída em 1951) e Torrão (barragem de gravidade aligeirada, concluída em 1988).

As barragens de contraforte surgem como uma evolução lógica das estruturas de gravidade, com o objetivo de otimizar materiais. Deste modo, as barragens deste tipo podem ser consideradas soluções de gravidade aligeiradas, onde a face de estanqueidade transmite a carga para elementos verticais resistentes, denominados contrafortes, espaçados por distâncias regulares. Pelo facto de serem isolados, permitem uma melhor adaptação a fundações com heterogeneidade geotécnica. A geometria destas barragens pode variar, destacando-se as de abóbada múltipla e os contrafortes de cabeça maciça (com forma arredondada ou poliédrica, designada como cabeça de diamante) (Novak et al., 2004; USBR, 1987). Em Portugal temos, por exemplo, a parte central da barragem do Roxo e a parte em betão da barragem do Caia.

Por fim, existem os tipos de barragens com curvatura. Esta característica geométrica está presente nas barragens de arco, onde esta é simples (apenas em planta), e nas barragens abóbada, onde a curvatura é dupla (planta e vertical). Devido a esta configuração, as cargas são transferidas maioritariamente para os encontros do vale (Novak et al., 2004).

Esta tipologia é especialmente adequada a vales estreitos, possibilitando a construção de estruturas extremamente esbeltas e elevadas (Novak et al., 2004; USBR, 1987). O panorama nacional conta com exemplares de grande relevância, como as barragens do Cabril (1954), do Alqueva (2002) e a do Baixo Sabor (2015), culminando com a recente entrada em exploração do Alto Tâmega (2024).

2.3 CONTROLO DE SEGURANÇA

As atividades de controlo de segurança de betão são fundamentais dado o elevado risco potencial usualmente associado a este tipo de obras. Para garantir que estas estruturas cumprem o seu tempo de vida útil de forma segura e viável, o controlo de segurança estabelece-se também como um processo dinâmico e contínuo de avaliação e intervenção (Silva, 2022).

De acordo com o quadro regulamentar em vigor, estabelecido pelo Regulamento de Segurança de Barragens (RSB, 2018), a segurança não é apresentada como um conceito estático, mas sim como um conjunto de procedimentos realizados durante todas as fases que envolvem estas obras (desde o projeto até à exploração). Este controlo é habitualmente dividido em três vertentes independentes (Figura 3) (Mata, 2007; Mendes, 2014).

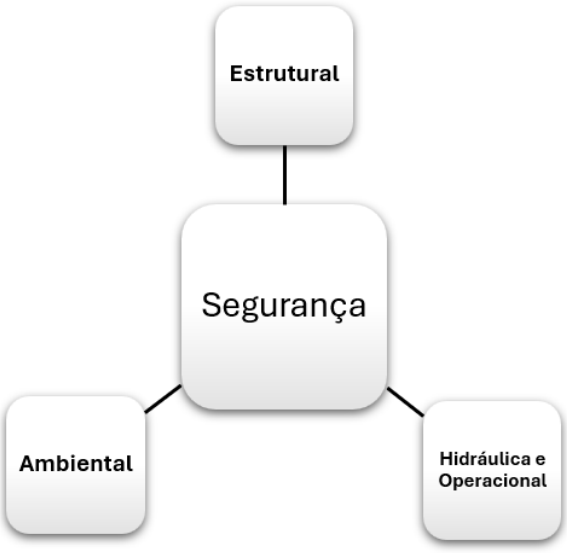


Figura 3 – Vertentes do controlo de segurança em barragens.

A vertente da segurança ambiental foca-se na minimização da pegada ecológica da infraestrutura. Neste nível está prevista a monitorização da qualidade da água e do solo, bem como a manutenção dos ecossistemas a jusante através da imposição de medidas como o caudal ecológico e sistemas de transposição de fauna (Oliveira, 2000).

A vertente de segurança hidráulica e operacional por sua vez, é responsável por garantir a fiabilidade dos órgãos de descarga e o controlo dos níveis da albufeira. O foco reside na capacidade de resposta de comportas e descarregadores face a eventos extremos, demonstrando que o sistema hidráulico é capaz de oferecer uma resposta viável dentro dos limites de segurança estabelecidos (Miranda, 2014).

A vertente de segurança estrutural representa o núcleo da integridade física do corpo da barragem e da sua fundação. Esta consiste na verificação da resposta estrutural da barragem e do comportamento da fundação face à solicitação das ações, visando detetar antecipadamente desvios em relação ao comportamento previsto em projeto (Mendes, 2014).

Nos dias de hoje, o setor das barragens funciona num paradigma digital consolidado. A fase de transição de digitalização nos processos de medição encontra-se, na maioria dos parâmetros medidos, praticamente concluída nas grandes obras, o que resultou na disponibilidade de bases de dados com continuidade temporal. O desafio contemporâneo, no qual se insere este trabalho, reside no refinamento da análise destes dados. A de barragens tem promovido o desenvolvimento de ferramentas de suporte à decisão que permitam uma confrontação sistemática entre o comportamento observado e os modelos preditivos (Mata, 2007; 2021; 2023b; Salazar et al., 2021, Silva et al., 2024; Hariri-Ardebili et al.,2023, Silva-Cancino et al., 2025). Neste sentido, a presente investigação propõe-se a explorar técnicas avançadas de interpretação, tendo como objetivo elevar o patamar de precisão na avaliação da segurança estrutural desta infraestrutura.

2.4 PLANOS DE OBSERVAÇÃO E MONITORIZAÇÃO

O comportamento estrutural é reconhecido como sendo único para cada obra, uma vez que as características do sistema albufeira-barragem-fundação são singulares. A análise do comportamento deve, deste modo, considerar o tipo de estrutura, as ações atuantes e as propriedades dos materiais, quer da própria barragem, quer da envolvente geológica em que se insere. Devido à heterogeneidade das fundações e à variabilidade das condições ambientais, mais concretamente, as oscilações dos valores dos níveis de água da albufeira e da temperatura do ar e da água, a avaliação do comportamento deve ser efetuada exclusivamente para cada obra, tendo em conta todas as variáveis atuantes (Martins et al., 2012; Mata, 2007).

Em Portugal, as atividades de controlo de segurança é realizado com base num Plano de Observação, um documento vinculativo consignado no Regulamento de Segurança de Barragens (RSB, 2018). Este plano é obrigatório tanto para as grandes barragens[1] novas como antigas e visa o controlo de segurança durante as várias fases de vida da infraestrutura (Figura 4) (Mata, 2007):

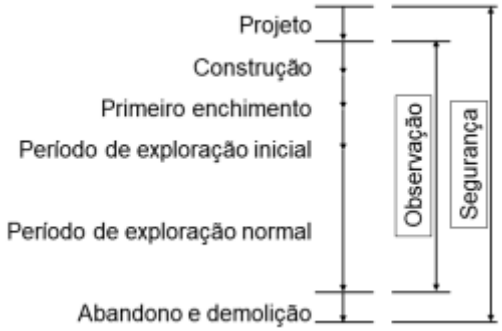


Figura 4 – Fases da vida da obra (Mata, 2007).

- Fase de projeto: onde se realiza a verificação da segurança para cenários correntes e de rotura, definindo-se os anteplanos de observação e de primeiro enchimento;
- Fase de construção: diz respeito ao período destinado à instalação do sistema de observação e à caracterização das propriedades dos materiais;

[1] barragens de altura igual ou superior a 15 metros, medida desde a cota mais baixa da superfície geral das fundações até à cota do coroamento, ou a barragens de altura igual ou superior a 10 metros cuja albufeira tenha uma capacidade superior a 1 hm^3, no presente Regulamento designadas por grandes barragens (RSB, 2018)

- Fase do primeiro enchimento: é a fase onde é realizado o primeiro ensaio de carga real para testar a eficiência do conjunto barragem-fundação, exigindo um plano de observação específico;
- Fase de exploração: subdividida em dois períodos temporais, correspondendo o primeiro aos primeiros 5 anos de adaptação da estrutura, e a segunda no restante período de exploração normal;
- Fase de abandono e demolição.

Uma correta definição deste sistema, principalmente na fase de exploração, permite caracterizar o desempenho da estrutura face a ciclos de carga e descarga, garantido a validação de um comportamento satisfatório.

2.4.1 Observação e diagnóstico do comportamento estrutural

A implementação de um sistema de observação configurado para os cenários de acidente mais prováveis, bem como para a deteção de deteriorações comuns, permite, através da monitorização contínua, identificar e acompanhar a evolução de possíveis anomalias. No caso específico das barragens de abóbada, certas grandezas assumem um papel determinante no diagnóstico e na tomada de decisão (Ramos, 2004; Mata, 2007):

- Fundação e drenagem: A perda de resistência mecânica ou a cedência de apoios, designadamente na zona dos "rins" ou encontros, pode originar deslocamentos não elásticos com reflexo na infraestrutura. Da mesma forma, a deterioração da cortina de impermeabilização ou a obstrução da drenagem têm impacto direto nos caudais e subpressões. Deste modo, torna-se essencial a medição das pressões intersticiais e dos volumes drenados;
- Continuidade e integridade estrutural: A integridade estrutural da obra é monitorizada através dos deslocamentos relativos entre juntas de contração. Adicionalmente, a degradação por reações químicas expansivas ou lixiviação diminui a rigidez estrutural, afetando a deformada da obra. Nestes casos, a articulação entre as medições de deslocamentos horizontais e os movimentos das juntas deve tirar partido do comportamento tridimensional da estrutura;
- Estado de tensão: O estudo das tensões e extensões assume um papel de elevado interesse nas estruturas em forma de abóbada, não apenas pela magnitude das solicitações envolvidas, mas também pela influência que a continuidade estrutural exerce sobre estas grandezas.

No que respeita à evolução da exploração, os recentes avanços tecnológicos têm impulsionado a eficácia do controlo de segurança, nomeadamente através de sistemas de recolha automática de dados, que viabilizam a monitorização em tempo real.

2.4.2 Erros de medição de grandezas

O processo de medição de uma grandeza deve procurar adotar um valor como a melhor estimativa do seu valor real, fornecendo simultaneamente uma indicação sobre a incerteza da medição (Lima, 2002). O erro de medição, definido pela diferença entre o valor medido e o valor real, é inerente a qualquer observação, podendo assumir um carácter aleatório, sistemático ou grosseiro (Silva, 2022).

Estes erros podem surgir de diferentes causas, desde anomalias instrumentais, tais como escalas que não estejam devidamente calibradas, ou desajustes do ponto zero, até falhas do técnico durante o processo de leitura. Para minimizar estas ocorrências, torna-se crucial o estabelecimento de protocolos adequados de recolha, que englobam a repetição de leituras, a verificação por cruzamento de grandezas distintas, calibrações frequentes e a correta manutenção dos equipamentos (Mata, 2007).

A verificação de um valor pode ocorrer de forma direta, através de leitura imediata de instrumentos (como réguas, manómetros ou cronómetros), ou de forma indireta, quando o resultado é obtido através de outras grandezas medidas diretamente. É importante realçar que, nestes casos, a confiança no resultado indireto está delimitada pela precisão das medições diretas que o precedem.

A Tabela 1 apresenta as principais grandezas, os respetivos instrumentos ou métodos de medição e as precisões associadas. Adicionalmente, incluem-se observações relevantes para o esclarecimento de aspetos específicos e particularidades dos registos efetuados.

Tabela 1 – Instrumentos e precisão das medições das grandezas, adaptado de (Portela, 1999; Silva, 2022; Mata, 2007).

Grandeza	Instrumento ou método de medição	Precisão	Observação
Nível da água	Medidor de nível	$\pm$ 0,01 m	Necessária redundância

Grandeza	Instrumento ou método de medição	Precisão	Observação
Altura de sedimentação	Medidor da profundidade água	± (0,2 a 0,5) m	-
Temperatura ar e água	Termómetros e termómetro de máxima e mínima	± 0,15 ºC ± 0,5 ºC	Fácil manutenção do instrumento
Temperatura betão	Termómetro de resistência	± 0,15 ºC	-
Pluviosidade	Pluviómetro	± 10%	Medido na estação meteorológica
Tensão	Tensómetro de resistência elétrico	± 0,5 ºC	-
Temperatura		-	
Extensão	Extensómetro de resistência elétrico	± 0,5 ºC -	- -
Temperatura	Medidor de junta elétrico	± 0,5 ºC	-
Abertura		-	
Subpressão	Piézometro	Usualmente ± 0,1 bar	Necessários cuidados com a limpeza da bica
Caudal		-	
	Dreno	Variável, normalmente inferior a 5%	
	Bica totalizadora		
Deslizamento numa direção	Base de alongâmetro	± 0,02 mm	Resultados podem ser influenciados pela localização
Abertura de juntas e fissuras			
Deslizamento em duas direções	Base tridimensional	± 0,01 mm	
Deslocamento vertical	Nivelamento	0,5 mm/km	-

Grandeza	Instrumento ou método de medição	Precisão	Observação
Deslocamento tangencial	Fio de prumo	$\pm$ 0,2 mm	-
Deslocamento horizontal	Fio de prumo	$\pm$ 0,2 mm	-
	Triangulação	Depende de cada caso	Redundância necessária
Deslocamento das fundações	Extensómetro de varas	$\pm$ 0,01 mm	-
Atividade sísmica	Sismógrafo	$\Delta t \leq 0{,}005$ seg.	-

2.4.3 Frequência de leituras e validação dos resultados

A definição das frequências de leitura é estabelecida no Plano de Observação, englobando as diferentes fases de construção, primeiro enchimento e exploração. Esta periodicidade é estabelecida em função do tipo e da dimensão da barragem, das características do local e dos aspetos específicos da estrutura (NOIB, 1993). Estão ainda estabelecidos critérios de ajuste das frequências perante a variação rápida das ações, ocorrências inesperadas ou circunstâncias anómalas, sendo que a frequência é necessariamente aumentada sempre que uma grandeza medida tenda para valores fora do esperado (APA, 2018).

No que concerne à aquisição de dados, a infraestrutura recorre a métodos diversificados, desde o registo em boletins físicos e terminais digitais portáteis até à utilização de sistemas de recolha automática. Estes sistemas oferecem a vantagem de permitir registos com elevada periodicidade, que são enviados para uma unidade central onde é realizado o seu processamento.

O tratamento da informação inicia-se com a validação para deteção de erros grosseiros, realizada após a leitura e/ou antes do seu arquivamento. Na hipótese de recolha manual, a validação pode ser feita através da comparação com as séries de dados da mesma grandeza. Caso sejam detetados valores anormais ou inesperados, procede-se a novas medições para confirmação e eventual averiguação da necessidade de intervenção técnica e consequente manutenção (Directorate, 2018). Para melhorar este controlo, recorre-se a tabelas com limites representativos para condições normais, estabelecidos com base nas características dos instrumentos ou no histórico de valores extremos majorados por critérios físicos.

A confirmação final dos resultados é efetuada através da comparação com os valores previstos por modelos de comportamento. Devido à grande quantidade de dados e pontos monitorizados, os modelos de previsão surgem como ferramentas importantes para a identificação atempada de desvios entre o comportamento observado e o que seria expectável. Neste sentido, os sistemas de armazenamento e processamento de informação tornam-se fulcrais para o desenvolvimento destas ferramentas de apoio à decisão (Silva, 2022). Caso se verifiquem desvios significativos, deve ser realizado um estudo das causas, o que poderá resultar no ajuste do próprio modelo e na consequente reavaliação das condições de segurança da obra (Mata, 2007).

2.5 OBSERVAÇÃO DAS AÇÕES ATUANTES

As barragens de betão estão sujeitas a um conjunto de ações que determinam o seu comportamento estrutural e a sua segurança ao longo do tempo. Entre estas, as solicitações que apresentam maior relevância são as gravíticas (peso próprio) e as relacionadas com as variações dos níveis de água e de temperatura (Adamo et al., 2021a). Devem ainda ser consideradas as ações dinâmicas, químicas e excecionais que podem comprometer a integridade e o correto funcionamento da obra (Mata, 2007).

Para uma definição correta destas ações, é crucial garantir que as medições obtidas sejam fiáveis e preencham todo o domínio de variação esperado. A qualidade da recolha de dados é um fator fundamental, visto que condiciona diretamente a precisão das observações e, consequentemente, a fiabilidade da calibração dos modelos de análise estrutural (Mata, 2007). No contexto do desenvolvimento de modelos preditivos, esta fiabilidade torna-se ainda mais determinante para garantir a capacidade de generalização e a precisão dos resultados obtidos.

2.5.1 Peso próprio

O peso próprio constitui a principal ação permanente numa barragem, sendo obtido através do produto entre o peso volúmico e o volume dos materiais que constituem a estrutura.

Devido à baixa dispersão do peso volúmico do betão pode considerar-se que uma aproximação do peso próprio da barragem, é feita tendo em consideração as propriedades deste material e a geometria do corpo da barragem.

Em estruturas de abóbada, o peso próprio desempenha um papel determinante para estabelecer o estado de compressão inicial e assegurar a eficiência da geometria, no que diz respeito à transferência de esforços para as fundações (Chen, 2015).

2.5.2 Ação da água

A água constitui a ação variável de maior relevância no comportamento de barragens de betão, sendo tecnicamente definida como a pressão hidrostática exercida sobre a superfície da estrutura. Esta solicitação divide-se em duas componentes principais: a pressão sobre os paramentos de montante e de jusante e a ação sobre as fundações, denominada subpressão, resultante da percolação da água através do maciço de fundação (Mata, 2007).

O valor desta aumenta linearmente com a profundidade, como é possível consultar sob a forma de um esquema na Figura 5, sendo calculada pelo produto entre o peso volúmico da água, γ_w, e a altura da coluna de água, H.

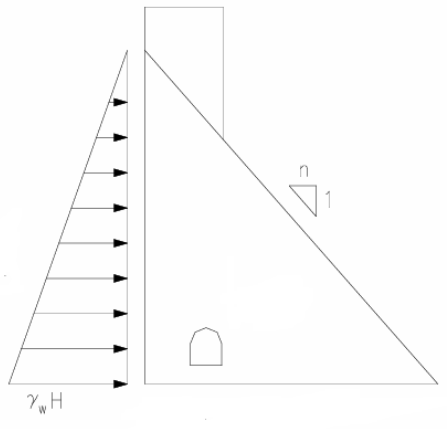


Figura 5 – Pressão hidrostática sobre o corpo da barragem.

No que diz respeito à monitorização do nível da água, a medição manual é normalmente realizada através de escalas limnimétricas instaladas na albufeira ou em torres de tomada de água como é possível verificar na Figura 6. Porém, as estruturas modernas tendem a utilizar sistemas automáticos de elevada precisão. Entre estes destacam-se os sensores de pressão e, mais recentemente, os medidores de tecnologia radar, como o representado na Figura 7. Estes últimos permitem uma recolha contínua e a transmissão de dados em tempo real através de sistemas de recolha automática de dados ou satélite para os gabinetes de segurança, eliminando o erro humano e permitindo uma análise estatística mais densa (Mata, 2007; Silva, 2022).



Figura 6 – Escala limnimétrica, colocada numa torre de tomada de água (Silva, 2022).



Figura 7 – Medidor de nível de água por radar.

No que diz respeito às subpressões, embora estas sejam consideradas uma ação mecânica, resultam da resposta hidráulica do maciço rochoso face à ação da água na barragem. Para mitigar os seus efeitos, realizam-se tratamentos de consolidação e impermeabilização das fundações, visando reduzir os caudais percolados e evitar o arraste de material sólido. A monitorização desta grandeza é um assunto que deve ser tratado com especial atenção, sendo esta medida através de piezómetros instalados em furos estratégicos ao longo da fundação. A medição da pressão nestes instrumentos pode ser feita através de manómetros (Figura 8) acoplados em galerias onde a pressão é positiva em relação à cota do piso, ou com recurso a sondas de nível freático (Figura 9) quando a água não atinge o manómetro (INAG, 2001; Mata, 2007).

Complementarmente, instalam-se redes de drenagem, fundamentais para aliviar as subpressões na base da estrutura, e permitem a medição e avaliação dos caudais drenados e infiltrados.



Figura 8 – Manómetro de um piezómetro simples.



