



Universidade do Minho
Escola de Engenharia

José Pedro Macedo de Magalhães

Avaliação dos parâmetros que
influenciam a sensibilidade à água de
misturas betuminosas com recurso a
técnicas de Data Mining



Universidade do Minho
Escola de Engenharia

José Pedro Macedo de Magalhães

Avaliação dos parâmetros que
influenciam a sensibilidade à água de
misturas betuminosas com recurso a
técnicas de Data Mining

Dissertação de Mestrado
Ciclo de Estudos Integrados Conducentes ao
Grau de Mestre em Engenharia Civil

Trabalho efetuado sob a orientação de
Professor Doutor Joel Ricardo Martins Oliveira
Professor Doutor Francisco Ferreira Martins

AGRADECIMENTOS

A apresentação deste trabalho não seria possível sem o apoio e meios disponibilizados, por uma série de pessoas e entidades, que contribuíram para a conclusão deste ciclo de estudos, e a quem pretendo expressar o meu sincero obrigado.

Aos Professores Joel Oliveira e Francisco Martins, quero expressar o meu agradecimento por todo o conhecimento transmitido, pelo apoio, motivação e disponibilidade manifestados, bem como pela confiança que depositaram no meu trabalho.

À Direção de Curso, a todo o Departamento de Engenharia Civil e à instituição Universidade do Minho, pelos serviços e recursos disponibilizados.

Aos Serviços de Relações Internacionais da Universidade do Minho, da *Zilinská univerzita v Žiline* (Universidade de Žilina, Eslováquia) e da *Universitatea Tehnică "Gheorghe Asachi" din Iași* (Universidade Técnica “Gheorghe Asachi” de Iași, Roménia), pela oportunidade de conhecer países, gentes, culturas e saberes diferentes, que em muito contribuem para a minha realização pessoal e profissional.

À minha mãe, mulher da minha vida, que nunca desistiu nem me deixou desistir, por todo o apoio, compreensão, perdão, incentivo e amor incondicional.

Ao meu pai, meu herói e exemplo a seguir, por todos os sacrifícios que fez e faz para que nunca me falte nada, pela paciência e pela vontade de me ver vencer.

Ao meu irmão, amigo de verdade, por todas as aventuras e brincadeiras, pelo companheirismo e por tudo o que aprendemos juntos, mesmo sendo mais novo.

Aos meus avós, meus segundos pais, pelas crenças e valores que me incutiram desde criança.

À Senhora Dona Margarida Braga, por toda a sabedoria, generosidade, cuidados e conselhos, que jamais poderei retribuir.

Avaliação dos parâmetros que influenciam a sensibilidade à água de misturas betuminosas com recurso a técnicas de *Data Mining*

RESUMO

Aos diferentes tipos de misturas betuminosas, aplicadas nas camadas de desgaste, de ligação e, por vezes, de base dos pavimentos flexíveis, é exigida uma série de características, fundamentais para garantir a qualidade estrutural e funcional dos pavimentos. A sensibilidade das misturas à ação erosiva da água afeta a durabilidade dos pavimentos e está dependente de vários parâmetros afetos ao agregado, ao betume e aos processos de produção e aplicação.

O principal objetivo deste trabalho consiste na obtenção de um modelo de previsão de resultados do índice de resistência conservada por tração indireta (ITSR – *Indirect Tensile Strength Ratio*) de uma mistura betuminosa, de acordo com a sua composição e com a variação dos parâmetros que afetam estes resultados, referindo a importância relativa de cada um.