Figura 9 – Sonda de nível freático.

2.5.3 Variação térmica

A variação das temperaturas internas do betão é explicada pelo facto de estas infraestruturas se encontrarem expostas a condições climáticas variáveis, nomeadamente, à variação da temperatura do ar, à radiação solar direta e à variação da humidade do ar, causando deste modo deformações na barragem através da expansão ou retração do corpo da estrutura (Chen, 2015).

A temperatura exterior pode ser obtida através da leitura de termómetros instalados em locais estratégicos para garantir o seu correto registo. Regra geral, as barragens atualmente, são munidas de estações meteorológicas (Figura 10), que realizam a leitura de diversos parâmetros ambientais com uma exatidão refinada (INAG, 2001).

A temperatura interna do betão é obtida com recurso a instrumentos embebidos no betão na fase de construção, ligados a painéis de controlo que permitem realizar a leitura dos dados manualmente, ou até que sejam munidos de tecnologia de recolha automática. São usualmente utilizados em Portugal termómetros de resistência elétrica (Figura 11). Complementarmente, é também medida a temperatura da água da albufeira, através de termómetros instalados na face de montante da estrutura (Castro, 1998).



Figura 10 – Estação meteorológica.



Figura 11 – Posicionamento de termómetro de paramento.

Os diferentes ciclos térmicos apresentam relevâncias distintas no comportamento da obra. A onda térmica diária, representada pela variação das temperaturas num período de 24 horas, apenas tem influência na camada superficial da barragem. Por outro lado, a onda térmica anual, que pode ser representada aproximadamente por uma onda sinusoidal da variação das temperaturas do ar registadas ao longo do ano, é a que representa maior importância nestas estruturas (Batista, 1998).

Como consequência da elevada inércia térmica do betão, ocorre um desfasamento temporal significativo entre as variações da temperatura exterior e a resposta térmica no interior do corpo da barragem. Este fenómeno, explica a razão de as temperaturas máximas e mínimas no interior da estrutura não coincidirem cronologicamente com os picos térmicos ambientais. Além do desfasamento, ocorre também uma atenuação da amplitude térmica à medida que a onda penetra no betão. A monitorização destas ações é fundamental para a correta aplicação de modelos de interpretação, permitindo realizar a distinção da parcela dos deslocamentos induzidos por origem térmica (Mata, 2007).

2.5.4 Ações dinâmicas

No que toca a barragens de betão, as ações dinâmicas que mais se destacam neste tipo de infraestruturas, dizem respeito às vibrações induzidas pelo funcionamento dos órgãos de descarga, às ações sísmicas e às vibrações resultantes do funcionamento da central hidroelétrica, quando esta for existente (Mendes, 2010).

A instrumentação utilizada para a caracterização da resposta estrutural a este tipo de ações, consiste em acelerómetros que são instalados ao longo do coroamento e das galerias da barragem, ou em sismógrafos posicionados na sua base, bem como, em locais nas margens das albufeiras.

A resposta estrutural a estes eventos, depende das características dinâmicas da barragem, nomeadamente, das suas frequências naturais e modos de vibração (Salazar et al., 2018). De um modo geral, considera-se que as barragens tendem a reagir bem às ações sísmicas, embora seja relevante considerar que em casos de valores elevados de acelerações (Gomes e Lemos, 2020), podem ocorrer danos importantes que afetem a funcionalidade destas estruturas (Pereira et al., 2018).

2.6 OBSERVAÇÃO DA RESPOSTA ESTRUTURAL

A observação da resposta estrutural foca-se na monitorização do comportamento da barragem perante as ações atuantes. As grandezas mais frequentemente avaliadas incluem os deslocamentos da estrutura e fundação, movimentos em juntas ou descontinuidades, rotações, tensões, extensões e caudais (Castro, 1998; Directorate, 2018). Esta análise sistemática é fundamental para a deteção precoce de anomalias, garantindo que a infraestrutura se mantém nos limites de segurança admissíveis.

2.6.1 Deslocamentos

A medição dos deslocamentos de pontos da estrutura e da fundação, sejam eles absolutos ou relativos, diz respeito ao indicador mais relevante no que toca à representação do comportamento global de uma barragem. As grandezas medidas são organizadas segundo as direções horizontal e vertical, recorrendo-se a sistemas independentes planimétricos e altimétricos (Casaca e Henriques, 2002) para a sua determinação. Os deslocamentos horizontais são, normalmente, obtidos através de métodos geodésicos de posição ou por sistemas de fios de prumo.

No que concerne à componente geodésica, o método mais comum em Portugal é a rede de triangulação exterior, constituída por vértices materializados em pilares estáveis nas encostas e por alvos de pontaria estrategicamente colocados no paramento de jusante e no maciço. A observação destas redes envolve a medição de valores angulares e lineares com teodolitos e distanciómetros de precisão, cujos dados são posteriormente ajustados e convertidos em vetores de deslocamento (Lutz et al., 2006; Mata, 2007).

Em situações onde a visibilidade exterior é condicionada pela geometria do vale, a poligonação no interior das galerias surge como uma alternativa viável. Complementarmente, o recurso ao sistema GNSS tem vindo a ser integrado para formar sistemas híbridos de medição, embora o seu potencial em grandes obras de engenharia continue a ser alvo de estudos para validar a sua precisão absoluta (Lima e Casaca, 2018).

No interior do corpo da barragem, a monitorização horizontal assenta predominantemente na utilização de fios de prumo, que podem ser diretos ou invertidos (Figura 12). O fio de prumo direto funciona como um pêndulo fixado numa cota elevada da estrutura e tensionado por um peso de cerca de 600 N, permitindo obter deslocamentos relativos entre o ponto de suspensão e as galerias. Por sua vez o fio de prumo inverso é ancorado num ponto profundo da fundação através da injeção de calda cimentícia e mantido na vertical por um flutuador imerso num reservatório com líquido anticongelante. Dada a estabilidade da ancoragem, este sistema fornece deslocamentos absolutos (Mata, 2007; Silva 2022).



Figura 12 – Fio de prumo direto e invertido.

A determinação da posição do fio no plano horizontal, é efetuada manualmente com um coordinómetro ótico (Figura 13) ou, em sistemas modernos, através de telecoordinómetros para registo automático (Barthlomew e Haverland, 1987; Martins et al., 2012). Nas barragens de abóbada, estes instrumentos são instalados em zonas de comportamento crítico, como o fecho, a zona dos "rins" e as proximidades dos encontros (Mata, 2007). Quanto aos deslocamentos verticais, estes são usualmente determinados por nivelamento geométrico de precisão (Barthlomew e Haverland, 1987), que consiste na medição de diferenças de cota entre pontos da estrutura e referências fixas exteriores. Este processo exige equipamento específico, como níveis de precisão e miras de invar, para garantir o rigor necessário na deteção de assentamentos ou empolamento (Gomes, 1986).

Complementarmente, a deformação do maciço rochoso é acompanhada por extensómetros de varas (Figura 14), podendo estas ser simples ou múltiplas, instalados em furos no maciço com inclinações e profundidades predefinidas. Através de deflectómetros de precisão, mede-se a distância entre a extremidade superior da vara e a cabeça de leitura fixa à estrutura, obtendo-se movimentos relativos que permitem caracterizar a deformação no maciço de fundação. Atualmente, a exploração destes sistemas é potenciada pela implementação de redes de recolha e transmissão automática de dados, o que assegura um registo contínuo e em tempo real, com a frequência pretendida da monitorização dos deslocamentos (Lutz et al., 2006; Mata, 2007).



Figura 13 – Coordinómetro ótico.



Figura 14 – Cabeça de extensómetro de varas.

2.6.2 Movimentos de juntas e fissuras

A monitorização dos movimentos relativos entre os blocos em juntas de contração pode ser obtida através de dispositivos embebidos no betão ou fixados à superfície. No interior da estrutura, normalmente, são utilizados medidores de resistência elétrica ou de corda vibrante, posicionados aquando da fase de construção e apresentam-se frequentemente ligados a centrais de registo. Estes sensores fornecem dados imperativos sobre o comportamento dos blocos nas fases iniciais, embora apresentem a desvantagem de não permitirem a reparação ou substituição em caso de avaria (INAG, 2001; Mata, 2007).

No que diz respeito aos instrumentos instalados na superfície, destacam-se as bases tridimensionais (Figura 15), que possibilitam a observação da abertura e fecho das juntas, bem como os deslizamentos relativos nas direções horizontal e vertical. Adicionalmente, as fissuras e movimentos podem ser avaliados mediante bases de alongâmetros, compostas por peças ancoradas que formam um triângulo equilátero, como é possível constatar na Figura 16. Através de medições entre os vértices e do estabelecimento de relações geométricas, é possível determinar o movimento de abertura, fecho e deslizamento no plano das descontinuidades (INAG, 2001; Moura, 2005).

É importante ressaltar que a recolha destes parâmetros pode ser assegurada por sistemas de aquisição digital, instalados em pontos estratégicos da obra. Esta abordagem tecnológica não só potência a precisão das leituras, como garante uma vigilância ininterrupta do estado do sistema estrutural.



Figura 15 – Base tridimensional.



Figura 16 – Base de alongâmetro.

2.6.3 Tensões e extensões

A medição do estado de tensões em barragens é geralmente efetuada indiretamente, através de rosetas de extensómetros de resistência elétrica embebidos no betão durante a fase de construção. Na Figura 17 é possível observar um pormenor de montagem deste instrumento antes da betonagem. A conversão das extensões medidas em tensões é processada com base nas características de deformabilidade e reológicas do betão crivado que envolve os aparelhos, sendo os instrumentos conectados a centrais de leitura por cabos (Mata, 2007).

Dependendo do estado de tensão previsto, utilizam-se diferentes configurações: próximo do coroamento, aplicam-se grupos unidirecionais; em zonas de estado plano usam-se cinco extensómetros; e para estados tridimensionais recorre-se a nove sensores. Em todos os casos, é incluído um extensómetro corretor, isolado do campo de tensões num recipiente de parede dupla. Este extensómetro de compensação é fundamental para medir deformações livres de tensões e determinar o coeficiente de dilatação térmica linear (Moura, 2005). Embora seja menos usual devido a fatores como o custo ou a complexidade, podem ser utilizados tensómetros para realizar a medição direta de compressão, auxiliando na caracterização da relação tensão-deformação (Farinha, 2000).



Figura 17 – Extensómetros de resistência elétrica.

No que concerne às barragens de abóbada, esta análise é fundamental para validar a continuidade estrutural da obra. Nestas estruturas, as tensões de compressão apresentam valores habitualmente entre os 8 e os 10 MPa, enquanto as de tração se limitam a valores entre 1 e 1,5 MPa. Como estas solicitações são relativamente reduzidas quando comparadas à resistência do betão, a monitorização foca-se na deteção de roturas localizadas que possam surgir decorrentes da elevada hiperstaticidade do sistema estrutural (Ramos, 2004; Mata, 2007).

2.6.4 Caudais

A verificação dos caudais é fundamental para o alívio das subpressões na zona da fundação, sendo estes encaminhados através de uma rede de drenos para as galerias de drenagem da barragem (Figura 18). Este sistema permite o acompanhamento individualizado de cada dreno, bem como a avaliação das infiltrações provenientes do próprio corpo da estrutura, que são conduzidas para bicas totalizadoras em zonas estratégicas da infraestrutura (Silva, 2022).

A determinação do caudal num dreno é efetuada, tradicionalmente, de forma indireta, cronometrando-se o tempo necessário para o preenchimento de um recipiente de volume conhecido (Mata, 2007). No caso das bicas totalizadoras, é frequente a utilização de descarregadores em forma de "V" (Figura 19) ou triangulares, onde o caudal total é obtido indiretamente, através da medição da altura da lâmina de água sobre o vértice (Silva, 2022).



Figura 18 – Furos de drenagem na galeria geral de drenagem.



Figura 19 – Bica com descarregador em "V".

Atualmente, a exploração destes sistemas é potenciada pela integração de métodos de aquisição automática de dados, utilizando sensores de ultrassons para a determinação contínua do nível de água nos descarregadores. Este controlo é relevante para a segurança estrutural, uma vez que a correlação destes dados com os registos piezométricos permite avaliar a eficiência dos sistemas de impermeabilização e drenagem, possibilitando a deteção precoce de qualquer anomalia no comportamento hidráulico do conjunto.

2.7 MODELOS DE INTERPRETAÇÃO QUANTITATIVA

A interpretação quantitativa dos dados é o processo que permite formular modelos com base nas grandezas medidas pelos instrumentos de observação expostos anteriormente, para a previsão do comportamento estrutural. O objetivo principal destes modelos é caracterizar o padrão de comportamento da barragem com base no histórico das observações, estabelecendo uma relação estatística rigorosa entre as ações externas e a resposta global do sistema do corpo da barragem.

Para que estes modelos sejam válidos, assume-se que, durante o período da análise, a estrutura funciona num regime onde apresenta um comportamento predominantemente elástico, linear e reversível. Sob estas condições, aplica-se o princípio da sobreposição de efeitos, o que permite simplificar a análise através da decomposição da resposta global da estrutura nas diferentes parcelas independentes associadas a cada solicitação.

2.7.1 Modelo HST

A abordagem mais comum no domínio da engenharia de barragens para a análise do comportamento é o modelo HST (Hydrostatic, Season, Time), desenvolvido em 1960, em França (Tatin et al., 2015). Este modelo baseia-se na hipótese de que a grandeza observada, como por exemplo o deslocamento radial, resulta da combinação linear de três efeitos: a carga hidrostática, da variação sazonal da temperatura e o tempo.

Nesta metodologia, assume-se que a resposta da barragem pode ser separada em efeitos reversíveis e irreversíveis. A expressão geral que define este modelo é apresentada como (4):

$$\delta(h_i, s_i, t_i) = U_h(h_i) + U_s(s_i) + U_t(t_i) + k + \epsilon_i \quad (1)$$

sendo,

$\delta(h_i, s_i, t_i)$ - Valor observado da grandeza em análise na observação i, que depende da pressão hidrostática, da temperatura e do instante em que se realiza a observação;

$U_h(h_i), U_s(s_i), U_t(t_i)$ - Dizem respeito, respetivamente, às parcelas das grandezas correspondentes ao efeito elástico do nível de água na albufeira, ao efeito elástico da variação sazonal da temperatura e ao efeito do tempo na *iésima* observação;

k - Constante correspondente à diferença entre os valores observados e calculados no início do período utilizado para o ajuste do modelo;

ϵ_i - Resíduo de *iésima* observação

Efeito do nível da água

A componente do efeito do nível da água na albufeira é considerada uma parcela reversível do comportamento estrutural. Esta é habitualmente aproximada por uma função polinomial até à quarta ordem (5), dependente da altura de água (h) no reservatório.

$$U_h = a_1 \cdot h^4 + a_2 \cdot h^3 + a_3 \cdot h^2 + a_4 \cdot h \quad (2)$$

onde,

h - Altura da água na albufeira (m);

a_1, a_2, a_3, a_4 - Coeficientes a ajustar.

Efeito da temperatura

Na abordagem HST, a influência térmica é simulada através de uma aproximação por funções sinusoidais de período anual. Esta simplificação pressupõe que a evolução térmica da barragem segue um padrão cíclico e repetitivo, sendo representada pela sobreposição de termos periódicos (6):

$$U_\theta(\theta_1)^{anual} = b_1 \cdot cos(\theta_1) + b_2 \cdot sin(\theta_1) + b_3 \cdot sin^2(\theta_1) + b_4 \cdot cos(\theta_1) sin(\theta_1) \quad (3)$$

com,

$$\theta_1 = \frac{2 * \pi * t_d}{365}, \ 1 \leq t_d \leq 365 \quad (4)$$

em que,

t_d - Número de dias contabilizados desde o início do ano até à data da observação;

b_1, b_2, b_3, b_4 - Coeficientes a ajustar.

Efeito do tempo

O efeito do tempo representa a componente irreversível da respostas estrutural, associada a ações inelásticas como a fluência e a relaxação do betão, ou a fenómenos evolutivos de deterioração. Em condições correntes de exploração, esta componente modela o comportamento diferido do material ao longo da vida útil da obra (Mata, 2007). A formulação matemática desta parcela (8), combina frequentemente funções polinomiais e logarítmicas.

$$U_t(t) = c_1 \cdot t^3 + c_2 \cdot t^2 + c_3 \cdot t + c_4 \cdot ln(1 + t/a) \quad (5)$$

com,

t - Número de dias contabilizados desde o início do ano até à data da observação;

a - Número de dias entre o primeiro enchimento e a data do início da análise;

c_1, c_2, c_3, c_4 - Coeficientes a ajustar

2.7.2 Modelo HTT

O modelo HTT (*Hydrostatic, Thermal, Time*) surge como uma evolução metodológica face à abordagem HST, distinguindo-se fundamentalmente pela forma como a componente térmica da resposta estrutural é tratada. Enquanto o modelo anterior recorre a funções sinusoidais idealizadas para representar a variação sazonal da temperatura, o modelo HTT utiliza temperaturas medidas durante o processo de observação.

Esta abordagem fundamenta-se na evidência de que a temperatura no corpo de uma barragem resulta de um campo térmico complexo, que resulta de fatores como a incidência da radiação solar e as variações de temperatura do ar e da água. Na sua aplicação prática, os dados térmicos podem ser obtidos através de: medições dos termómetros embebidos no betão ou termopares instalados na estrutura; registos de estações meteorológicas locais, nomeadamente a temperatura do ar.

A principal vantagem do modelo HTT reside na sua capacidade de caracterizar com maior detalhe o efeito térmico na resposta observada. Contrariamente às funções sinusoidais, que possuem uma curvatura perfeita e simétrica, os registos reais permitem captar fenómenos que o modelo HST ignora, tais como: transições térmicas mais acentuadas entre meses quentes e frios, diferenças na intensidade dos valores máximos e mínimos entre anos distintos, e a assimetria temporal entre a subida gradual e a descida das temperaturas.

A componente térmica é frequentemente representada por uma relação linear (6), com temperaturas medidas no corpo da barragem.

$$U_T(T) = d_1 \cdot T \tag{6}$$

Ou com uma variável de temperatura que é função da temperatura do ar (7).

$$U_T(T) = d_1 \cdot T_{ar}^* \tag{7}$$

com,

T_{ar}^* - Termo que é função da temperatura do ar;

d_1 - Coeficiente a ajustar.

Apesar de ambas as abordagens quantitativas partirem do princípio de que os efeitos são independentes, reconhece-se a existência de uma correlação física inevitável entre eles, como a influência do nível de água na albufeira na própria resposta térmica da barragem, visto que a temperatura da água e do ar diferem ao longo do ano. O maior desafio na aplicação do modelo HTT reside, por isso, na seleção criteriosa dos sensores e variáveis térmicas mais apropriadas para o desenvolvimento do estudo.

2.7.3 Regressão linear múltipla

O método de Regressão Linear Múltipla (RLM) constitui o suporte necessário para a aplicação dos modelos de interpretação quantitativa, permitindo estabelecer a ligação matemática entre as variáveis de entrada e as de saída. No âmbito da observação de barragens, este método é utilizado para caracterizar o padrão de comportamento observado com base no histórico da obra, o que se traduz numa relação estatística entre as ações ambientais e as grandezas observadas.

A aplicação deste método baseia-se na ideia de que as ações externas desenvolvem respostas específicas por parte do sistema global da infraestrutura. Os efeitos que exercem uma influência mais pronunciada na estrutura advêm da alteração das condições ambientais e operacionais, com particular destaque para a oscilação do nível de água na albufeira e para as variações térmicas.

A construção destes modelos de interpretação quantitativa exige que o utilizador tire partido dos detalhes técnicos da obra conhecidos e do seu comportamento para definir os termos independentes que melhor representam a relação entre a variação de cada solicitação e a correspondente resposta estrutural. Esta relação linear é estabelecida com recurso a uma expressão analítica paramétrica que apresenta funções associadas a coeficientes que são usualmente determinados através do método dos mínimos quadrados.

Uma representação generalizada deste tipo de modelos de comportamento pode ser apresentada como a seguinte,

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_j X_j + \cdots + \beta_p X_p \ + \ \epsilon \tag{8}$$

com,

p - Número de variáveis independentes ($p + 1$ é a quantidade de parâmetros livres);

X_j - A $j^{ésima}$ variável independente;

β_j - O $j^{ésimo}$ parâmetro desconhecido;

ϵ - Resíduo associado a cada componente de observação.

Este modelo pode ser descrito na forma matricial (11), como $Y = X \cdot \beta + \epsilon$, sendo

$$Y = \begin{Bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{Bmatrix};\ X = \begin{bmatrix} x_{11} & \vdots & x_{pn} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1n} & \vdots & x_{pn} & 1 \end{bmatrix};\ \beta = \begin{Bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \\ \beta_0 \end{Bmatrix};\ \epsilon = \begin{Bmatrix} \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{Bmatrix} \quad (9)$$

Para garantir o melhor ajuste possível aos dados históricos, é estimado o valor do parâmetro β_j por meio do método dos mínimos quadrados de forma a minimizar o somatório dos quadrados dos resíduos ϵ,

$$\sum_{i=1}^{n} \epsilon_i^2 = \epsilon^T * \epsilon = (Y - X * \beta)^T * (Y - X * \beta) \quad (10)$$

Os valores estimados dos parâmetros, quando a matriz $\mathrm{X^T} * \mathrm{X}$ for invertível, são dados por,

$$\hat{\beta} = (X^T * X)^{-1} * X^T * Y \quad (11)$$

Para que este modelo seja considerado fiável, os resíduos devem cumprir certas particularidades estatísticas:

- não devem apresentar tendências, sendo o valor esperado do erro $E(\epsilon_i) = 0$;
- devem ter variância constante, isto é $var(\epsilon_i) = \sigma^2 =$ constante;
- não devem ser correlacionáveis, $cov(\epsilon_i; \epsilon_j) = 0$ para $i \neq j$;
- devem uma distribuição normal, $\epsilon_i \sim \mathrm{N}(0, \sigma^2)$.

A eficácia do ajuste é avaliada pelo coeficiente de determinação múltipla (R^2). Indicador este que varia entre os valores 0 e 1, sendo que, quanto mais próximo de 1 for este valor, melhor o modelo explica a variância dos dados observados.

3
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E REDES NEURONAIS

3.1 INTRODUÇÃO

A inteligência artificial tem desempenhado na sociedade um papel que transcendeu o domínio teórico e académico para se tornar um paradigma essencial na resolução de problemas, na execução de tarefas e na tomada de decisões fundamentadas. Na área da engenharia, vivemos numa fase de desenvolvimento onde a inteligência artificial não é apenas uma ferramenta de automação, mas uma ferramenta de otimização que tira partido do volume de dados massivos gerado pelos sistemas de recolha e armazenamento, impulsionando a aplicação de metodologias avançadas de processamento e interpretação.

Este processo de análise e interpretação é suportado por ferramentas de *Machine Learning*, um subdomínio da inteligência artificial, na Figura 20, focado no desenvolvimento de sistemas capazes de simular capacidades cognitivas humanas, tais como o reconhecimento de padrões.

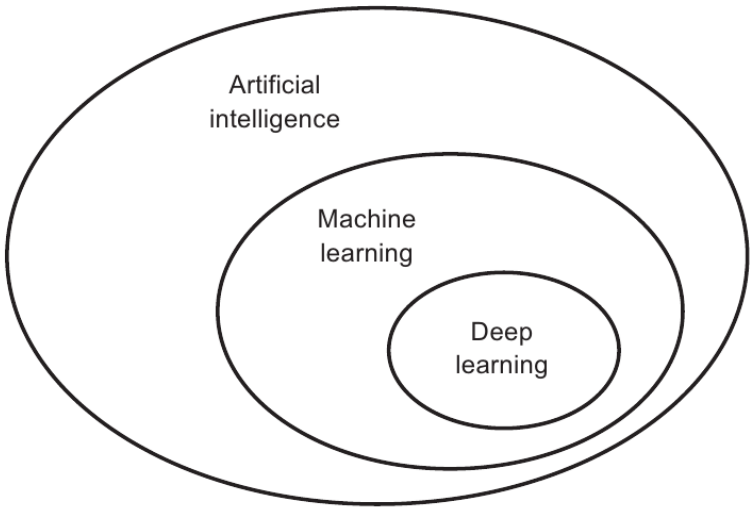


Figura 20 – Subdomínios da Inteligência Artificial (Chollet 2018).

O *Machine Learning* destaca-se pela sua aptidão para gerar algoritmos que aprendem regras e padrões diretamente a partir dos dados, permitindo a criação de modelos de previsão robustos sem a necessidade de uma programação explícita. As metodologias desta área estruturam-se em diferentes filosofias de processamento (Figura 21), de entre as quais destacam-se a aprendizagem não supervisionada, a aprendizagem por reforço e, com particular relevância na modelação de sistemas físicos, a aprendizagem supervisionada. Esta última assenta na introdução algorítmica de padrões mapeados entre vetores de entrada (*inputs*) e as respetivas respostas conhecidas que representam as saídas desejadas (*targets*) (Bonaccorso, 2017). Na área da engenharia, este tipo de modelos funciona como ponte entre o sistema de observação e o diagnóstico estrutural, facilitando o reconhecimento de padrões, por vezes não detetáveis com o recurso aos métodos de análise convencionais.

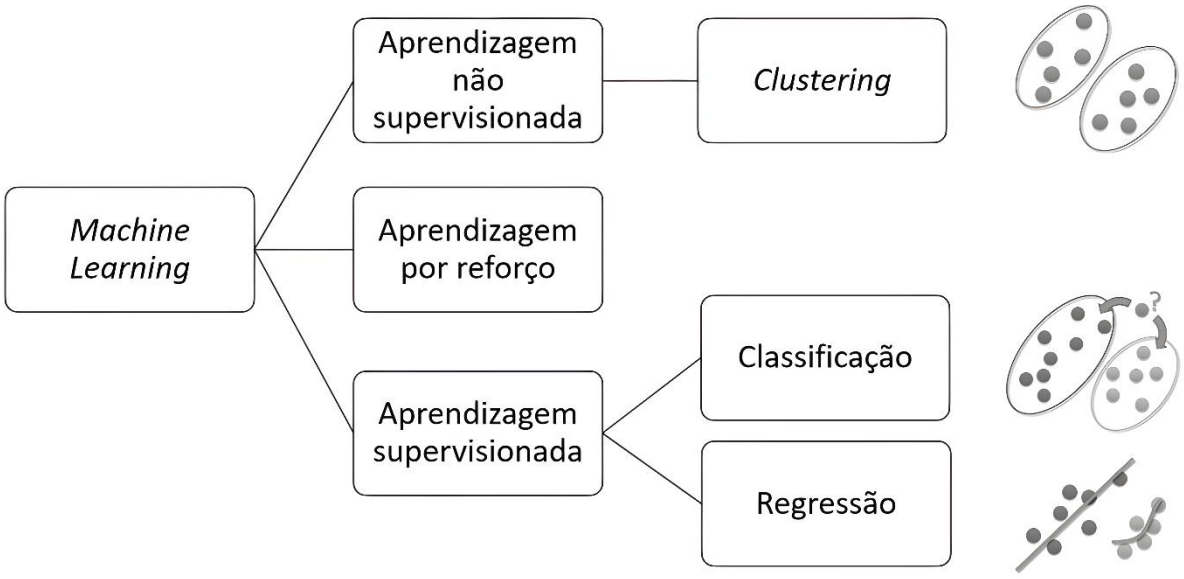


Figura 21 – Filosofias de processamento do *Machine Learning*, adaptado de (http://www.big-data.tips/machine-learning-methods).

No contexto de técnicas supervisionadas, as Redes Neuronais Artificiais posicionam-se como um dos modelos mais robustos de *Machine Learning*. Inspiradas na estrutura e funcionamento do sistema biológico, as Redes Neuronais Artificiais consistem em unidades de processamento interligadas, correspondentes aos neurónios artificiais, que trabalham de forma paralela e distribuída (Bishop, 2006).

A abordagem com métodos de Redes Neuronais Artificiais oferece uma alternativa sólida aos métodos clássicos de regressão linear amplamente consolidados, com vantagem na sua capacidade de identificar e caracterizar as relações não lineares entre as variáveis de entrada e as variáveis de saída.

A utilização de Redes Neuronais na engenharia é motivada, essencialmente, pela sua aptidão para lidar com a natureza não linear e a incerteza inerente aos dados. Os dados obtidos pelos instrumentos de observação apresentam, frequentemente, ruído ou lacunas que podem comprometer o desempenho dos modelos estatísticos tradicionais. As Redes Neuronais Artificiais superam estas limitações ao oferecerem uma capacidade de generalização superior (Sarker, 2021).

3.2 REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS

As redes neuronais artificiais entendem-se como modelos computacionais não lineares que utilizam uma arquitetura inspirada na estrutura e no funcionamento do cérebro humano. O desenvolvimento científico destes modelos foi motivado pelo facto de este órgão vital permanecer, atualmente, como o sistema mais eficiente e sofisticado para processos de aprendizagem, análise de imagens e reconhecimento de padrões complexos sob condições incertas.

A fundamentação das redes neuronais reside na tentativa de compreender simular o funcionamento do sistema nervoso biológico, o qual atua de forma amplamente otimizada na receção de estímulos e na coordenação das respostas do organismo. O processamento biológico de informação ocorre através de um fluxo contínuo onde o sistema nervoso obtém dados do meio ambiente através de sensores[2] (Arbib, 2003).

Estas informações sensoriais são combinadas com informação previamente armazenada, que podem provir de natureza hereditária ou de vivências, para gerar respostas ou ações do corpo.

[2] Um sensor é um dispositivo concebido para detetar grandezas físicas ou químicas do ambiente (como luz, temperatura, pressão ou movimento) e convertê-las num sinal legível, geralmente elétrico ou digital.

Um aspeto crítico deste processo é a eficiência na gestão de dados, visto que apenas uma pequena parte da informação bruta captada pelos sensores é considerada relevante para o funcionamento do organismo, o que implica a existência de mecanismos intrínsecos de filtragem e seleção da informação.

A unidade fundamental que sustenta esta capacidade de processamento é o neurónio biológico, o qual é constituído por três elementos principais, cujas funções definem a lógica dos modelos artificiais, conforme ilustrado na Figura 22:

- Dendrites: Prolongamentos ramificados que funcionam como canais de receção de sinais provenientes de outros neurónios;
- Corpo celular: O centro de processamento da célula, onde se localiza o núcleo e ocorre a integração dos estímulos;
- Axónio: Uma estrutura alongada responsável pela condução e transmissão do impulso nervoso gerado pelo neurónio.

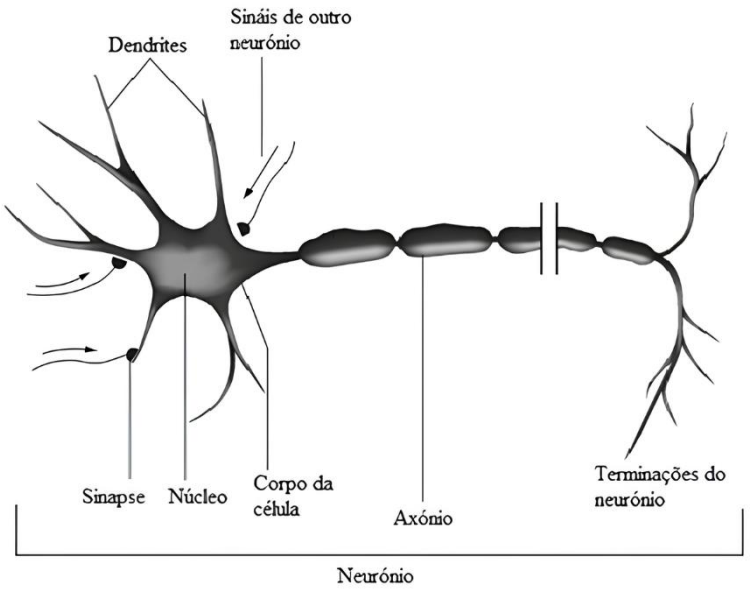


Figura 22 – Esquema de neurónio biológico, adaptado de (Davidovits, 2018).

A interface de comunicação que permite a transmissão de informação entre diferentes neurónios, uma vez que estabelece a ligação entre o axónio de uma célula às dendrites da estrutura subsequente, designa-se por sinapse. Apesar da complexidade conhecida e dos modelos simplificados já desenvolvidos, a forma exata como o cérebro opera uma vasta rede de informação continua a ser um dos grandes mistérios da ciência moderna.

A trajetória científica das redes neuronais teve o seu início em 1943, com os trabalhos pioneiros de McCulloch e Pitts sobre a modelação matemática de neurónios (McCulloch & Pitts, 1943). Contudo, esta área de investigação foi confrontada com um ressurgimento em 1986, com a difusão de algoritmos de aprendizagem eficazes baseados no conceito de processamento paralelo e distribuído, oferecendo uma alternativa solida aos sistemas sequenciais tradicionais. Esta evolução permitiu que as redes neuronais artificiais deixassem de ser meras construções teóricas e passassem a ser aplicadas na modelação de fenómenos complexos, tirando partido da sua capacidade de identificar relações não lineares entre variáveis sem a necessidade de modelos teóricos completos.

No modelo matemático representativo do neurónio como unidade individual, o fluxo de processamento está estruturado de acordo com os componentes elementares da célula biológica, dividindo-se em regras sequenciais bem definidas.

A primeira diz respeito à chegada de informação aos neurónios através de um conjunto de variáveis de entrada $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, que representam a função de captação das dendrites. A cada uma desta entradas é atribuído um peso sináptico individual $(w_1, w_2, \dots, w_n)$, que quantifica a força de ligação e dita o grau de importância ou a influencia que cada variável especifica exercerá na saída do modelo.

Posteriormente, replica-se o comportamento do corpo celular. O neurónio realiza a soma ponderada de todas as variáveis de entrada multiplicadas pelos respetivos pesos sinápticos. A este somatório é associado um termo independente, designado por limiar de disparo (b), através de uma regra de propagação, que atua no sentido de introduzir flexibilidade ao ajuste do modelo. O valor combinado resultante desta operação linear, designado por s, é expresso matematicamente por:

$$s = \sum_{i=1}^{N} (w_i * x_i) - b \tag{12}$$

Por fim, o resultado obtido (s) é transferido para uma função de ativação (f). Esta componente assume a responsabilidade de processar o sinal somado para produzir o valor final de saída do neurónio (y), simulando o disparo do axónio biológico para as unidades seguintes dos sistema através da equação:

$$y = f(s) \tag{13}$$

3.3 REDES DO TIPO PERCEPTRÃO MULTICAMADA

No âmbito da redes neuronais artificiais, encontram-se descritas diversas tipologias estruturais orientadas para a resolução de problemas complexos, de entre as quais é importante destacar o Perceptrão Multicamada (do inglês *Multilayer Perceptron* MLP) já que é o tipo de redes que foram utilizados no desenvolvimento deste estudo.

A utilização desta arquitetura específica pode ser justificada pelos benefícios significativos que apresentam em aplicações de engenharia quando se tratam problemas de natureza não linear. Historicamente, o interesse pelas redes MLP ressurgiu em 1986, impulsionado pela popularização e difusão do algoritmo de retropropagação do erro (também conhecido por regra delta generalizada). Este algoritmo superou as limitações de aprendizagem que até então afetavam as estruturas de camada única, viabilizando a implementação eficaz de modelos multicamada.

Conceptualmente, o Perceptrão Multicamada consiste na combinação de vários neurónios artificiais dispostos numa organização por camadas interligadas, cujas especificidades de arquitetura, funcionamento e estratégias de aprendizagem são detalhadas nas secções seguintes.

3.3.1 Arquitetura

O neurónio constitui a unidade fundamental de processamento de uma rede do tipo Perceptrão Multicamada sendo o desenvolvimento desta estrutura condicionado pela definição das unidades que irão integrar o modelo e pela forma como estas se interligam nas diferentes camadas.

A organização da rede, a sua a sua constituição interna e a geometria das conexões estabelecidas entre as diferentes unidades determinam a denominada arquitetura da rede. A definição de uma configuração ótima pode traduzir-se num processo complexo e moroso, requerendo a realização de sucessivos ensaios experimentais.

Desta forma, a estrutura de um MLP divide-se formalmente em três grupos de camadas dispostas sequencialmente (Figura 23) (Park e Lek, 2016): a camada de entrada, as camadas intermédias (também designadas de camadas ocultas ou escondidas) e a camada de saída. Através da camada de entrada, as informações externas são introduzidas na rede e distribuídas para as camadas subsequentes através de conexões representadas por pesos sinápticos, os quais são ilustrados na Figura 24 pela nomenclatura w_{ij}^{l}, para designar os pesos sinápticos da ligação entre o neurónio i e o neurónio j na camada l. São os pesos w_{ij}^{l} que refletem a importância relativa do neurónio i no neurónio j.

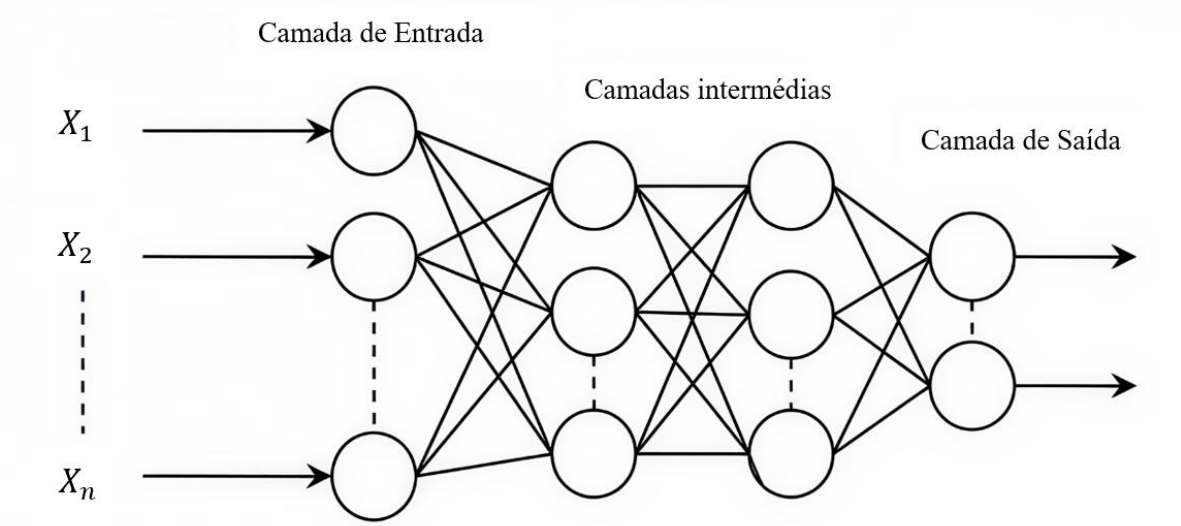


Figura 23 – Arquitetura de uma rede do tipo Perceptrão Multicamada, adaptado de (Sobreiro, 2008).