Para o desenvolvimento deste modelo foram recolhidos e tratados os dados relativos a 15 parâmetros de 167 misturas diferentes. Construída a base de dados, iniciou-se um processo de modelação denominado *Data Mining* (DM). Este processo ocorreu em ambiente R, auxiliado pela biblioteca *rminer* para a aplicação das técnicas de DM: Árvores de Regressão (AR), Regressões Múltiplas (RM), Redes Neurais Artificiais (RNA), Máquinas Vetores de Suporte (MVS) e k-Vizinhos Próximos (k-VP). Os modelos desenvolvidos foram sujeitos a um processo de auto validação do tipo K-FOLD, e o seu desempenho foi avaliado através das métricas de erro: Desvio Absoluto médio (DAM), Raiz do Erro Quadrático Médio (REQM) e o coeficiente de correlação de Pearson (R).

A análise foi realizada para misturas betuminosas em geral e para misturas betuminosas a quente. Para ambas as abordagens, e tendo em conta as medidas de desempenho referidas, o melhor modelo de previsão do valor de ITSR é obtido com as MVS, técnica que aponta o tipo de agregado e a percentagem de betume como parâmetros que mais influenciam este resultado.

Palavras-Chave

Misturas betuminosas, Sensibilidade à água, ITSR, *Data Mining*

Evaluation of parameters that influence water sensitivity of asphalt mixtures using Data Mining techniques

ABSTRACT

The different types of asphalt mixtures, applied in surface, binder and base courses of flexible pavements, require a series of characteristics that are fundamental to guarantee the structural and functional quality of the pavements. The sensitivity of the mixtures to the erosive action of water affects the durability of the pavements depends on several parameters related to the aggregate, the bitumen and the production and application processes.

The main objective of this work is to obtain a predictive model of the Indirect Tensile Strength Ratio (ITSR) of an asphalt mixture, according to its composition and to the variation of the parameters that affect these results, while assessing their relative importance.

For the development of this model, the data concerning 15 parameters of 167 different mixtures were collected and processed. Once the database was built, a modelling process called Data Mining (DM) was started. This process was performed in the R environment, assisted by the *rminer* library for the application of DM techniques: Regression Trees (RT), Multiple Regressions (MR), Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM) and k-Nearest Neighbours (k-NN). The developed models were subjected to a k-Fold cross-validation process, and their performance was evaluated through the error metrics: Mean Absolute Deviation (MAD), Root Mean Square Error (RMSE) and Pearson correlation coefficient (R).

The analysis was performed for asphalt mixtures in general and for hot mix asphalts. For both approaches, and taking into account the mentioned performance metrics, the best predictive model of the ITSR value is obtained with the MVS, technique that indicates the type of aggregate and the percentage of bitumen as parameters that most influence this result.

Keywords

Asphalt mixtures, Water sensitivity, ITSR, Data Mining

ÍNDICE

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Enquadramento temático	1
1.2	Objetivos.....	2
1.3	Conteúdo da dissertação	3
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	5
2.1	Pavimentos Rodoviários	5
2.2	Misturas Betuminosas	6
2.2.1	Características fundamentais das misturas betuminosas.....	6
2.2.2	Tipos de misturas betuminosas	8
2.3	Ação da água nas misturas betuminosas.....	9
2.3.1	Mecanismos de degradação devidos à presença de água	11
2.3.2	Patologias associadas à presença de água nas misturas betuminosas	13
2.4	Parâmetros que influenciam a sensibilidade à água das misturas betuminosas	13
2.4.1	Tipo de agregado.....	13
2.4.2	Tipo de betume.....	16
2.4.3	Outros fatores	19
2.5	<i>Data Mining</i>	21
2.5.1	Introdução	21
2.5.2	Técnicas de <i>Data Mining</i>	25
2.5.3	Aplicação de técnicas DM aos pavimentos rodoviários	29
3	CASO DE ESTUDO E METODOLOGIAS UTILIZADAS	35
3.1	Construção da base de dados	35
3.2	Aplicação das Técnicas <i>Data Mining</i>	38
4	APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS	41
4.1	Misturas betuminosas em geral	41
4.1.1	Resultados obtidos com todos os parâmetros de entrada	41