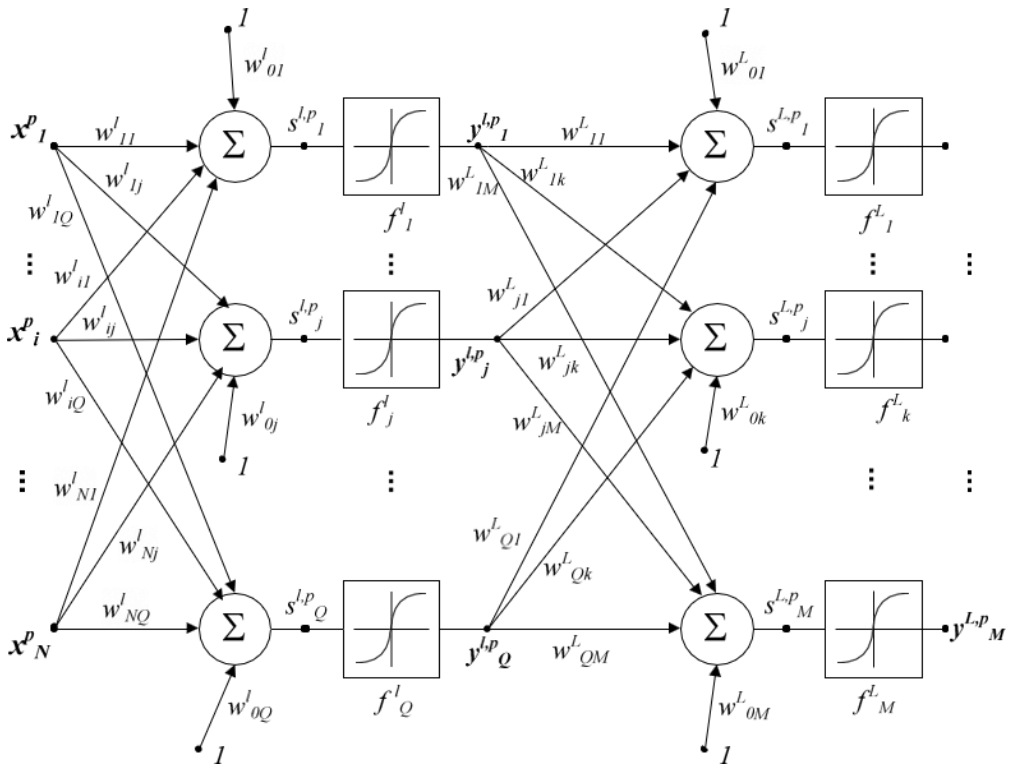


Figura 24 – Esquema de uma rede do tipo MLP, adaptado de (Mata, 2007).

É nas camadas intermédias que se concentram os processo para a resolução de problemas complexos, podendo o modelo conter tantas camadas intermédias quantas as necessárias para captar o padrão dos dados. Ao transitar pelas unidades ocultas, o valor de ativação resultante da combinação linear das entradas ponderadas é processado por uma função de ativação específica da respetiva camada f_j^l, gerando os valores de saída $y_j^{l,p}$ para um determinado padrão p, os quais são propagados como variáveis de entrada para a camada seguinte segundo a equação:

$$y_j^{l,p} = f_j^l(s_j^{l,p}) \tag{14}$$

A seleção da função de ativação assume um papel crítico no desempenho do modelo, sendo frequentemente destacadas quatro tipologias fundamentais, como destacaram (Sharma et al., 2020; Rasamoelina et al., 2020):

a função linear, diretamente proporcional à entrada e utilizada para tarefas de mapeamento simples, expressa por $f(x) = x$; a função sigmoid, amplamente adotada na modelação de fenómenos não lineares devido à sua natureza contínua e diferenciável, definida por $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$; a função arctan, que delimita os valores de ativação no intervalo $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$ e apresenta vantagens ao nível da redução do número de cálculos na utilização computacional, sob a forma $f(x) = \text{atan}(px)$; e a função hiperbólica, caracterizada por ser simétrica em relação à origem e por possuir um contradomínio contido no intervalo $]-1; 1[$, sendo igualmente contínua e diferenciável segundo a formulação $f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$.

Por fim, os sinais processados convergem para a camada de saída, onde os valores recebidos das camadas ocultas são combinados e transformados pela última função de ativação para gerar a resposta final do modelo.

3.3.2 Algoritmo de aprendizagem

Nas redes do tipo Perceptrão Multicamada onde se aplicada um paradigma de aprendizagem supervisionada, o processo de treino fundamenta-se na apresentação sistemática à rede de uma série de padrões de entrada com as respetivas respostas de saída conhecidas. Após o início do treino, os pesos sinápticos são ajustados de forma contínua ao longo de várias iterações com o objetivo intrínseco de adquirir informação importante sobre o padrão observado do processo. O valor inicial destes pesos é atribuído de forma completamente aleatória, constituindo um fator relevante na velocidade e na eficiência global de aprendizagem. Durante este período, a rede modifica iterativamente os pesos da sua estrutura de interconexões para minimizar os resíduos, permitindo que os valores previstos pelo modelo se aproximem progressivamente dos valores observados.

Para formular e operacionalizar este processo de otimização, utiliza-se um algoritmo denominado de retropropagação do erro, que consiste numa técnica de gradiente descendente concebida para minimizar os resíduos ou a função de custo, C. Usualmente, a formulação matemática da função de custo adotada baseia-se no erro quadrático médio, sendo expressa analiticamente pela equação (Bishop, 1995; Mata, 2007):

$$C = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}(y^p - t^p)^2 \tag{15}$$

Em que y^p representa o valor da resposta calculada pelo modelo da unidade de saída, t^p corresponde ao valor desejado da unidade de saída e P traduz o total de observações do subconjunto de treino considerado no cálculo.

O processamento da informação no algoritmo de retropropagação ocorre em duas fases sequenciais distintas a cada iteração: numa primeira fase, os dados propagam-se no sentido direto (ou para a frente) através das camadas intermédias até obter um resultado na camada de saída, onde o erro é avaliado face ao valor desejado. Numa segunda fase, os erros calculados na saída são propagados no sentido inverso, partindo da camada de saída em direção às camadas ocultas anteriores. Este fluxo retrocedente permite calcular o gradiente do erro em ordem a cada peso específico da rede, distribuindo a responsabilidade do desvio global por cada unidade de processamento e executando os incrementos necessários para a atualização dos pesos w_{ij}. O algoritmo repete-se sucessivamente até que da rede neuronal resulte um valor mínimo e estável da função de custo.

3.3.3 Estratégia de partição de dados e paragem ótima

A validação do desempenho preditivo e a capacidade de generalização de um modelo baseado em Redes Neuronais Artificiais dependem diretamente da metodologia aplicada na divisão do conjunto de dados global disponível. Para garantir a fiabilidade dos resultados e evitar problemas associados ao sobreajuste (*overfitting*), a matriz de dados pré-processados é formalmente dividida em três subconjuntos independentes e mutuamente exclusivos: o conjunto de treino, o conjunto de validação e o conjunto de teste. O subconjunto de treino engloba a maior percentagem das observações e destina-se exclusivamente ao cálculo dos gradientes e à atualização iterativa dos pesos sinápticos da rede. O subconjunto de validação é utilizado em paralelo durante a fase de aprendizagem para avaliar a capacidade de generalização do modelo em dados não utilizados no ajuste dos pesos, atuando como o indicador de controlo para a interrupção do processo. Por fim, o subconjunto de teste é reservado para a avaliação final e independente do modelo, permitindo quantificar o erro de previsão real face a um cenário completamente desconhecido pela rede.

O principal desafio durante o treino de uma rede Perceptrão Multicamada reside na determinação do momento exato em que a rede deve parar de ajustar os seus parâmetros. Como é possível verificar na Figura 25,ao longo das iterações, o valor da função de custo computado sobre o conjunto de treino decresce de forma contínua, enquanto a evolução da mesma função de custo no conjunto de validação manifesta um comportamento distinto. Inicialmente, ambos os erros diminuem de forma simultânea ; contudo, a partir de um determinado limiar computacional, o erro de validação tende a estabilizar e a iniciar uma trajetória ascendente, sinalizando que a rede começou a memorizar o ruído e as especificidades locais dos dados de treino em detrimento da tendência global do fenómeno.

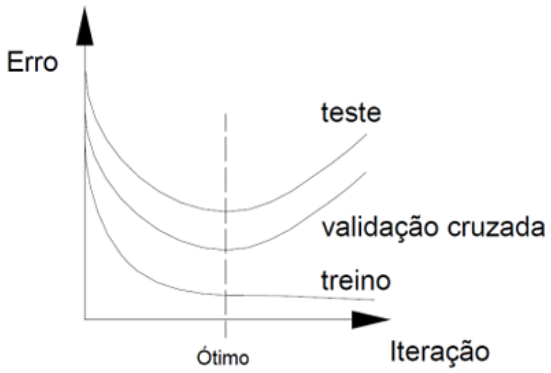


Figura 25 – Critério de paragem, adaptado de (Mata, 2007).

Para mitigar esta perda de capacidade de generalização, o controlo do processo e a definição da paragem ótima são limitados por critérios que interrompem as fases de cálculo iterativo. Esta suspensão do algoritmo ocorre quando se verifica o esgotamento do número máximo de iterações estabelecidas pelo utilizador, cujo limite é fixado empiricamente de modo a garantir a estabilização das curvas de aprendizagem e a evitar tempos de processamento excessivos; ou quando o erro quadrático médio alcança um limite de tolerância mínimo predefinido. Este limiar de tolerância pode traduzir-se num valor próximo de zero, estabelecido através de ensaios experimentais preliminares, que define o patamar a partir do qual as modificações introduzidas na matriz dos pesos sinápticos deixam de produzir reduções significativas na função de custo, garantindo que o algoritmo termine de forma estável e armazene a configuração estrutural que apresenta a maior eficácia e robustez preditiva para o problema em estudo.

A aplicação prática de arquiteturas MLP tem sido amplamente validada na modelação do comportamento estrutural de grandes obras de engenharia civil. No domínio da segurança de barragens, vários estudos comprovam a eficácia das Redes Neuronais Artificiais na previsão de deslocamentos em estruturas de betão, demonstrando uma elevada capacidade para simular as respostas complexas da obra face às ações não lineares das variáveis térmicas e hidrostáticas.

3.4 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

A quantificação do erro e a validação do potencial preditivo dos modelos interpretativos constituem etapas indispensáveis para aferir a qualidade das aproximações numéricas face aos registos observados em obra. Com o propósito de avaliar e comparar o desempenho de diferentes abordagens de modelação, estabelece-se um conjunto de métricas estatísticas amplamente utilizadas em estudos de monitorização estrutural.

Para esta avaliação de comportamento, utilizam-se o coeficiente de determinação (R^2) e o desvio padrão dos resíduos (σ_{res}) como indicadores de desempenho, permitindo quantificar com rigor quer a capacidade de acompanhamento das tendências, quer a dispersão global dos erros estimados.

3.4.1 Coeficiente de determinação

O coeficiente de determinação fornece uma medida adimensional da proporção da variabilidade dos dados reais que é explicada pelas variáveis exógenas consideradas. A formulação matemática do R^2 assume a seguinte expressão:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \tag{16}$$

em que n representa o número total de observações diárias, y_i corresponde ao deslocamento real medido pelo sensor no dia i, $\hat{y}_i$ define o valor simulado pelo respetivo modelo para esse mesmo dia, e $\bar{y}$ indica a média de todas as observações registadas.

O valor desta métrica oscila num intervalo teórico em que a unidade representa um ajuste ideal e perfeito do modelo, cenário no qual os resíduos seriam nulos e as trajetórias simuladas coincidiriam integralmente com as observações instrumentais. Inversamente, os valores próximos de zero indicam a incapacidade do modelo em mapear os padrões de comportamento da estrutura. Esta métrica assume um papel crítico na fase de comparação, uma vez que permite aferir de forma normalizada a qualidade global da correlação entre os valores registados e os gerados pelas diferentes abordagens de modelação.

3.4.2 Desvio padrão dos resíduos

O desvio padrão dos resíduos quantifica a dispersão e a variabilidade das componentes dos resíduos em torno da média dos desvios entre os valores previstos e os observados. A formulação matemática para o cálculo do σ_{res} assume a seguinte expressão:

$$\sigma_{res} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (e_i - \bar{e})^2} \tag{17}$$

em que e_i corresponde ao resíduo verificado na campanha i (diferença entre o valor medido e o valor simulado), e $\bar{e}$ define a média dos resíduos calculados (toma um valor próximo de zero).

No âmbito da monitorização de estruturas, esta componente estatística assume um papel importante para avaliar a qualidade e a adequabilidade do modelo. Os valores reduzidos de desvio padrão indicam que os resíduos se encontram concentrados em torno de zero, o que se traduz numa previsão do modelo próxima do valor observado.

3.5 METODOLOGIA PROPOSTA PARA A CONSTRUÇÃO DE MODELOS DE *MACHINE LEARNING* PARA A PREVISÃO DE DESLOCAMENTOS

A estratégia de modelação estabelecida neste estudo foi estruturada para permitir uma evolução incremental, partindo dos modelos estatísticos convencionais até modelos ou sequencia de modelos, inseridos no paradigma do *Machine Learning*, de maior complexidade.

O objetivo central reside na transição de modelos de regressão isolados aplicados "ponto a ponto" para uma abordagem de previsão global de deslocamentos, utilizando redes neuronais artificiais do tipo Perceptrão Multicamada para captar as interdependências entre as ações externas e as respostas da estrutura.

Neste contexto, foram desenvolvidos diversos modelos, representados sucintamente na Figura 26, que correspondem a uma evolução necessária no sentido da integração de variáveis e da complexidade da arquitetura. Estas abordagens foram concebidas para testar diferentes formas de representação da ação térmica e para avaliar o impacto da introdução de conhecimento prévio no refinamento das previsões de deslocamento estrutural.

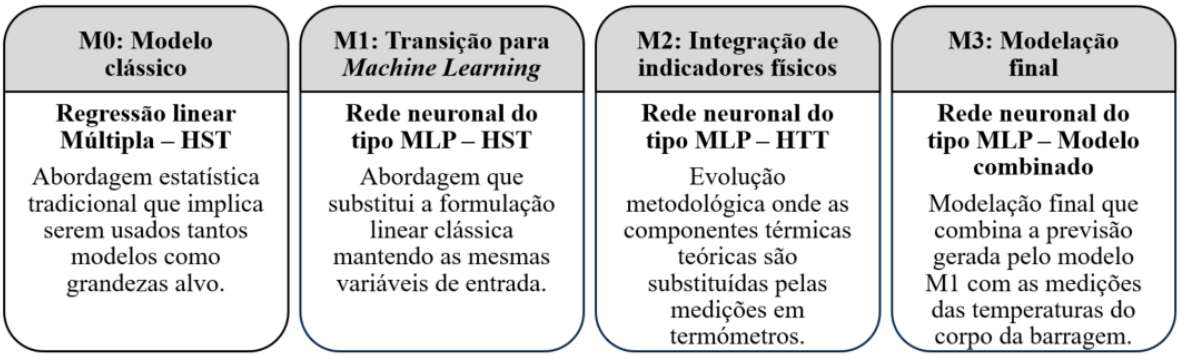


Figura 26 – Descrição geral da metodologia propostas.

3.5.1 Metodologia clássica baseada em regressão linear múltipla

O arranque da estratégia de modelação consistiu na aplicação da abordagem convencional utilizada na engenharia de barragens para a interpretação de dados de observação. Este modelo, designado como modelo de referência (M0), foi desenvolvido e executado no ambiente de computação estatística do software *RStudio*, sendo concebido estritamente para servir como um padrão de referência para aferir, de forma quantitativa, o valor acrescentado das metodologias baseadas na inteligência artificial.

A implementação deste modelo fundamenta-se na formulação HST. No script dedicado a este referencial, o modelo foca-se exclusivamente na resposta, decompondo o deslocamento numa soma linear de parcelas associadas respetivamente à pressão hidrostática e à variação térmica sazonal. A componente hidrostática foi modelada através da potência de quarta ordem do nível da albufeira (H^4), enquanto a componente sazonal (de origem térmica) foi representada por funções harmónicas, nomeadamente as funções seno e cosseno, com período anual, que atuam como simplificação da variação térmica anual.

É de destacar que, nos modelos adotados, não foram consideradas quaisquer variáveis associadas ao efeito do tempo. Ao excluir termos representativos de efeitos irreversíveis, tais como a fluência ou o envelhecimento, o modelo M0 assume-se como um referencial que descreve apenas o comportamento reversível instantâneo da barragem.

O modelo M0 apresenta uma abordagem "ponto a ponto", no sentido que, são necessários tantos modelos como grandezas alvo analisadas, deste modo, cada grandeza é analisada através de um modelo de regressão independente. No entanto, a sua implementação como ponto de partida é essencial para estabelecer um termo de comparação direta com as redes neuronais, permitindo evidenciar a capacidade destas últimas em lidar com a complexidade e a continuidade estrutural deste tipo de obras.

3.5.2 Implementação de redes neuronais sob a abordagem HST

O primeiro modelo de redes neuronais desenvolvido no paradigma do *Machine Learning* (designado por M1) estabelece uma ponte direta com a metodologia clássica, adotando exatamente o mesmo conjunto de variáveis de entrada da formulação HST, mas alterando a mecânica de processamento que transforma as variáveis de entrada para as variáveis de saída (Figura 27).

Para garantir que a comparação com o modelo de regressão linear fosse estritamente direta, a matriz das entradas foi limitada às mesmas entradas, representativas dos efeitos do nível e da temperatura, sem qualquer inclusão de variáveis associadas ao decurso do tempo. Assim, a camada de entrada deste modelo recebe apenas a potência de quarta ordem da altura de água na albufeira e as componentes harmónicas de período anual.

O grande avanço face ao referencial tradicional reside na transição de uma modelação univariada para uma arquitetura de previsão global e integrada (*multi-target*). Em vez de calibrar um modelo individual para cada sensor, o modelo M1 utiliza a capacidade do Perceptrão Multicamada para mapear, num único modelo e de forma simultânea, os deslocamentos radiais correspondentes a múltiplas grandezas alvo, representativas dos diferentes pontos de monitorização da estrutura. Ao centralizar a previsão numa única rede, o modelo passa a considerar implicitamente a continuidade estrutural e a correlação espacial entre os sensores.

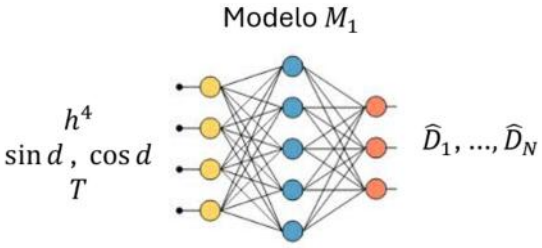


Figura 27 – Representação esquemática do modelo M1.

3.5.3 Estratégias de modelação sob a abordagem HTT

A etapa seguinte da estratégia de modelação marca a transição conceptual da formulação HST para a abordagem HTT. O objetivo fundamental desta evolução é substituir os indicadores térmicos implícitos (as componentes harmónicas de período anual) por medições, provenientes da rede de termómetros instalados no corpo de betão duma barragem (Figura 28). Para o efeito, seleciona-se um conjunto de termómetros específicos integrados ao longo da estrutura, que melhor representem o comportamento global e a distribuição das temperaturas medidas no corpo da mesma. Esta inclusão permite que a rede neuronal interprete a resposta estrutural com base nas temperaturas medidas no corpo da estrutura.

A utilização de registos reais de temperatura introduz um desafio metodológico, que diz respeito ao desfasamento temporal de observações entre os máximos das medições nos termómetros e das medições de deslocamentos efetuadas nos fios de prumo resultante da inércia térmica da estrutura.

Adicionalmente, em termos práticos de exploração de obras, é frequente que as medições das variáveis explicativas (como as temperaturas) sejam realizadas em dias diferentes daquelas que registam as grandezas alvo (como os deslocamentos). Esta realidade prática resulta da programação das campanhas de medição manual e é comum a várias obras.

Para ultrapassar esta situação, uma vez que os modelos de aprendizagem supervisionada necessitam, em simultâneo, da informação referente às entradas e às saídas, foram desenvolvidas duas estratégias distintas para o tratamento da informação térmica, originando duas variantes:

- Variante baseada em interpolação linear dos valores das temperaturas (Modelo M2.1): Nesta primeira abordagem, os valores de temperatura correspondentes às datas exatas das leituras de resposta estrutural são estimados através de uma interpolação linear local entre os registos cronológicos anterior e posterior mais próximos. Trata-se de uma solução direta que permite estimativas adequadas quando o intervalo temporal é pequeno;
- Variante baseada em regressão linear com funções harmónicas de período anual (Modelo M2.2): Nesta abordagem, os valores ausentes ou não coincidentes da série temporal das temperaturas de cada instrumento são estimados com base no modelo de regressão. Este procedimento funciona como um filtro de suavização matemática que remove irregularidades locais de leitura e capta a componente macro da onda térmica anual, gerando uma série contínua e regular.

Ambas as variantes mantêm a filosofia de previsão global e integrada (*multi-target*) estabelecida no modelo anterior, mapeando simultaneamente as 27 grandezas alvo a partir de uma matriz de entradas que combina a componente hidrostática com as variáveis térmica processadas pelas respetivas estratégias.

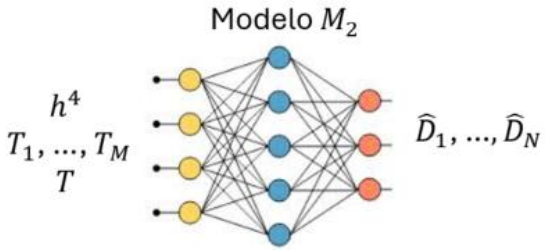


Figura 28 – Representação esquemática dos modelos M2.

3.5.4 Modelação baseada na integração de resultados

A etapa final deste estudo culmina no desenvolvimento do modelo designado como M3, que representa o nível mais elevado de sofisticação desta investigação. Esta abordagem fundamenta-se no conceito de aprendizagem por empilhamento (*stacking*), em que a arquitetura da rede é desenhada para integrar as previsões geradas por modelos anteriores como novas variáveis de entrada, criando um sistema de aprendizagem hierárquico (Figura 29).

Na prática, este modelo (Modelo 3) recebe como *inputs* não só as ações diretas, nomeadamente as cargas hidrostáticas e os registos térmicos observados, mas também as estimativas de deslocamentos previamente calculadas pelo modelo M1. Ao utilizar os resultados deste outro modelo integra-se o padrão da formulação HST com as vantagens da abordagem HTT. Deste modo, o modelo M3 consegue incorporar o padrão de comportamento "aprendido" para os vários deslocamentos com a abordagem HST e contempla também as variações de origem térmica de curto prazo através das leituras de temperatura, alcançando um desempenho superior na representação do comportamento estrutural global. Esta estratégia de integração permite reduzir a incerteza do modelo e aumentar a fidelidade na representação da resposta, especialmente em cenários de variações térmicas mais acentuadas ou extremas.

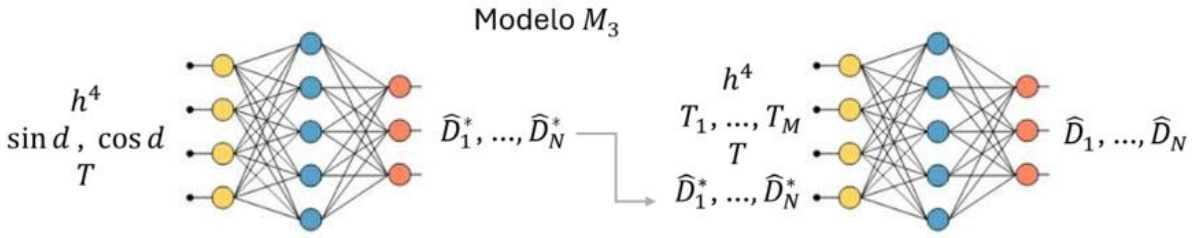


Figura 29 – Representação esquemática do modelo M3.

4
CASO DE ESTUDO E ANÁLISE DE RESULTADOS

4.1 INTRODUÇÃO

No presente capítulo apresentam-se os desenvolvimentos práticos e a validação experimental da aplicação de Redes Neuronais Artificiais no domínio do controlo de segurança de barragens de betão, mais propriamente do aproveitamento hidroelétrico do Baixo Sabor. O objetivo central consiste em demonstrar a aplicabilidade prática do Perceptrão Multicamada na aprendizagem do comportamento e na previsão global de grandezas cinemáticas estruturais, com especial ressalte no deslocamento radial, face às solicitações ambientais. Toda a componente de processamento estatístico, tratamento preliminar das séries temporais e execução modular dos algoritmos numéricos foi integralmente desenvolvida no ambiente *RStudio* (Posit Team, 2026), recorrendo às características computacionais da linguagem de programação R (R Core Team, 2025). A modelação e o treino das redes neuronais foram executados através do pacote *nnet* (Venables & Ripley, 2002).

A estratégia de modelação desenhada ao longo deste estudo foi estruturada de forma a permitir uma evolução incremental na complexidade das abordagens preditivas. O percurso metodológico inicia-se pela formulação clássica baseada em regressão linear múltipla, estabelecida apenas para servir como o modelo de referência, avançando progressivamente para a implementação de redes neuronais sob a abordagem HST e sob as estratégias de modelação da abordagem HTT, dividida entre duas variantes: uma de interpolação linear local e outra de regressão recorrendo à aproximação sinusoidal para compensar as falhas de medição dos termómetros.

O núcleo prático culmina na integração de resultados através de um modelo fundamentado no conceito de aprendizagem por empilhamento ou *stacking* (Wolpert, 1992). De forma a avaliar a robustez destas ferramentas de *Machine Learning*, apresenta-se, após a fase de preparação e tratamento da base de dados, uma comparação detalhada entre os resultados obtidos e as métricas de avaliação de desempenho definidas.

4.2 APRESENTAÇÃO DA BARRAGEM DO BAIXO SABOR

O aproveitamento hidroelétrico do Baixo Sabor localiza-se no troço final do rio Sabor, no distrito de Bragança. O curso de água, que tem a sua nascente na província espanhola de Zamora, desagua na margem direita do rio Douro, nas proximidades de Torre de Moncorvo. Este aproveitamento integra duas grandes barragens de betão implantadas, respetivamente, as barragens do Baixo Sabor e a barragem do Feiticeiro.

O escalão jusante é constituído pela barragem do Feiticeiro (Figura 30), uma barragem de betão de gravidade com uma altura máxima de $45\ \mathrm{m}$ e um desenvolvimento do coroamento de $315\ \mathrm{m}$.



Figura 30 – Barragem do Feiticeiro, adaptado de https://cnpgb.apambiente.pt/content/feiticeiro, visitado em 01/06/2026.

O seu descarregador de cheias central dispõe de quatro vãos equipados com comportas, dimensionados para uma capacidade máxima de vazão de $4 * 1250\ \mathrm{m^3/s}$, complementado por uma descarga de fundo com capacidade para $51{,}5\ \mathrm{m^3/s}$. A execução desta obra envolveu um volume total de betão de $170000\ \mathrm{m^3}$.

Na respetiva central hidroelétrica encontram-se instalas duas turbinas-bomba do tipo Francis de eixo vertical, sendo a albufeira associada caracterizada por uma capacidade total de 31 hm^3, um nível pleno de armazenamento (NPA) à cota 138 m e um caudal de cheia de projeto de 6400 m^3/s, estabelecido para um período de retorno de 5000 anos.

Por sua vez, o escalão montante é definido pela barragem do Baixo Sabor (Figura 31), uma barragem de betão de arco com dupla curvatura. Esta estrutura apresenta uma altura máxima de 123 m, um desenvolvimento do coroamento de 505 m e a cota inferior do corpo estrutural fixa em cerca de 113 m. A sua espessura teórica é variável, oscilando entre os 15,39 m na margem esquerda, os 15,73 m na margem direita e atingindo os 17 m na zona mais profunda do vale. O corpo da estrutura, cujo volume total de betão ascende a 670000 m^3, encontra-se dividido em 32 blocos individualizados por juntas de contração verticais. No centro de coroamento localiza-se o descarregador de cheias, composto por quatro vão dotados de comportas radiais que conferem uma capacidade de vazão total de 5000 m^3/s, ao passo que os órgãos de descarga de fundo asseguram uma capacidade de 220 m^3/s. O circuito hidráulico da central é equipado por duas turbinas Francis reversíveis. Do ponto de vista técnico e de exploração, a estrutura é percorrida por seis galerias de visita horizontais e uma galeria geral de drenagem em contacto direto com a fundação. Concluindo, a respetiva albufeira compreende uma área inundada de 3447 km^2, com uma capacidade útil de armazenamento de 630 hm^3 e um NPA situado à cota 234 m (Gomes et al., 2012; Moura et al., 2018).



Figura 31 – Barragem do Baixo Sabor, adaptado de https://edp.com/pt/acao-responsavel/baixo-sabor-habitat-de-substituicao-para-ictiofauna, visitado em 01/06/2026.

4.3 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DOS INSTRUMENTOS NA ESTRUTURA

O programa de observações implementado na barragem do Baixo Sabor foi estruturado de forma proporcional às características geométricas e à relevância da própria infraestrutura. Este sistema foi projetado em total conformidade com as diretrizes estipuladas no Regulamento de Segurança de Barragens (RSB, 2018).

O ecossistema de sensores distribui-se estrategicamente pelo corpo de betão e fundação da estrutura, organizando-se de acordo com as seguintes tipologias de monitorização:

- Deslocamentos: O campo de deformação e os movimentos horizontais da estrutura são acompanhados através de 27 bases de coordinómetros distribuídas verticalmente ao longo de 5 fios-de-prumo (Figura 32). Complementarmente, a rede integra 32 vértices associados a linhas poligonais instaladas no interior de três galerias de visita, complementados por 3 pontos de observação com antenas GNSS localizados no coroamento, alinhados com as prumadas dos fios-de-prumo centrais. No que diz respeito aos deslocamentos verticais, estes são aferidos em vértices integrados em 3 linhas de nivelamento geométrico de alta precisão, localizadas no coroamento (25 pontos), nas galerias de visita (69 pontos) e no troço horizontal da galeria de drenagem (6 pontos). Adicionalmente, o comportamento cinemático na interface entre o betão e a fundação é monitorizado por 16 extensómetros de varas na galeria de drenagem;
- Movimentos de juntas e deformação interna: Os movimentos relativos nas juntas de contração são acompanhados por medidores de resistência elétrica em 152 pontos, aos quais, se associam bases tridimensionais distribuídas por quatro galerias de visita e pela galeria de drenagem, perfazendo mais 103 pontos de amostragem. Os estados de tensão e de deformação interna do corpo da barragem são monitorizados por grupos de extensómetros de resistência tipo *Carlson* (incluindo extensómetro corretor), distribuídos por 17 secções radiais com configuração unidirecional, bidirecional e tridimensional (8, 26 e 6 conjuntos respetivamente). Próximo a estes grupos, encontram-se ainda instalados 10 medidores de tensão dispostos em 5 secções radiais;
- Variáveis térmicas: O mapeamento térmico do betão conta com 52 termómetros de resistência elétrica dedicados, estando 26 deles próximos dos paramentos de montante e jusante para captar os gradientes térmicos superficiais (Figura 33). Todavia, a capacidade de leitura térmica estende-se diretamente aos sensores de medição de juntas, tensões e extensões, totalizando 480 sensores elétricos capazes de registar a temperatura da estrutura;
- Caudais drenados e infiltrados: O fluxo de percolação e as infiltrações através das fundações são controladas por um dispositivo que integra 216 drenos (mantendo em média cinco drenos por bloco) e 18 bicas totalizadoras para a quantificação dos caudais;
- Subpressões: O controlo das pressões intersticiais e da subpressão na fundação é efetuado através de uma rede piezométrica composta por 41 piezómetros;

- Propriedade dos materiais: A caracterização *in situ* das propriedades reológicas do betão, que é assegurada por 3 conjuntos de células de fluência embebidos na estrutura;
- Comportamento dinâmico: A barragem dispõe de um sistema de monitorização dinâmica constituído por 20 acelerómetros uniaxiais que se encontram dispostos segundo a direção radial nas galerias superiores da barragem. A totalidade destes dispositivos está interligada através de uma rede de fibra ótica, sendo que a precisão temporal e a sincronização simultânea dos registos são garantidas por antenas GPS acopladas a cada um dos módulos de digitalização.

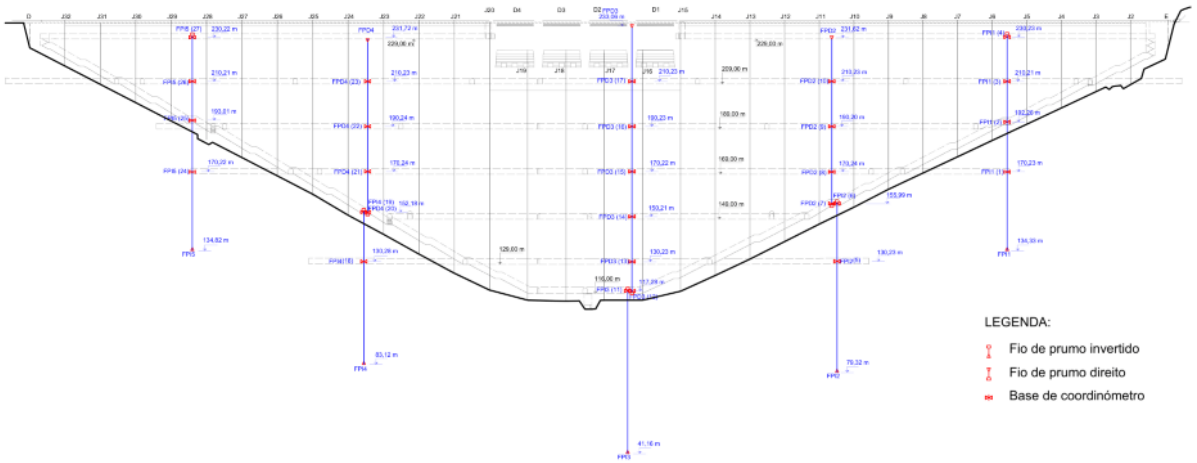


Figura 32 – Posicionamento do sistema de medição de deslocamentos da barragem.

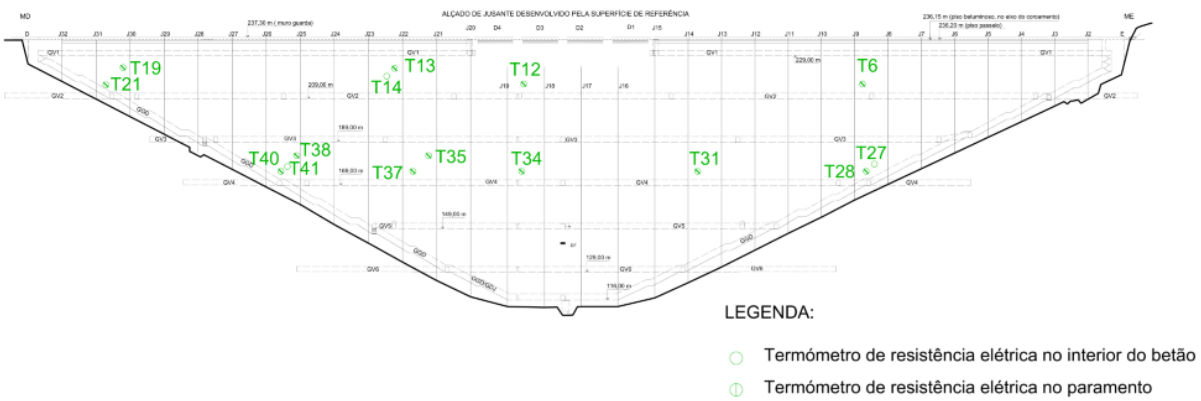


Figura 33 – Posicionamento do sistema de termómetros utilizado ao longo do corpo da barragem.

Para o desenvolvimento e validação do presente estudo preditivo, e tendo em conta o foco na modelação global de deslocamentos horizontais através de técnicas de *Machine Learning*, procedeu-se à seleção de um subconjunto estratégico de dados instrumentais. Foram utilizados, para caracterizar a grandeza alvo, as medições provenientes das 27 bases de coordinómetros instaladas nos 5 fios de prumo, adicionalmente, a pressão hidrostática foi integrada através dos dados contínuos do nível da albufeira, e para a caracterização da ação térmica selecionaram-se 15 termómetros de resistência elétrica, cuja escolha se fundamentou nos instrumentos que traduzem uma boa representatividade do campo térmico do corpo da barragem.

Na Tabela 2 está descrito sucintamente o sistema de monitorização da barragem do Baixo Sabor.

Tabela 2 - Sistema de monitorização da barragem do Baixo Sabor, adaptado de (Moura et al., 2018)

Grandezas	Instrumentos de medição	Quantidade de instrumentos
Ações ambientais	Estação metereológica	1
	Sensor de temperatura do ar	1
	Sensor de humidade do ar	1
	Sensor de radiação solar	1
	Medidor de pluviosidade	1
Nível da água	Escala limnimétrica (montante)	1
	Escala limnimétrica (jusante)	1
Pressão no betão	Células de pressão	6
Subpressões	Piezómetros	41
Deslocamentos	Bases de coordinómetros nos fios de prumo	27
	Pontos de observação no coroamento com GNSS	3
	Rede de nivelamento no coroamento	1

Deslocamentos	Redes de nivelamento nas galerias de visita	4
	Linhas poligonais nas galerias de visita	3
	Extensómetros de varas	16
	Medidores de movimentos de juntas de resistência elétrica	152
	Base tridimensionais	103
Drenagem	Drenos	216
	Bicas totalizadoras	18
Temperatura no betão	Termómetros de resistência elétrica	52
Tensões e extensões	Extensómetros de resistência elétrica	262
	Tensómetros de resistência elétrica	10
Acelerações	Acelerómetros	20

Na Figura 34 está representado um gráfico onde estão representados os valores observados pelo sistema de monitorização para o nível da albufeira.

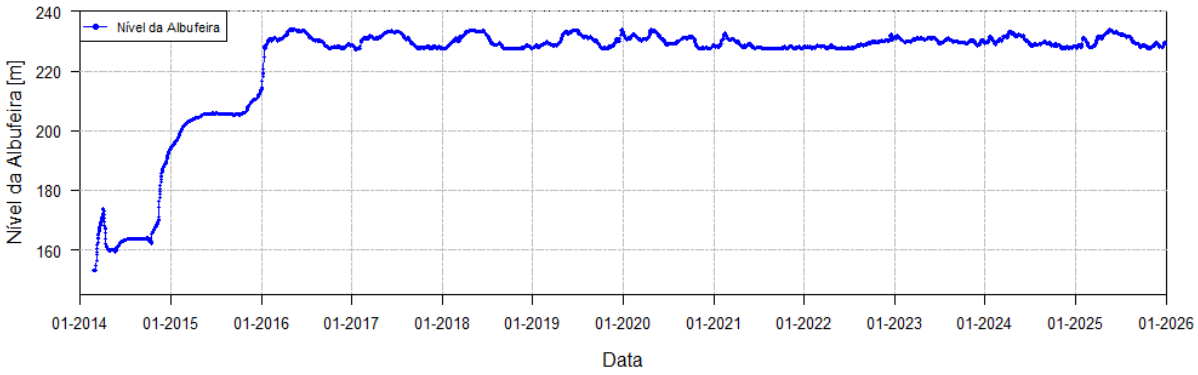


Figura 34 – Registos do nível da albufeira para a série temporal considerada.

4.4 IMPLEMENTAÇÃO DA ESTRATÉGIA DE MODELAÇÃO PROPOSTA

A qualidade, a consistência e a integridade da informação constitui pressupostos críticos para garantir a estabilidade do processo de convergência numérica e a fiabilidade preditiva de algoritmos fundamentados no paradigma do *Machine Learning.* Neste contexto, e após a definição conceptual das metodologias estruturadas no capítulo anterior, esta secção detalha a estratégia de implementação prática dos modelos preditivos face à realidade instrumental da barragem do Baixo Sabor. O plano de modelação foi desenhado para executar e avaliar, de forma comparativa, a capacidade preditiva dos modelos desenvolvidos. Para o efeito o fluxo computacional processa as matrizes de dados provenientes dos instrumentos referidos anteriormente, servindo de base para estruturar, calibrar e ajustar os diferentes modelos às condições observadas na exploração da infraestrutura.

4.4.1 Recolha e compilação de dados

O processo inicial e a estruturação das variáveis foram executados de forma sequencial no ambiente computacional, visando a consolidação de uma matriz de dados coesa e consistente. Este procedimento operacional estruturou-se em duas etapas:

- Sincronização de dados: Procedeu-se ao acoplamento das séries temporais independentes, fundindo as variáveis exógenas com as respetivas grandezas alvo de resposta estrutural numa matriz agregada;
- Tratamento de dados "vazios": Para corrigir descontinuidades pontuais ou períodos de manutenção no sistema de observações, aplicou-se um método de eliminação completa por vetor de linha. Este procedimento descarta sistematicamente qualquer registo diário que apresente lacunas de amostragem em alguma das colunas, garantindo que o treino dos modelos assente exclusivamente em padrões observados integralmente preenchidos e livres de distorções matemáticas durante a fase de aprendizagem.