4.1.2	Melhor modelo obtido	48
4.2	Misturas betuminosas a quente	54
4.2.1	Resultados obtidos com todos os parâmetros de entrada	54
4.2.2	Melhor modelo obtido	60
4.3	Conclusões	66
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS E PERSPETIVAS FUTURAS.....	69
5.1	Conclusões	69
5.2	Trabalhos futuros	69
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	71

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Principais tipos de misturas betuminosas (Pereira, 2009).....	8
Figura 2 – Composição volumétrica de uma mistura betuminosa (Branco <i>et al.</i> , 2008).	19
Figura 3 – Metodologia de <i>Data Mining</i> CRISP-DM (adaptado de Chapman <i>et al.</i> (2000)).	23
Figura 4 – Exemplo de Árvore de Decisão sobre o que vestir (Cruz, 2007).....	26
Figura 5 – <i>Percepção Multi-camada</i> (adaptado de Haykin (1999)).....	27
Figura 6 – Exemplo de uma transformação MVS (Cortez, 2010).....	27
Figura 7 – Princípio formal da técnica de k-Vizinhos próximos.....	28
Figura 8 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.....	42
Figura 9 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.....	42
Figura 10 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.....	43
Figura 11 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.....	43
Figura 12 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.....	44
Figura 13 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.....	45
Figura 14 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.....	45
Figura 15 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.....	46
Figura 16 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.....	46
Figura 17 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.....	47
Figura 18 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.....	49
Figura 19 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.....	49
Figura 20 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.....	49
Figura 21 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.....	50
Figura 22 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.....	50
Figura 23 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.....	51
Figura 24 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.....	52

Figura 25 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.	52
Figura 26 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.	53
Figura 27 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.	53
Figura 28 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.	55
Figura 29 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.	55
Figura 30 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.	56
Figura 31 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.	56
Figura 32 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.	57
Figura 33 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.	57
Figura 34 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.	58
Figura 35 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.	58
Figura 36 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.	59
Figura 37 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.	59
Figura 38 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.	61
Figura 39 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.	61
Figura 40 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.	62
Figura 41 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.	62
Figura 42 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.	63
Figura 43 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.	63
Figura 44 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.	64
Figura 45 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.	64
Figura 46 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.	65

Figura 47 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os
k-VP.....65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Síntese dos atributos relativos às misturas analisadas pelos diversos autores.....	36
Tabela 2 – Estatísticas das variáveis de entrada.....	37
Tabela 3 – Diferentes tipos de agregado.	37
Tabela 4 – Diferentes tipos de filer.	38
Tabela 5 – Combinações de parâmetros avaliados por simulação.	40
Tabela 6 – Medidas de desempenho dos modelos com todas as variáveis de entrada.....	41
Tabela 7 – Medidas de desempenho dos modelos com 13 variáveis de entrada.....	48
Tabela 8 – Medidas de desempenho dos modelos com todas as variáveis de entrada.....	54

1 INTRODUÇÃO

1.1 Enquadramento temático

A principal função de um pavimento rodoviário é garantir a segurança e a comodidade dos utilizadores de veículos que nele circulam, durante um determinado período de tempo, sob as ações do tráfego e as condições climáticas que nele incidam. Dependendo das necessidades, e de acordo com os materiais que os constituem, é possível encontrar pavimentos rígidos, semirrígidos ou flexíveis, sendo estes últimos, o tipo de pavimento predominante em Portugal (Branco *et al.*, 2008).

As camadas de desgaste dos pavimentos flexíveis são formadas por misturas betuminosas, isto é, por materiais estabilizados com ligantes hidrocarbonados (geralmente, betume asfáltico) (Bernucci *et al.*, 2008), às quais são exigidas determinadas características gerais durante a construção do pavimento e após a sua entrada ao serviço. Essas características são: estabilidade, durabilidade, flexibilidade, resistência à fadiga, aderência, impermeabilidade e trabalhabilidade (Freire, 2002).