4.4.2 Estratégia de partição de dados para o processo de aprendizagem da RN

Para os modelos desenvolvidos sob o paradigma da inteligência artificial, a avaliação da capacidade de generalização das redes neuronais exige a divisão da base de dados unificada em três subconjuntos mutuamente exclusivos, nomeadamente os grupos de treino, validação e teste. Ao contrário das abordagens de modelação preditiva convencional, que frequentemente recorrem a janelas cronológicas contínuas baseadas em datas fixas do histórico, neste trabalho adotou-se uma estratégia de partição aleatória por amostragem.

Esta separação foi operacionalizada através de uma escolha aleatória de dados aplicada ao horizonte amostral global, distribuindo de forma síncrona as observações de todos os sensores de acordo com as seguintes proporções fixas:

$$P(1) = 80\%; P(2) = 15\%; P(3) = 5\% \quad (18)$$

A distribuição final dos dados estruturou-se de forma síncrona para todos os sensores através dos seguintes subconjuntos de dados:

- Conjunto de treino: correspondente a 80% das observações, destina-se ao ajuste iterativo dos pesos sinápticos do Perceptrão Multicamada, permitindo ao algoritmo mapear os padrões do comportamento observado da estrutura;
- Conjunto de validação: correspondente a 15% das observações, é utilizado como o critério de decisão e mérito pelo motor de cálculo centralizado. Durante o processo de *grid search*, o menor erro quadrático médio (MSE) obtido nesta amostra determina qual das 30 arquiteturas testadas é selecionada como o modelo de melhor desempenho, atuando simultaneamente como uma barreira matemática que evita o fenómeno de sobreajuste (*overfitting*) e permite uma boa capacidade de generalização;
- Conjunto de teste: corresponde a 5% das observações, este conjunto é mantido em independência operacional durante as fases de otimização, funcionando como um validador independente para aferir o desempenho do sistema perante cenários operacionais não integrados no ajuste dos pesos.

A adoção desta metodologia aleatória garante que os três subconjuntos partilhem de forma homogénea as mesmas características estatísticas e regimes operativos da infraestrutura, prevenindo enviesamentos decorrentes de sazonalidades ou tendências cronológicas isoladas.

4.4.3 Fluxo de execução modular para o desenvolvimento dos modelos de RN

A introdução das redes neuronais artificiais foi estruturada através de uma arquitetura computacional modular, desenvolvida para garantir a eficiência, a escalabilidade e reprodutibilidade para todas as grandezas em análise. Esta organização, que pode ser descrita como um fluxo de execução centralizado, que divide o processo de modelação em três fases distintas e interdependentes, interligadas por blocos funcionais, Figura 35.

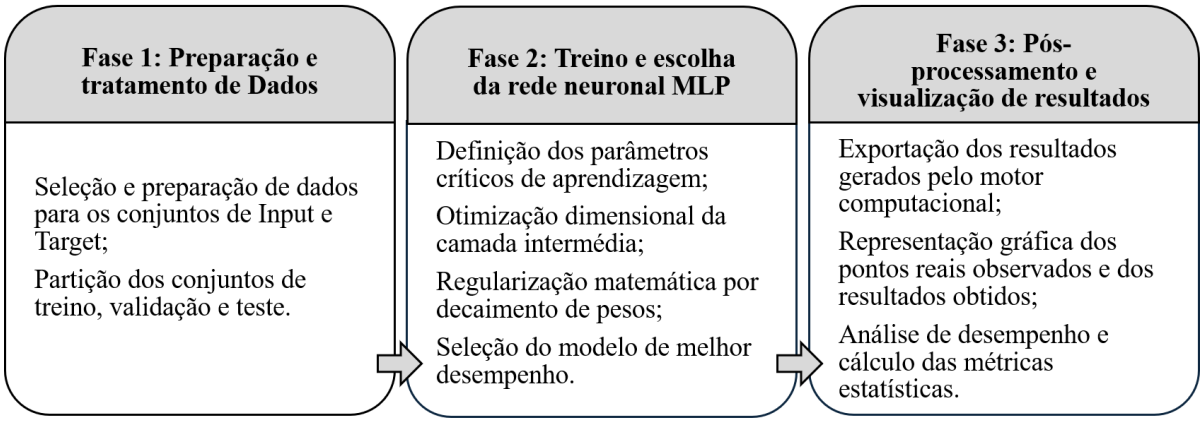


Figura 35 – Descrição do fluxo de execução modular.

A primeira fase consiste na preparação e tratamento de dados, sendo realizada a nível do sistema de processamento com a seleção de variáveis para a definição dos conjuntos de *Input* e *Target*, a preparação dos dados e a partição dos conjuntos de treino, validação e teste.

A segunda fase contém a lógica de treino comum a todas as redes neuronais. Nesta fase são definidos os seguintes parâmetros críticos para a aprendizagem:

- Otimização do número de neurónios na camada intermédia: é imposto um processo iterativo de procura exaustiva que testa uma variação dimensional entre 5 e 10 neurónios na camada intermédia. De forma a mitigar o risco de convergência do algoritmo para mínimos locais devido à natureza estocástica do treino, realizam-se 5 inicializações aleatórias e independentes para cada número de neurónios, totalizando 30 redes avaliadas por execução;
- Regularização: adota-se um parâmetro adimensional de decaimento de pesos (*weight decay*) fixado em $5 * 10^{-4}$, sendo este valor comummente adotado como padrão de referência, conforme é explicado por Krizhevsky et al. (2012). Na prática, a sua utilização funciona através da adição de um termo de penalização à função de custo do algoritmo, que força os pesos sinápticos a decair de forma proporcional à sua magnitude em cada iteração do treino. Esta técnica atua penalizando os valores excessivamente elevados nos pesos sinápticos, controlando a variância do modelo e prevenindo o fenómeno de *overfitting*. Garante-se deste modo que o modelo capte apenas as tendências globais e estáveis da estrutura e mantenha uma elevada capacidade de previsão para novos dados;
- Seleção do modelo final (melhor combinação de arquitetura da rede e pesos): é selecionada automaticamente a melhor rede baseada na métrica predefinida correspondente ao menor erro quadrático médio obtido no conjunto de validação.

Finalmente, a terceira fase do fluxo é dedicada ao pós-processamento e visualização, onde os resultados gerados pelo motor são exportados para ficheiros de dados e processados por um modulo de representação visual, onde são representados graficamente os pontos representativos dos resultados observados e dos resultados obtidos pelo modelo. Esta abordagem de implementação modular, permite que novos modelos ou combinações de variáveis sejam desenvolvidos e testados de forma ágil e prática, garantindo que toda esta sequência de operações funcione de forma síncrona e rigorosa.

4.5 ANÁLISE E COMPARAÇÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS

Nesta secção apresenta-se e discute-se o desempenho preditivo das diferentes abordagens desenvolvidas para a barragem do Baixo Sabor. A estratégia de exposição foi estruturada de forma incremental, no sentido que, inicialmente, analisam-se de forma individualizada as especificidades e resultados dos modelos desenvolvidos. Posteriomente, realiza-se uma discussão comparativa global e integrada, fundamentada em métricas estatísticas e na interpretação física dos desvios observados ao longo da estrutura.

4.5.1 Modelo M0

O modelo M0 representa o referencial clássico e convencional utilizado na engenharia de barragens para a análise do comportamento estrutural, assentando na abordagem HST. O seu princípio de modelação baseia-se na decomposição dos deslocamentos horizontais através de regressões lineares múltiplas, onde os efeitos da pressão hidrostática são aproximados por funções polinomiais do nível da albufeira e os efeitos térmicos são estimados, de forma indireta e simplificada, por funções sinusoidais de periodicidade anual baseadas no dia do ano.

Na Figura 36 apresenta-se o confronto entre as séries temporais dos valores reais observados pela instrumentação da barragem e as estimativas geradas por esta abordagem linear. A análise visual do gráfico permite avaliar a capacidade do modelo clássico em acompanhar as tendências macroscópicas de oscilação da infraestrutura, servindo de base comparativa indispensável para quantificar os ganhos de precisão introduzidos posteriormente pelas arquiteturas de inteligência artificial.

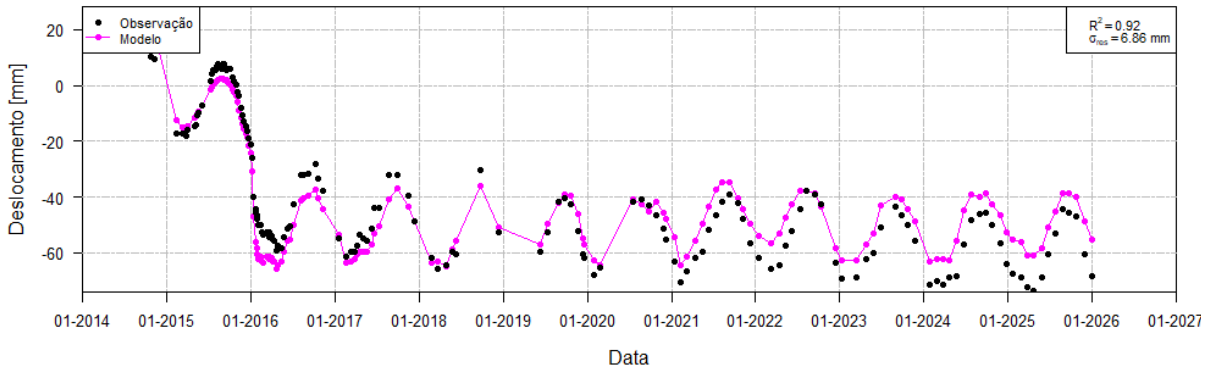


Figura 36 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M0.

4.5.2 Modelo M1

O modelo introduz a transição do referencial estatístico clássico para o paradigma da inteligência artificial, utilizando uma arquitetura de rede neuronal artificial do tipo MLP. O seu princípio de modelação mantém as variáveis de entrada utilizadas na formulação convencional HST, nomeadamente a pressão hidrostática obtida pelo nível da albufeira e as componentes sinusoidais associadas ao tempo, mas substitui as regressões lineares múltiplas pelo motor de cálculo da rede neuronal. Esta configuração permite isolar o impacto metodológico do algoritmo, demonstrando a capacidade autónoma da rede em mapear as interações complexas entre as ações externas e a resposta da infraestrutura sem alterar a natureza dos dados de entrada.

Na Figura 37 apresenta-se a série temporal que confronta os valores observados pelos sensores da barragem com as previsões geradas por esta primeira abordagem neuronal.

A análise do gráfico evidencia a flexibilidade do modelo em ajustar-se com maior precisão aos pontos de inflexão e aos picos de deslocamento horizontal, reduzindo os desvios sistemáticos identificados no referencial linear precedente.

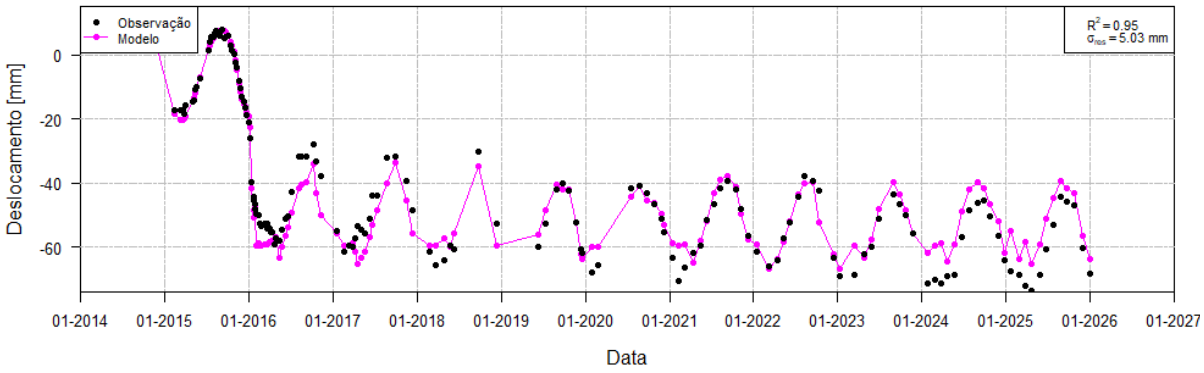


Figura 37 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M1.

4.5.3 Modelo M2

O modelo M2 representa uma evolução metodológica significativa ao abandonar a aproximação térmica indireta baseada em funções sinusoidais teóricas e adotar uma abordagem puramente física, do tipo HTT. O seu princípio de modelação assenta na integração, no vetor de entrada da rede neuronal, dos valores reais observados através dos 15 termómetros selecionados no corpo de betão da barragem.

Contudo, uma vez que as campanhas de leitura dos termómetros eram realizadas em dias desfasados do registo dos deslocamentos radiais, a matriz de dados preliminar exibia lacunas temporais significativas nas variáveis térmicas. Para viabilizar o treino do algoritmo sem descartar o histórico de deslocamentos, testaram-se duas abordagens distintas para o preenchimento destes valores "vazios", originando as variantes analisadas de seguida.

A primeira variante adota uma abordagem de correção local, onde o preenchimento das lacunas amostrais das séries térmicas foi executado através de uma interpolação linear entre os dois registos reais mais próximos disponibilizados cronologicamente.

Na Figura 38 apresenta-se o confronto entre as séries temporais dos valores reais medidos pela instrumentação e as estimativas geradas pelo modelo M2.1, permitindo avaliar a eficácia deste método de transição geométrica contínua na previsão do comportamento resultante do efeito da temperatura no corpo da barragem.

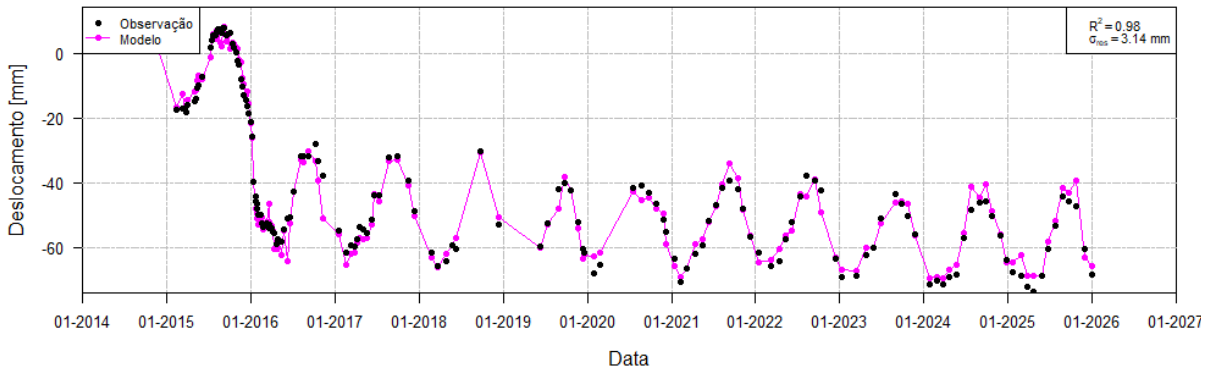


Figura 38 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M2.1.

A segunda variante (M2.2), por sua vez, aplica um método de correção global fundamentado no comportamento cíclico da temperatura, recorrendo a uma aproximação harmónica sinusoidal para modelar e preencher os valores em falta no horizonte amostral dos termómetros. Na Figura 39 exibe-se a série temporal correspondente a este modelo, cuja análise gráfica permite verificar o impacto de uma reconstituição térmica baseada na periodicidade sazonal sobre a precisão final das curvas preditivas de deslocamento.

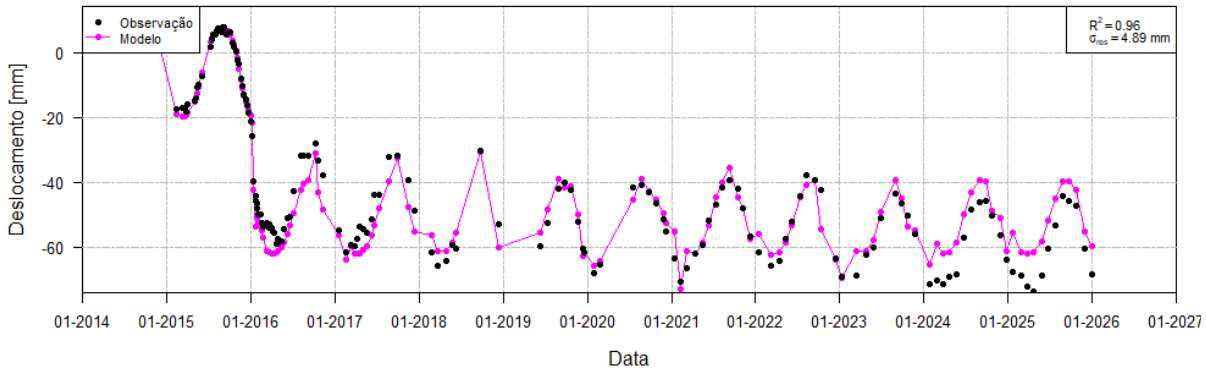


Figura 39 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M2.2.

A título ilustrativo apresentam-se na Figura 40 e na Figura 41 as evoluções das temperaturas dos termómetros T12 e T34, utilizados nos modelos M2.1 e M2.2.

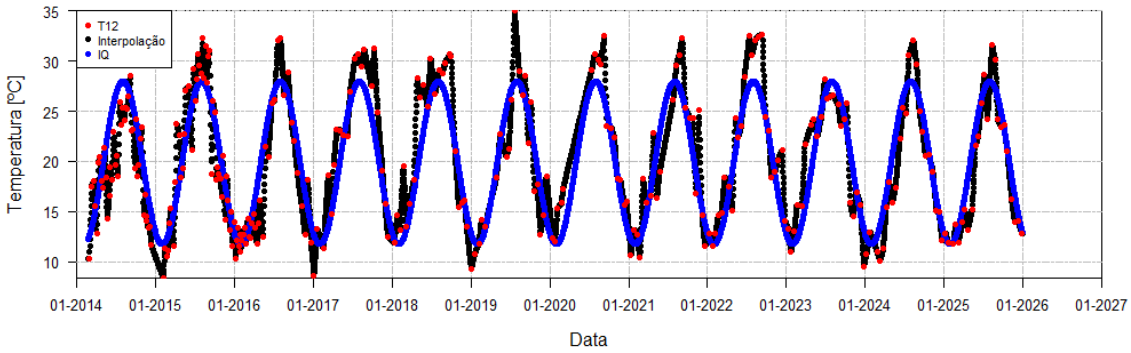


Figura 40 – Representação gráfica das medições observadas, e das aproximações (linear e harmónica) consideradas do termómetro T12.

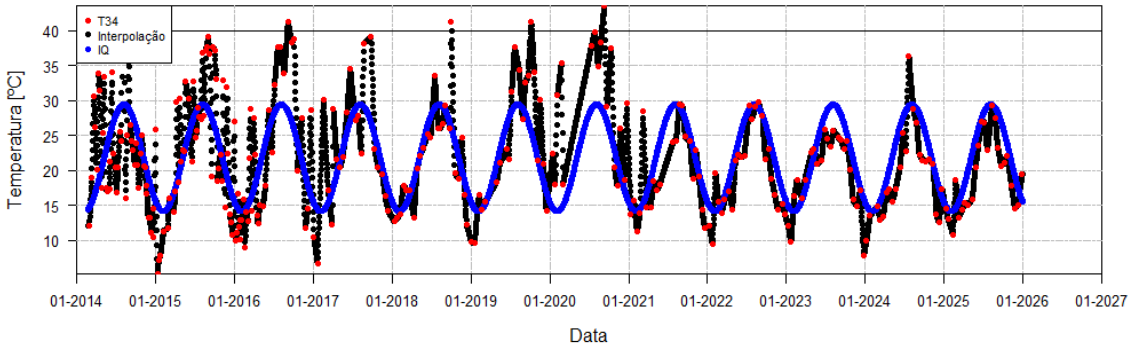


Figura 41 – Representação gráfica das medições observadas, e das aproximações (linear e harmónica) consideradas do termómetro T34.

4.5.4 Modelo M3

O modelo híbrido por empilhamento (M3) constitui a abordagem metodológica de maior complexidade estrutural desenvolvida neste trabalho. O princípio de modelação deste algoritmo assenta numa arquitetura de *stacking*, que processa as ações exógenas diretas — combinando o nível da albufeira com os valores observados através dos termómetros — em conjunto com as estimativas intermédias de deslocamento calculadas na fase anterior pelo modelo M1.

Esta configuração visa capacitar a rede neuronal para refinar as previsões e corrigir desvios residuais, reaproveitando os padrões de comportamento já mapeados pelos modelos precedentes.

Na Figura 42 apresenta-se o confronto entre as séries temporais dos valores observados pela instrumentação da barragem e as estimativas geradas pelo modelo . A análise visual do gráfico revela um elevado nível de aderência e uma suavização eficaz das curvas preditivas, demonstrando a capacidade desta arquitetura em reproduzir fielmente os deslocamentos horizontais da estrutura e em mitigar o impacto de eventuais ruídos instrumentais. Refere-se apenas que em dezembro de 2020 uma previsão mais afastada do valor observado, tal poderá dever-se ao modelo M3 ter dado um peso maior a um termómetro com valores acima do expectável para essa época na previsão dos deslocamentos no FP3.233.0m.

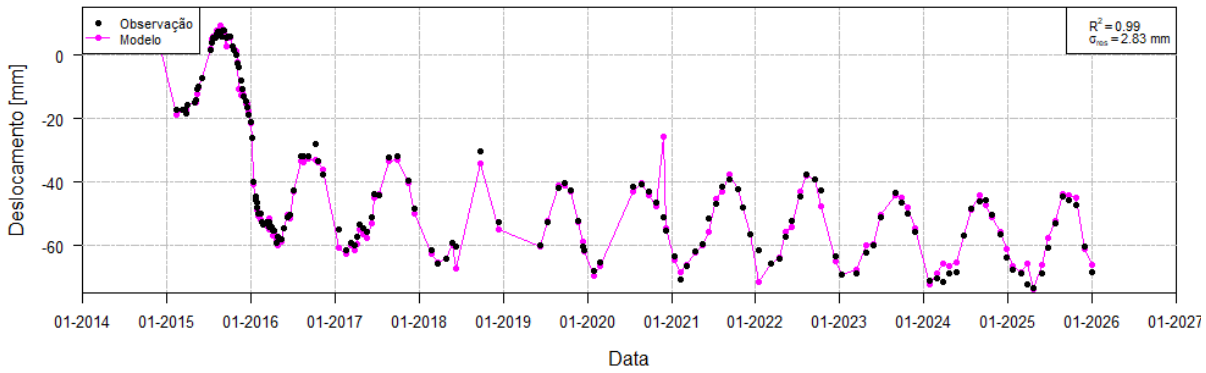


Figura 42 – Evolução dos deslocamentos radiais observados na base FP3.233.0m e valores previstos com o modelo M3.

4.5.5 Comparação dos resultados

A avaliação do desempenho dos modelos apresentados com base nos indicadores de desempenho R^2 e σ_{res} assenta num procedimento de análise comparativa que cruza a componente analítica, sintetizada através dos indicadores estatísticos, com a validação visual obtida pelas series temporais. Fez-se também uma apreciação da capacidade preditiva dos modelos tendo em conta a localização das bases dos fios de prumo, estruturando a discussão dos resultados através de uma segmentação espacial do corpo da barragem.

Para o efeito, adota-se a cota correspondente a 210 metros como fronteira para a apresentação de resultados.

Adotaram-se dois grupos: um grupo que contém os valores observados em bases de coordinómetros localizados acima da cota 210 m (10 no total) e em outro grupo os que estão abaixo da cota 210 m (17 no total), sendo que este grupo apresenta menores variações para os deslocamentos dado se encontrarem mais perto da fundação.

A avaliação quantitativa do desempenho dos modelos preditivos na zona superior da barragem inicia-se pela análise detalhada da Tabela 3, a qual compila os indicadores estatísticos calculados para os 10 pontos de observação instalados acima da cota 210 metros.

Tabela 3 – Valores dos indicadores de desempenho dos modelos para as previsões de grandezas localizadas acima da cota 210 metros.

Sensores	R^2					σ_{res} (mm)				
	M0	M1	M2.1	M2.2	M3	M0	M1	M2.1	M2.2	M3
FP1.210.2m	0,92	0,94	0,91	0,95	0,93	0,69	0,57	0,71	0,54	0,61
FP1.230.2m	0,91	0,94	0,90	0,93	0,95	1,62	1,34	1,74	1,48	1,20
FP2.231.6m	0,92	0,96	0,97	0,96	0,98	3,96	2,82	2,58	2,76	1,76
FP2.210.2m	0,91	0,96	0,97	0,96	0,98	2,75	1,93	1,52	1,84	1,23
FP3.233.0m	0,92	0,96	0,98	0,96	0,99	6,86	5,03	3,14	4,89	2,83
FP3.210.2m	0,94	0,97	0,98	0,97	0,99	4,22	2,95	2,27	2,89	1,95
FP4.231.7m	0,91	0,96	0,98	0,96	0,99	5,75	3,60	2,35	3,55	2,04
FP4.210.2m	0,89	0,96	0,97	0,96	0,99	4,64	2,81	2,30	2,85	1,60
FP5.210.2m	0,93	0,96	0,96	0,97	0,97	1,39	1,00	0,99	0,96	0,94
FP5.230.2m	0,93	0,96	0,97	0,96	0,97	2,30	1,7	1,39	1,68	1,39

A análise individualizada foi iniciada com o modelo M0, o qual estabelece a base de comparação linear através do método clássico de regressão.

Observando os indicadores obtidos na zona do coroamento, ilustrado de forma clara nos resultados tabelados do sensor FP3.233.0m, verifica-se que o modelo M0 apresenta o modelo mais modesto, registando um coeficiente de determinação de 0,92 e um desvio padrão dos resíduos de 6,86 mm.

A leitura dos dados tabelados revela elações relativas à incorporação direta das variáveis de temperatura pela metodologia HTT face à modelação HST tradicional. No geral, verifica-se um melhor desempenho nos modelos assentes na abordagem HTT, com os modelos M2.1 e M2.2 a superarem o desempenho do modelo M1, respetivamente, em 14 e 17 dos 27 sensores analisados (Tabela 3 e Tabela 4). Esta tendência de comportamento acentua quando os deslocamentos são maiores, constatando-se que 8 em 10 dos pontos observados o desempenho dos modelos M2.1 e M2.2 superam o modelo M1.

Nas Figura 43 e Figura 44 é possível constatar a representação gráfica da dispersão das previsões face aos deslocamentos observados para o ponto mais alto da estrutura, nomeadamente na base FP3.233.0m. Nestes gráficos está demonstrado um exemplo de um ponto localizado acima da cota 210 m, onde ambos os modelos assentes na abordagem HTT foram superiores ao de abordagem HST.

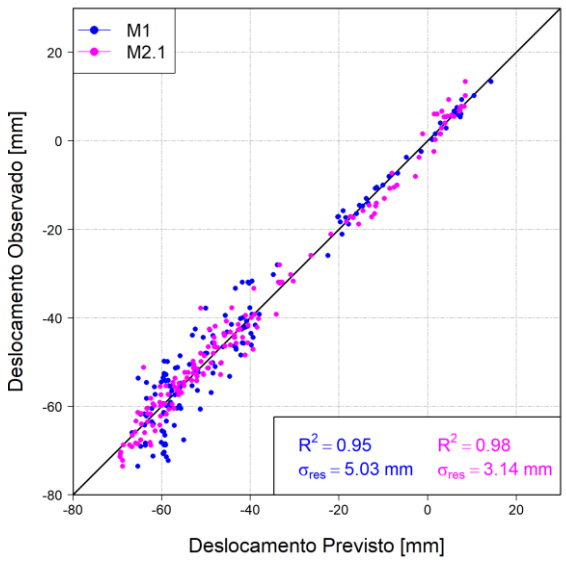


Figura 43 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M1 e M2.1 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.

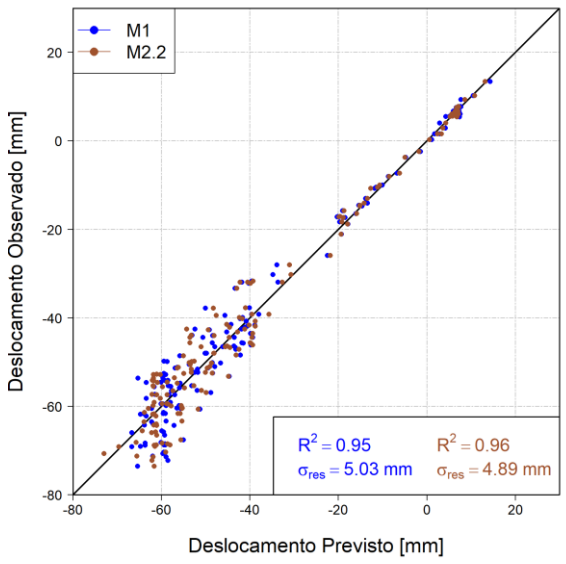


Figura 44 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M1 e M2.2 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.

Não obstante o domínio global da abordagem HTT, o cruzamento dos dados expões uma nuance matemática relevante no que respeita à forma de tratamento do preenchimento dos dados omissos nas séries térmicas utilizadas. Avaliando o comportamento geral dos 27 sensores, verifica-se qua a abordagem de preenchimento harmónico utilizada no modelo M2.2, aparenta manifestar um desempenho superior, superando o desempenho obtido com o preenchimento linear do modelo M2.1 em 15 dos 27 pontos de monitorização.

No entanto, a proporção não é suficientemente expressiva para se poder afirmar de forma assertiva qual a melhor estratégia para o preenchimento dos "valores em falta" nas medições da temperatura do corpo da barragem

Contudo, esta tendência inverte-se de forma pontual no último quartil superior da barragem. Nos pontos mais altos, observa-se que o modelo M2.1, superioriza-se ao modelo M2.2 em 7 de 10 sensores. Este facto poderá ser consequência de a barragem apresentar, para as cotas superiores, uma maior variação na resposta perante ações de origem térmica. Um exemplo desta superioridade do modelo M2.1, diz respeito ao sensor localizado na cota 233,0m. Os resultados obtidos para este instrumentos estão representada na Figura 45.

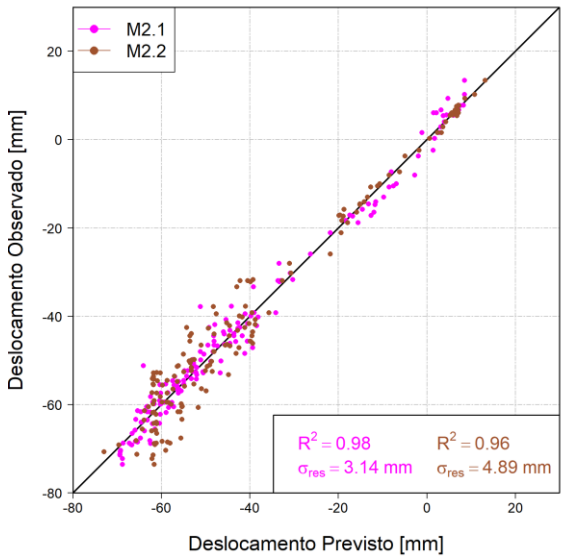


Figura 45 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M2.1 e M2.2 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.

Por sua vez, o modelo M3 é o que apresenta melhor desempenho na previsão de deslocamentos nos pontos localizados a cotas superiores.

Avaliando os indicadores para a zona superior, comprova-se a robustez deste modelo, superando os modelos M0 e M2.1 na totalidade dos 10 sensores, registando simultaneamente um desempenho superior aos modelos M1 e M2.2 em 9 dos 10 sensores que constituem o bloco (Figura 46 e Figura 47).

No universo global dos 27 sensores analisados, o modelo M3 superioriza-se ao modelo M0, M1, M2.1 e ao M2.2 em respetivamente, 25, 21, 26 e 22 dos 27 instrumentos. Ao atuar como um algoritmo de combinação que funde e pondera as estimativas geradas pelas redes anteriores, o modelo manifesta a capacidade de obtenção de valores mais elevados de coeficiente de determinação e na mitigação do desvio padrão.

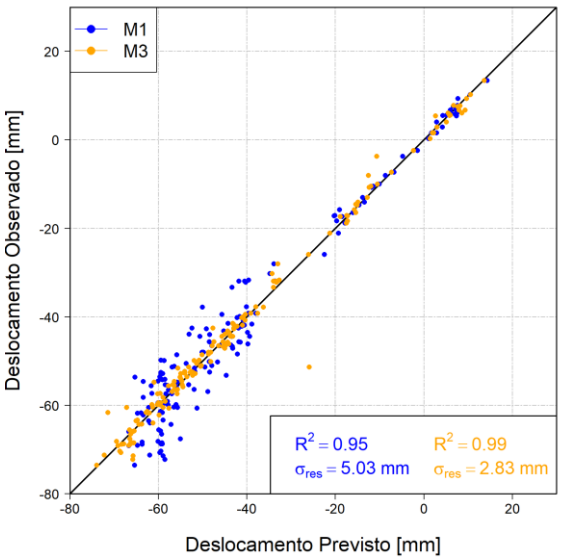


Figura 46 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M1 e M3 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.

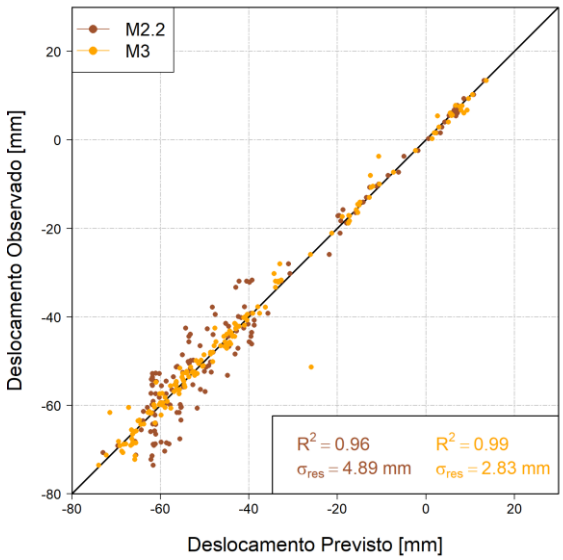


Figura 47 – Gráfico de dispersão dos resultados previstos dos modelos M2.2 e M3 em função dos deslocamentos observados para a base FP3.233.0m.

Para as observações em pontos a cotas inferiores, Tabela 4, os indicadores de desempenho ilustram a diminuição na capacidade de previsão. Um dos motivos poderá estar relacionado com o facto de as amplitudes das variações de deslocamentos serem menores (por se encontrarem em locais mais próximos da fundação e porque as variações de origem térmica são também menores), pelo que o peso relativo das incertezas e dos erros de medição são superiores.

Tabela 4 – Valores dos indicadores de desempenho dos métodos para as previsões de grandezas localizadas abaixo da cota 210 metros.

Sensores	R^2					σ_{res} (mm)				
	M0	M1	M2.1	M2.2	M3	M0	M1	M2.1	M2.2	M3
FP1.170.2m	0,17	0,25	0,27	0,35	0,40	0,55	0,52	0,51	0,48	0,46
FP1.192.2m	0,87	0,91	0,89	0,92	0,89	0,25	0,20	0,23	0,20	0,23
FP2.130.2m	0,11	0,14	0,05	0,12	0,12	0,42	0,41	0,43	0,41	0,41
FP2.155.9m	0,60	0,65	0,65	0,65	0,69	0,62	0,58	0,58	0,58	0,55
FP2.170.2m	0,80	0,81	0,79	0,82	0,82	0,98	0,94	0,99	0,93	0,91
FP2.190.1m	0,88	0,93	0,96	0,94	0,97	1,82	1,33	1,10	1,31	0,92
FP3.117.2m	0,92	0,93	0,88	0,92	0,92	0,39	0,38	0,48	0,41	0,39
FP3.130.2m	0,93	0,94	0,88	0,93	0,92	0,73	0,68	0,96	0,70	0,76
FP3.150.2m	0,92	0,95	0,94	0,95	0,97	1,56	1,21	1,38	1,20	1,02
FP3.170.2m	0,93	0,96	0,96	0,96	0,98	2,29	1,70	1,79	1,68	1,31
FP3.190.2m	0,93	0,97	0,98	0,97	0,99	3,31	2,33	1,93	2,29	1,48
FP4.130.2m	0,71	0,80	0,78	0,77	0,84	0,51	0,43	0,46	0,46	0,39
FP4.152.1m	0,88	0,94	0,92	0,93	0,97	1,13	0,79	0,89	0,85	0,59
FP4.170.2m	0,90	0,94	0,94	0,94	0,96	1,78	1,34	1,44	1,41	1,13
FP4.190.2m	0,90	0,96	0,97	0,96	0,99	3,10	1,90	1,72	1,99	1,06
FP5.170.2m	0,67	0,68	0,63	0,72	0,67	0,42	0,42	0,45	0,39	0,42
FP5.193.0m	0,89	0,94	0,95	0,95	0,97	1,01	0,71	0,70	0,70	0,55

5
CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 SÍNTESE DO TRABALHO REALIZADO

A realização desta dissertação seguiu uma linha orientadora focada no desenvolvimento, aplicação e avaliação comparativa de ferramentas numéricas para a interpretação do comportamento estrutural de barragens de betão. O foco central estabeleceu-se na modelação dos deslocamentos horizontais radiais, através da introdução de algoritmos de *Machine Learning* baseados em redes neuronais artificiais do tipo Perceptrão Multicamada.

O percurso metodológico e de investigação estruturou-se de forma progressiva ao longo dos capítulos que compõem este documento. Inicialmente, procedeu-se à contextualização histórica e regulamentar da segurança de barragens de betão, definindo-se a importância dos planos de observação para a prevenção de cenários de acidente e incidente. Foram enunciadas as diferentes ações estáticas e dinâmicas, com especial destaque nos efeitos hidrostáticos e térmicos.

Posteriormente, o trabalho direcionou-se para os métodos de interpretação quantitativa, expondo numa primeira fase as formulações clássicas de regressão linear múltipla (RLM) aplicadas às abordagens HST e HTT. A partir desta base estatística tradicional, introduziram-se os conceitos de *Machine Learning* e a fundamentação das redes neuronais artificiais, detalhando o funcionamento de um neurónio artificial e o algoritmo do Perceptrão Multicamada (MLP), o que justificou a capacidade destas ferramentas para mapear relações não lineares complexas.

Esta base teórica permitiu estruturar e fundamentar os cinco modelos desenvolvidos na investigação, iniciando-se com o modelo M0, assente em RLM sob a abordagem HST, seguido pelo modelo M1, que aplicou redes neuronais à formulação HST tradicional, com a consideração em simultâneo de todos os 27 deslocamentos, medidos em fios de prumos da barragem em estudo, na saída do modelo de rede neuronal do tipo Perceptrão Multicamada.

A evolução metodológica avançou para as redes neuronais sob a abordagem HTT com a integração direta de dados medidos por termómetros, distinguindo-se o modelo M2.1 pelo preenchimento linear dos dados em fatta e o modelo M2.2 pelo preenchimento harmónico sinusoidal, culminando no desenvolvimento do modelo M3, uma arquitetura combinada de redes neuronais que utiliza como variáveis de entrada as estimativas geradas pelo modelo M1 em conjunto com os dados da abordagem HTT.

Por fim, os indicadores de desempenho obtidos para cada um dos modelos ditaram a discussão comparativa final do desempenho destes ao longo do corpo da barragem.

5.2 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A análise integrada das tabelas onde se registaram os indicadores de desempenho permitiu mapear os domínios de eficácia de cada algoritmo. Os resultados demonstraram que a precisão preditiva dos modelos não é uniforme ao longo da obra, sendo fortemente condicionada pela cota altimétrica dos instrumentos.