A sensibilidade à água é uma característica que pode por em risco o bom desempenho das misturas betuminosas, provocando perdas significativas em termos de resistência e durabilidade (Pereira, 2009). A resistência das misturas à ação erosiva da água depende de vários fatores, entre eles, o agregado, o betume, a composição volumétrica e granulométrica, a espessura das camadas e as condições ambientais e de tráfego a que estão sujeitas (Sengoz e Agar, 2007).

Na tentativa de melhorar o desempenho das misturas betuminosas, são constantemente elaborados novos estudos e gerados muitos resultados relativos aos diferentes parâmetros analisados. Esses resultados são, na maioria dos casos, apresentados, analisados e, posteriormente, guardados em bases de dados muito extensas e complexas, onde existe uma grande quantidade de informação que não é perceptível a olho nu. A pesquisa em bases de dados e tecnologia da informação deu origem a uma abordagem para armazenar e manipular estes dados para posterior tomada de decisão, denominada Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados (DCBD) (Amado, 2000).

De acordo com Silwattananusarn e Tuamsuk (2012), o *Data Mining* (DM) é uma etapa do processo de DCBD que permite a identificação de relações e padrões globais, potencialmente

úteis, de um conjunto de dados, que podem não ser detetados devido à imensidão da base onde estão inseridos.

As ferramentas de DM ajudam a extrair e refinar o conhecimento útil de bases de dados de grandes dimensões e as informações extraídas podem ser usadas para formar um modelo de previsão ou classificação de resultados, identificar tendências e associações, otimizar um modelo existente ou fornecer um resumo dos conjuntos de dados que estão a ser analisados (Fayyad *et al.*, 1996).

Desde o início da década de 1990, múltiplas técnicas de DM de vários tipos, como as Árvores de Decisão (AD), as Regressões Múltiplas (RM), as Redes Neuronais Artificiais (RNA), as Máquinas de Vetores de Suporte (MVS) e os k-Vizinhos Próximos (k-VP), foram desenvolvidas e usadas individualmente, em problemas de classificação e regressão, bem como na elaboração de modelos de previsão de resultados, nos mais diversos domínios (Han *et al.*, 2011, Kohavi, 2001).

A previsão do comportamento dos pavimentos sob as diferentes variáveis mencionadas, é fundamental para uma adequada gestão da rede rodoviária. O conhecimento prévio do comportamento dos pavimentos permite: a previsão do seu estado futuro e das necessidades de financiamento para futuras reparações/reabilitações, e a comparação dos efeitos das várias ações a que estão sujeitos (Barai, 2003).

1.2 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é a obtenção de um modelo de previsão da sensibilidade à água em misturas betuminosas, através do parâmetro ITSR, de acordo com a variação de determinados parâmetros que a influenciam, e a identificação da importância relativa de cada um deles.

Para tal, é necessário identificar os parâmetros que influenciam a resistência das misturas à ação erosiva da água, e compreender de que forma a manipulação desses parâmetros influencia os resultados de sensibilidade.

No desenvolvimento do modelo de previsão torna-se imprescindível conhecer e aplicar diferentes técnicas de DM. Para avaliar a eficácia das diferentes técnicas na previsão da

sensibilidade à água é necessário comparar os valores de ITSR previstos pelo modelo com os valores medidos em laboratório.

Por último, espera-se que o modelo seja eficaz e que, através das técnicas de *Data Mining*, se possa prever a influência da água no comportamento de misturas betuminosas com uma determinada composição.

1.3 Conteúdo da dissertação

Este trabalho está dividido em cinco capítulos, dos quais, faz parte o presente capítulo, cujas finalidades são enquadrar o tema, definir os objetivos e descrever, resumidamente, o conteúdo da dissertação.