No troço correspondente ao coroamento da barragem, caracterizado por pontos localizados acima da cota de 210 metros, identificou-se uma tendência clara de evolução incremental de precisão associada ao aumento da complexidade algorítmica proposta através dos modelos M1, M2 e M3. O ponto de partida linear, representado pelo modelo M0, exibiu um bom desempenho, embora mais modesto do que os outros modelos. Este comportamento comprovou-se no sensor FP3.233.0m através dos valores mais baixos de coeficiente de determinação e maior desvio padrão dos resíduos, evidenciando a incapacidade das formulações "rígidas" em acompanhar as variações de deslocamentos resultantes de origem térmica (de curto prazo) na zona superior da estrutura.

A introdução das redes neuronais operou um salto qualitativo, confirmando a superioridade da abordagem HTT no topo da estrutura. Os dados revelaram que o modelo M1 registou piores resultados que os modelos M2.1 e M2.2 nas cotas superiores.

Na comparação entre os métodos de preenchimento dos dados em falta, emergiu uma nuance local relevante. A abordagem linear do modelo M2.1 superiorizou-se à aproximação harmónica sinusoidal do modelo M2.2 na maioria dos sensores situados nesta zona alta.

Este resultado provou que a aproximação linear aplicada localmente se ajusta melhor às flutuações rápidas e assimétricas da temperatura do que o amortecimento estatístico intrínseco às ondas sinusoidais.

O culminar desta tendência incremental de melhoria de desempenho dos modelos para os pontos próximos do coroamento foi constatado pelo modelo de combinação M3. A sua robustez na zona superior comprovou-se pelo facto de superar os restantes modelos praticamente na totalidade dos sensores considerados para esta zona. Esta supremacia local refletiu o comportamento registado no geral da infraestrutura, onde o algoritmo de combinação demonstrou uma elevada consistência ao superiorizar-se aos modelos M0, M1, M2.1 e M2.2 na grande maioria dos instrumentos analisados.

Inversamente, a progressão para as cotas inferiores despoletou uma alteração profunda nas dinâmicas de precisão, justificando uma análise isolada para os instrumentos que se desenvolvem nas zonas abaixo da cota estabelecida de 210 metros. À medida que a espessura de betão aumenta em direção à fundação e o paramento a montante passa a estar submerso pela albufeira, as variações térmicas ambientais sofrem um forte efeito de atenuação, tornando as amplitudes de deslocamento consideravelmente mais suaves e de menor amplitude.

Neste domínio inferior, a abordagem HST manifestou uma melhoria de desempenho face a uma das variantes de preenchimento térmico. Verificou-se que o modelo M1 se superiorizou à abordagem com preenchimento linear usada no modelo M2.1. Contudo, esta capacidade de superação decresceu quando confrontada com a variante de preenchimento sinusoidal, revelando-se que o desempenho do modelo M1 foi inferior ao do modelo M2.2, para os dados apresentados neste bloco.

Esta alteração na hierarquia de desempenho culminou numa inversão de tendências quando a escala de análise se restringiu ao instrumento de observação situado no ponto de menor altitude estudado, o sensor FP3.117.2m, onde se registou uma ordenação de eficiência estrita na qual o modelo M1 superou o modelo M0, seguido sucessivamente pelo modelo de combinação M3 e pelas variantes M2.2 e M2.1.

Em suma, numa perspetiva global, os modelos desenvolvidos refletem o comportamento observado da barragem, uma vez que a parte superior da barragem apresenta maiores deslocamentos horizontais. Por serem mais notáveis e expressivos, estes movimentos são avaliados com maior qualidade e precisão pelos modelos mais completos como é o caso do modelo M3 e dos modelos que usam dados dos termómetros instalados na barragem, nomeadamente o M2.1 e o M2.2. Complementarmente, verifica-se que fazer a interpolação dos dados das temperaturas não disponíveis nesta zona superior é mais vantajoso através de uma abordagem de interpolação local linear entre os dois registos mais próximos. Isto deve-se ao facto de os deslocamentos nesta área serem fortemente influenciados pelas variações das condições térmicas do ambiente exterior, o que provoca oscilações de temperatura que não seguem, necessariamente, a forma de uma função sinusoidal reproduzida pela soma do seno e cosseno do dia do ano.

Por outro lado, à medida que a análise se desloca para as zonas inferiores e para a fundação da barragem, a massa de betão e o efeito da temperatura albufeira (que para profundidades acima dos 10 m a 15 m tende para um valor constante) atenuam significativamente o impacto térmico ambiental. O facto de estas cotas estarem submersas sob uma camada imensa de água implica menores oscilações térmicas ao longo do ano, o que proporciona uma melhor aproximação às variações sazonais sinusoidais. Esta estabilidade térmica explica a melhor performance do modelo M1 e, por sua vez, a superioridade do modelo M2.2 relativamente ao M2.1, provando que o preenchimento de dados através de uma interpolação harmónica sinusoidal apresenta melhores resultados do que a interpolação linear neste domínio.

Em resumo, os modelos apresentados são adequados para a caracterização e previsão dos deslocamentos observados na barragem do Baixo Sabor, sendo a abordagem proposta e descrita como modelo M3 interessante já que permitiu tirar partido das abordagens HST e HTT em simultâneo.

5.3 SUGESTÃO DE DESENVOLVIMENTO PARA TRABALHO FUTURO

Com base na experiência adquirida ao longo deste estudo, abrem-se caminhos para dar continuidade a esta linha de investigação. Numa primeira fase, seria de interesse testar novas arquiteturas de redes neuronais orientadas para séries temporais, como as Redes Neuronais Recorrentes ou as redes *Long Short-Term Memory*, avaliando se estes modelos de *Deep Learning* conseguem caracterizar melhor os deslocamentos observados.

Paralelamente, aponta-se como um desenvolvimento promissor a criação de modelos híbridos que combinem as previsões das redes neuronais com modelos numéricos baseados no Método dos Elementos Finitos, unindo o conhecimento físico da obra à flexibilidade estatística para detetar anomalias precocemente e evitar o sobreajuste dos modelos.

Adicionalmente, propõe-se o alargamento deste esqueleto de modelação comparativa a outras grandezas críticas do Plano de Observação, aplicando os modelos HST, HTT e de combinação das metodologias, à análise de subpressões na fundação, caudais de infiltração ou extensões do betão, permitindo aferir se as tendências de precisão aqui validadas se mantêm noutras grandezas de controlo de segurança de barragens. Por fim, em investigações futuras, perspetiva-se com interesse a realização de uma avaliação prévia para a seleção otimizada dos termómetros a integrar nos modelos de forma a melhorar o desempenho preditivo e a eficiência computacional dos mesmos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Adamo, N., Al-Ansari, N., Sissakian, V., Laue, J., & Knutsson, S. (2021). Dam Safety: Sediments and Debris Problems. Journal of Earth Sciences and Geotechnical Engineering, 11(1), 27-63. https://doi.org/10.47260/jesge/1112

APA, (2026). Barragens de Portugal. Agência Portuguesa do Ambiente. https://apambiente.pt/prevencao-e-gestao-de-riscos/barragens-de-portugal, acedido a 30/março/2026

APA. (2018). Documentos técnicos de apoio ao Regulamento de Segurança de Barragens (RSB). Comissão dos Regulamentos de Barragens (2008-2016). 1ª Edição. Agência Portuguesa do Ambiente, I.P., abril de 2018.

Arbib, M. A. (Ed.). (2003). *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks* (2nd ed.). MIT Press.

Batista, A. L. (1998). "Análise do comportamento ao longo do tempo de barragens Abóbada", Tese de Doutoramento, IST, Lisboa.

Barthlomew, C., Haverland, M. (1987). Concrete Dam Instrumentation Manual. Interior Dept., Bureau of Reclamation, Denver, Colorado.

Bishop, C. (1995). Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, Cambridge.

Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-31073-2

Bonaccorso, G. (2017). Machine Learning Algorithms. A reference guide to popular algorithms for data science and machine learning. Packt Publishing Ltd., Birmingham, Reino Unido.

Casaca, J., Henriques, M. (2002). The Geodetic Surveying Methods in the Monitoring of Large Dams in Portugal. FIG XXII International Congress, 19-26/abril/2002, Washington.

Castro, A. T. (1998). "Métodos de Retroanálise na interpretação do comportamento de barragens de betão". Tese de Doutoramento, IST, Lisboa.

Chen, S.-H. (2015). *Hydraulic Structures*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-662-47331-3

Chollet, F. (2018). *Deep learning with Python*. Manning Publications.

Comissão Nacional Portuguesa das Grandes Barragens. (2025). Barragens de Portugal: Cadastro. Agência Portuguesa do Ambiente. https://cnpgb.apambiente.pt/mapabarragens, acedido a 30/abril/2026

Davidovits, P. (2018). Electricity. In Physics in Biology and Medicine, 5ª ed., pp.: 193-211, Academic Press, Elsiver. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-813716-1.00013-6

Directorate, D. (2018). Guidelines for Instrumentation of Large Dam. New Library Building, Nova Delhi.

Ellingwood, B., & Tekie, P. B. (2001). Fragility analysis of concrete gravity dams. Journal of Infrastructure Systems, 7(2), 41-48. https://doi.org/10.1061/(ASCE)1076-0342(2001)7:2(41)

Farinha, M. L. (2000). "Extensões e tensões observadas em barragens de betão", Tese de Mestrado, IST, Lisboa.

Garbrecht, G. (1985). Sadd-el-Kafara, the world's oldest large dam. Water Power and Dam Construction, julho/1985, pp.: 71-76.

Gomes, A., Gonçalves, J., Matos, D., Miranda, M. (2012). A Barragem de Montante do Baixo Sabor. Aspetos Relevantes de Projeto e Construção. Encontro Nacional Betão Estrutural. FEUP, 24 26/outubro/2012, Porto.

Gomes, A. F. S. (1986). "A observação no controlo de segurança das barragens de betão portuguesas", Relatório 302/86 – NO, LNEC, Lisboa.

Gomes, J. P., & Lemos, J. V. (2020). Characterization of the dynamic behavior of a concrete arch dam by means of forced vibration tests and numerical models. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 49(14), 1432-1451. https://doi.org/10.1002/eqe.3259

Hariri-Ardebili, M. A., Salazar, F., Pourkamali-Anaraki, F., Mazzà, G., & Mata, J. (2023). Soft Computing and Machine Learning in Dam Engineering. Water, 15(5), 917. https://doi.org/10.3390/w15050917

INAG. (2001). Curso de exploração e segurança de barragens. Instituto de água, Lisboa.

Jackson, D. C. (Ed.). (1997). *Dams* (Vol. 4). Routledge. (Studies in the History of Civil Engineering).

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. Advances in Neural Information Processing Systems, 25, 1097–1105.

Léger, P. (2023). Structural Behaviour, Safety and Rehabilitation of Concrete Dams: Dam Compendium. Polytechnique Montréal, Department of Civil, Geological and Mining Engineering. Revisão de 19 de julho de 2023.

Lima, J., Casaca, J. (2018). Monitoring dam displacements whit GNSS: strategy, accuracy and benefits. Third International Dam World Conference, 17-21/setembro/2018, Foz do Iguaçu.

Lima, J. N. (2005). "O GPS na observação geodésica de barragens". Relatório 157/05 – NGA/DBB, LNEC, Lisboa.

Lutz, M., Müller, R., Pougatsch,H., Steiger, K., Straubhaar, R. (2006). Dispositif d'auscultation des barrages. Wasser Energie Luft, junho/2006, pp.: 143-162, Swiss Committee on Dams on the occasion of the 22nd Congress of the International Commission on Large Dams, Barcelona.

Martins, L. L., Mata, J., & Ribeiro, A. S. (2012). A qualidade das medições de deslocamento radial e tangencial pelo método do fio-de-prumo no controlo da segurança estrutural de barragens de betão. *CONFMET 2010*, LNEC, Lisboa.

Mata, J. T. C. (2007). Aplicação de redes neuronais ao controlo de segurança de barragens de betão. Tese de Mestrado. Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa, Lisboa.

Mata, J.T.C. (2011). Interpretation of concrete dam behaviour with artificial neural network and multiple linear regression models. Engineering Structures, 33(3), 903-910. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2010.12.011

Mata, J., Salazar, F., Barateiro, J., Antunes, A. (2021). Validation of Machine Learning Models for Structural Dam Behaviour Interpretation and Prediction. Water, 13(19), 2717. https://doi.org/10.3390/w13192717

Mata, J., Pereira Gomes, J., Pereira, S., Magalhães, F.; Cunha, Á. (2023a). Analysis and interpretation of observed dynamic behaviour of a large concrete dam aided by soft computing and machine learning techniques. 0141-0296. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2023.116940

Mata, J., Miranda, F., Antunes, A., Romão, X., Pedro Santos, J. (2023b). Characterization of Relative Movements between Blocks Observed in a Concrete Dam and Definition of Thresholds for Novelty Identification Based on Machine Learning Models. Water, 15(2), 297. https://doi.org/10.3390/w15020297

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The Bulletin of Mathematical Biophysics, 5(4), 115–133. https://doi.org/10.1007/BF02478259

Mendes, P. J. H. (2010). Observação e análise do comportamento dinâmico de barragens de betão. Tese de Doutoramento. FEUP, Porto.

Mendes, E. J. G. (2014). Observação e controlo da segurança estrutural de barragens de betão: Utilização integrada de modelos numéricos e de modelos de separação de efeitos Tese de Mestrado. ISEL/LNEC, Lisboa.

Miranda, J. M. S. M. (2014). Segurança hidráulico-operacional das barragens integradas nos grandes aproveitamentos hidroelétricos portugueses Tese de Mestrado. FEUP, Porto.

Moura, G. (2005). Determinação de tensões a partir de extensões observadas em barragens de betão. Tese de Mestrado. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Moura, G., Gomes, J., Magalhães, F., Paixão, J., Gomes, J., Pereira, S. (2018). Static and continuous dynamic monitoring of Baixo Sabor arch Dam, Third International Dam World Conference, 17- 21/setembro/2018, Foz do Iguaçu.

NOIB (1993). "Normas de observação e inspecção de barragens" Portaria nº. 847/93 de 10 de Setembro, Lisboa.

Novak, P., Moffat, A. I. B., Nalluri, C., & Narayanan, R. (2007). Hydraulic Structures (4.ª ed.). London: Taylor & Francis. https://doi.org/10.1201/9781315273761

Oliveira, S. B. M. (2000). Modelos para análise do comportamento de barragens de betão considerando a fissuração e os efeitos do tempo. Formulações de dano Tese de Doutoramento. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto / Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Lisboa.

Park, Y.-S., Lek, S. (2016). Artificial Neural Networks: Multilayer Perceptron for Ecological Modeling. In Ecological Model Types, pp.: 123-140, Sven Erik Jørgensen, Elsevier.

Pereira, S., Filipe, R., Magalhães, F., Gomes, J. P, Cunha, Á., & Lemos, J. V. (2018). Dynamic monitoring of a concrete arch dam during the first filling of the reservoir. Engineering Structures, 174, 548-560. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.07.076

Pereira, S., Magalhães, F., Gomes, J. P., Cunha, Á., & Lemos, J. V. (2021). Vibration-based damage detection of a concrete arch dam. Engineering Structures, 235, 112032. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.112032.

Portela, E. (1999). Novas metodologias de apoio ao controlo de segurança de barragens de betão: Uma abordagem através de sistemas periciais. Tese de Doutoramento. Instituto Superior Técnico. Universidade de Lisboa

Posit team (2026). RStudio: Integrated Development Environment for R (Versão 2026.01.0). Posit Software, PBC, Boston, MA. http://www.posit.co/

Quintela, A. C., Cardoso, J. L., & Mascarenhas, J. M. (1995). Barragens romanas do distrito de Castelo Branco e barragem de Alferrarede. *Conimbriga*, XXXIV, 75-127.

Ramos, J. M. (2004). "Observação do comportamento estrutural de barragens de betão, aspetos práticos" LNEC, Lisboa.

Rasamoelina, A., Adjailia, F., Sinčák, P. (2020). A Review of Activation Function for Artificial Neural Network. 2020 IEEE 18th World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI), 23-25/Janeiro/2020, Herlany, pp.: 281-286, IEEE. https://doi.org/10.1109/SAMI48414.2020.9108717

R Core Team (2025). R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. https://www.R-project.org/

Rijo, M. (2007). *Estruturas Hidráulicas: Barragens*. Évora: Universidade de Évora.

RSB. (2018). Regulamento de Segurança de Barragens. Decreto-Lei n.º 21/2018 de 28 de março, Diário da República, Lisboa.

Salazar, F., Toledo, M. Á., González-Pérez, J., & Morán, R. (2018). A stacking ensemble learning framework for annual peak displacement prediction of concrete arch dams. Engineering Structures, 175, 105-116.

Salazar, F., Conde, A., Irazábal, J., & Vicente, D. J. (2021). Anomaly Detection in Dam Behaviour with Machine Learning Classification Models. Water, 13(17), 2387. https://doi.org/10.3390/w13172387

Sarker, I. H. (2021). Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions. SN Computer Science, 2(3), 160. https://doi.org/10.1007/s42979-021-00592-x

Serra, C., & Silva, J. (2026). *Construção e instrumentação de barragens de betão* [Apresentação/Curso geral sobre aproveitamentos hidráulicos]. Laboratório Nacional de Engenharia Civil (LNEC).

Sharma, S., Sharma, S., Athaiya, A. (2020). Activation functions in neural networks. International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology, Vol.4, pp.: 310-316.

Silva-Cancino, N., Salazar, F., Irazábal, J., & Mata, J. (2025). Adaptive Warning Thresholds for Dam Safety: A KDE-Based Approach. Infrastructures, 10(7), 158. https://doi.org/10.3390/infrastructures10070158

Silva, J., Mata, J., Pereira, S., Cunha, Á. (2024). Desenvolvimento de modelos de interpretação quantitativa do tipo HTT com recurso a medições da temperatura do ar. Aplicação aos deslocamentos horizontais observados na barragem do Baixo Sabor. Revista Portuguesa de Engenharia de Estruturas. Série III, n.º 24, março de 2024.

Silva, J. A. (2022). Desenvolvimento de modelos de Machine Learning baseados em dados de monitorização contínua de barragens de betão para interpretação do comportamento estrutural observado. Tese de Mestrado. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto.

Silva, J., Serra, C., & Mata, J. (2024). Monitoring internal swelling reactions in concrete dams: Data-driven predictive models and anomaly detection. Procedia Structural Integrity, 64, 749-756. https://doi.org/10.1016/j.prostr.2024.09.071

Silveira, E. D. da, Souza, P. V. S. de, & Britto, P. A. P. de. (2023). Ensaio teórico sobre o uso das redes neurais artificiais no gerenciamento de resultados. Revista GeSec, 14(1), 913–931. https://doi.org/10.7769/gesec.v14i1.1562

Sobreiro, V. A.; Araújo, P. H. S. L.; Mendonça, M. M.; Nagano, M. S. (2008) - "Uma Estimação do Valor da Commodity de Açúcar Utilizando Redes Neurais Artificiais". Revista P&D em Engenharia de Produção, n. 7, p. 36-52

Tancev, L. (2014). Dams and Appurtenant Hydraulic Structures (2.ª ed.). CRC Press/Balkema. https://doi.org/10.1201/b17129

Tatin, M., Briffaut, M., Dufour, F., Simon, A., & Fabre, J.-P. (2015). Thermal displacements of concrete dams: Accounting for water temperature in statistical models. Engineering Structures, 91, 26-39. https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2015.01.047

U.S. Bureau of Reclamation (USBR). (1987). Design of Small Dams (3.ª ed.). Denver, CO: WaterResourcesTechnicalPublication. https://www.usbr.gov/tsc/techreferences/mands/mands-pdfs/SmallDams.pdf

Venables, W. N., & Ripley, B. D. (2002). Modern Applied Statistics with S (4th ed.). Springer. https://www.stats.ox.ac.uk/pub/MASS4/

Wan Ariffin, W. N. H., Mohd Sidek, L., Basri, H., Torres, A. M., Ahmed, A. N., & Ahmad Bukhari, N. I. (2025). Strengthening Dam Safety Under Climate Change: A Risk-Informed Overtopping Assessment. Water, 17(19), 2856. https://doi.org/10.3390/w17192856.

Wolpert, D. H. (1992). Stacked generalization. Neural Networks, 5(2), 241–259. https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80023-1