No segundo capítulo é apresentada uma revisão bibliográfica que, por sua vez, se subdivide em duas partes. Uma, incidente nos parâmetros que influenciam a sensibilidade à água das misturas betuminosas e a forma como a variação de cada parâmetro afeta o ITSR, referindo as principais características das misturas e dos seus materiais constituintes, o modo como a água se movimenta nas misturas e as patologias que esta pode provocar. A segunda parte deste capítulo apresenta conceitos e técnicas de *Data Mining* (DM), e alguns exemplos de aplicação destas técnicas a problemas afetos à Engenharia Civil e aos Pavimentos Rodoviários que incluem bases de dados de grandes dimensões.

No Capítulo 3 é explicada a construção da base de dados, referindo a sua proveniência e tratamento, e todo o raciocínio seguido ao longo do estudo, incluindo as técnicas de DM selecionadas e a forma como a biblioteca *Rminer* permite a sua aplicação para o desenvolvimento de um modelo de previsão do ITSR.

No quarto capítulo são apresentados e comparados os resultados obtidos das cinco técnicas de DM utilizadas. Para cada técnica, é indicada a importância relativa dos diferentes parâmetros de entrada, são comparados graficamente os valores de ITSR previstos pelo modelo e medidos em laboratório e indicadas as medidas de desempenho dos respetivos modelos.

No último capítulo apresentam-se as principais conclusões deste estudo, assim como alguns aspetos que poderiam ser mais aprofundados e objeto de estudos futuros, que poderão contribuir para enriquecer este trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Pavimentos Rodoviários

A rede rodoviária, principal via de comunicação em Portugal é bastante vasta e, atualmente, o transporte rodoviário de pessoas e mercadorias assegura cerca de 90% da atividade a nível nacional (Santos, 2010). De acordo com a JAE (1995), até meados do século XX, a dimensão da rede rodoviária nacional contrastava com níveis de qualidade e de serviço muito reduzidos que travavam o desenvolvimento económico e social do país. Desde então, as atividades de projeto, construção, conservação e exploração da rede, têm contribuído para o aumento dos níveis de segurança e comodidade dos utentes, bem como para a diminuição dos custos de manutenção e reabilitação das estradas (Rodil, 2005).

Segundo Miranda (2008), uma estrada pretende estabelecer uma superfície de rolamento em que os veículos possam circular com comodidade, segurança, rapidez, economia, no maior número possível de situações climáticas, de preferência sempre. O pavimento é a parte da estrada que suporta diretamente o tráfego e transmite as respetivas solicitações à infraestrutura: terreno, obras de arte, etc.

Branco *et al.* (2008) definem o pavimento como uma estrutura multiestratificada formada por várias camadas de espessura finita e assentes numa plataforma de apoio ao pavimento. Esta plataforma pode consistir no aterro ou terreno natural, ou ser dotada de uma camada de apoio denominada leito do pavimento.

De acordo com Santos (2010) e Pereira (2014), dependendo de fatores como as condições das fundações, os materiais disponíveis, o tráfego, o clima e os custos de execução, surge a necessidade de pavimentos com características e comportamentos diferentes. Assim, os pavimentos são classificados como: flexíveis, rígidos e semirrígidos, de acordo com os materiais que os constituem e com a deformabilidade das suas camadas (Branco *et al.*, 2008).

A grande maioria das estradas em Portugal é composta por pavimentos flexíveis, constituídos por misturas betuminosas nas camadas de desgaste, de regularização/ligação e por vezes de base, que assentam sobre camadas granulares, não ligadas, com características de base ou de sub-base (Branco *et al.*, 2008).

2.2 Misturas Betuminosas

As misturas betuminosas, que constituem as camadas de desgaste e de regularização dos pavimentos flexíveis e semirrígidos, são compostas por material granular (agregados) e por um ligante (betume) (Branco *et al.*, 2008). O betume é classificado como um material de impermeabilização e adesivo, derivado do petróleo e muito viscoso/quase sólido à temperatura ambiente (Lesueur, 2009, Silva, 2014).

Consoante a sua aplicação, a principal exigência pode ser de carácter estrutural (camadas de base) onde se pretendem boas características mecânicas ou então de carácter funcional (camadas de desgaste) onde se exigem aptidões ao nível da segurança e do conforto. Em ambos os casos devem ser garantidos critérios de economia, durabilidade e facilidade de execução (Capitão, 1996).

2.2.1 Características fundamentais das misturas betuminosas

Às misturas betuminosas e aos seus materiais constituintes são exigidas determinadas características durante a construção do pavimento e após a sua entrada ao serviço. De acordo com Freire (2002), as características fundamentais são: estabilidade, durabilidade, flexibilidade, resistência à fadiga, aderência, impermeabilidade e trabalhabilidade.

A estabilidade de uma mistura verifica-se quando esta consegue resistir, com pequena deformação, às cargas impostas pela passagem repetida dos veículos. Para avaliar a estabilidade de uma mistura é necessário ter em conta duas características fundamentais: atrito interno dos materiais e coesão. O atrito interno é função do agregado e depende da granulometria, da textura, da forma e da densidade. A coesão é uma característica do betume que assegura uma ligação entre as partículas de agregado. Quanto mais betume existir na mistura, maior será a coesão entre as partículas de agregado, mas só até um determinado valor. A quantidade excessiva de ligante também diminui o atrito interno entre as partículas (Mendes, 2011).

O conceito de durabilidade, aplicado às misturas betuminosas, é definido como a capacidade dos materiais que compõem a mistura em resistir aos efeitos da água, à fadiga e às variações de temperatura, para um determinado volume de tráfego e para um longo período de tempo, sem alterações significativa na sua qualidade e desempenho (Taylor e Khosla, 1983).

A flexibilidade permite que a mistura se adapte a assentamentos pontuais das camadas inferiores ou de zonas onde a ação dos veículos é elevada e, geralmente, aumenta com a quantidade de betume (Branco *et al.*, 2008).

A resistência à fadiga das misturas betuminosas é a capacidade que elas apresentam para resistir a esforços de flexão repetidos sem atingir a rotura e é geralmente expressa como uma relação entre a tensão, ou extensão inicial, e o número de repetições de carga que produzem a ruína. Este número é habitualmente determinado recorrendo a ensaios laboratoriais de flexão repetida, realizados a determinados níveis de tensão ou extensão (Pais e Palha, 2010).

A impermeabilização da mistura tem como função oferecer resistência à passagem de água e de ar através da mistura. Quanto menor for o volume de vazios, maior será a impermeabilidade da mistura. Como já foi referido, quanto maior for a quantidade de betume, menor será este volume, logo, melhor será esta característica (Anurag *et al.*, 2009).

A trabalhabilidade das misturas pode ser definida como uma propriedade que permite a produção, transporte, colocação e compactação de uma mistura com uma aplicação mínima de energia (Gardete *et al.*, 2016).

A aderência pode ser definida como a aptidão da mistura para proporcionar um adequado coeficiente de atrito entre o pneu e o pavimento molhado. Depende, essencialmente, da granulometria, textura e resistência ao polimento dos agregados (Duarte, 2012).

Além de todas as características já citadas, a camada de desgaste, por ser a camada superficial, deve ainda possuir as seguintes características (Gubler *et al.*, 2004):

- Nível de ruído pneu-pavimento – dentro dos limites estabelecidos;
- Superfície regular – circulação cómoda, segura e económica;
- Adequada macro textura – para permitir o escoamento das águas.

Atendendo a Miranda (2008), a percentagem de betume influencia fortemente a reologia das misturas betuminosas, conferindo a estas um comportamento elástico, viscoelástico ou viscoso, que depende da temperatura e do tempo de aplicação da carga. Assim, se a temperatura e o tempo de aplicação forem reduzidos, a mistura assume um comportamento elástico; passando a viscoelástico ou viscoso, consoante o aumento dos valores referidos.

2.2.2 Tipos de misturas betuminosas

Atendendo à norma NP EN 13108-1 e NP EN 13108-5, é possível verificar que a nomenclatura das misturas está diretamente relacionada com as suas funções e com os materiais que as constituem. Uma mistura designada AC 14 surf 35/50 pode ser descrita como:

- AC – “Asphalt Concrete” (designação anglo-saxónica de betão betuminoso)
- PA – “Porous Asphalt” (designação anglo-saxónica de mistura betuminosa drenante)
- 14 – Abertura do peneiro superior do agregado na mistura (em mm)
- Surf – “Surface course” (designação anglo-saxónica de camada de desgaste)
- 35/50 – Designação do betume utilizado na mistura.

Os diferentes tipos de misturas betuminosas podem também distinguir-se pelas temperaturas a que são fabricadas. Assim, podem ser classificadas como: misturas a frio (se forem produzidas à temperatura ambiente), misturas semitemperadas (se a sua produção for feita entre os 70°C e os 100°C), misturas temperadas (produzidas entre os 100°C e os 140°C) e misturas a quente (produzidas acima dos 140°C) (EAPA, 2010). A grande maioria das pavimentações em Portugal é feita a quente, qualquer que seja o tipo de mistura (granulometria e tipo de agregados e de betume) (Branco, 2013).

Como se pode verificar na Figura 1, independentemente da temperatura a que são produzidas, as misturas também podem ser classificadas em relação à porosidade, como densas, rugosas ou drenantes (Pereira, 2009).

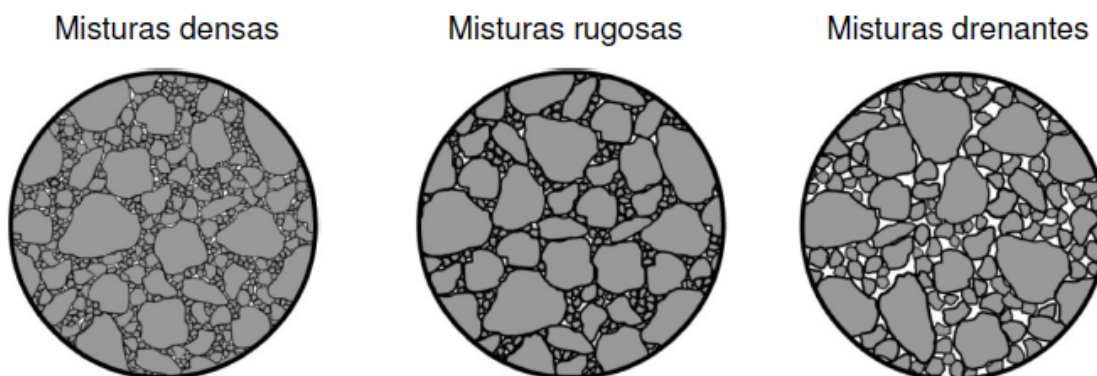


Figura 1 – Principais tipos de misturas betuminosas (Pereira, 2009).

As misturas densas, que apresentam uma curva granulométrica contínua, têm como uma das principais funções impedir a penetração da água para as camadas subjacentes. Apresentam uma macro textura relativamente baixa, pelo que, não é aconselhável a sua aplicação em vias com elevadas velocidades de circulação e em locais com elevados índices de precipitação. Geralmente, a espessura destas camadas pode variar entre os 4 e os 6 cm (Branco *et al.*, 2008).

As misturas drenantes, constituídas por uma curva granulométrica descontínua, têm como função permitir a infiltração da água na mistura e drená-la para as bermas. Este tipo de mistura é exclusivamente aplicado em camadas de desgaste, com espessura de 4 cm, e tem como objetivo evitar problemas de aquaplanagem dos veículos em tempo de chuva e diminuir o ruído provocado pelo contacto pneu-pavimento (Sardão, 2012).

Como meio-termo entre estas duas misturas, existem as misturas rugosas. Devido à maior percentagem de finos (em relação às misturas drenantes), a sua resistência à ação abrasiva do tráfego é melhor e proporcionam uma excelente macro textura. Por outro lado, a sua contribuição para a resistência estrutural do pavimento é desprezável, uma vez que a espessura destas camadas varia entre os 2,5 e os 3,5 cm (Branco *et al.*, 2008).

2.3 Ação da água nas misturas betuminosas

A avaliação da resistência à ação erosiva da água de misturas betuminosas é um passo importante no processo de seleção dos materiais e dosagens das misturas. A seleção inadequada de materiais e a incorreta determinação da sensibilidade à água podem resultar em degradações prematuras no pavimento, bem como em custos excessivos em manutenção e reabilitação (Taylor e Khosla, 1983). Contudo, quase todos os estudos visam uma medida comparativa dos danos causados pela humidade, quer através de observações visuais a partir de dados de campo, quer através de ensaios laboratoriais ou através de ensaios mecânicos húmidos *versus* secos, para obter um parâmetro de índice de resistência à ação da água (Kringos *et al.*, 2008).

A sensibilidade à água é uma propriedade determinada pela norma EN 12697-12, sendo adequada a quase todas as misturas especificadas na família de normas EN 13108. O ensaio consiste na preparação de 6 provetes (neste caso moldados por compactação de impacto), que

são caracterizados volumetricamente e em seguida são divididos em dois grupos, um dos quais é imerso em água e outro não. No final deste procedimento são ensaiados todos os provetes para se determinar o índice de tração indireta (ITSR – Indirect Tensile Strength Ratio), que é a razão entre a resistência à tração indireta média do grupo de provetes acondicionados em água (ITSw) e do grupo de provetes secos (ITSd). Os ensaios de tração indireta são realizados conforme indicado na norma EN 12697-23 (Miranda, 2014).

O processo de movimentação da água nas misturas betuminosas pode ser estabelecido por difusão ou por migração térmica (Pereira, 2009). A difusão da água ocorre quando os seus iões migram entre soluções aquosas até ambas terem a mesma concentração. Este fenómeno é particularmente importante quando a água se encontra no estado gasoso, porque poderá permitir o movimento do vapor de água nas misturas betuminosas, reduzindo a rigidez do betume, podendo levar a falhas coesivas (Behiry, 2013).

Num sólido, a água move-se de regiões quentes para regiões frias. Similarmente, numa mistura betuminosa, os iões também se vão mover de regiões quentes para regiões frias (Caro *et al.*, 2008).

Segundo Copeland (2007), um ião que se move rapidamente em água quente, tem maior probabilidade de migrar através da mistura betuminosa e penetrar para o agregado. Este fenómeno é indesejado, uma vez que pode enfraquecer o agregado, ou mover-se para a interface betume/agregado e danificar a sua ligação. Existem processos internos na mistura betuminosa que afetam a movimentação da água:

- Adsorção;
- Sucção por capilaridade;
- Osmose.

A adsorção é um processo que liga um ião (temporariamente ou permanentemente) à mistura betuminosa e impede-o de se mover, podendo resultar de um processo químico ou efeitos de superfície (Antunes, 2013).

A sucção por capilaridade ocorre quando a água é arrastada para os vazios da mistura com superfície molhada, devido a tensões superficiais. Em misturas de granulometria contínua, este facto pode ser compensado devido à sua impermeabilidade. Ainda de salientar que a água pode

mover-se para baixo ou para cima no interior da mistura betuminosa, devido à gravidade ou à sucção capilar (Behiry, 2013).

Osmose é o movimento da água entre meios com concentrações de solutos diferentes, separados por membranas semi-impermeáveis. Nestes meios, a água pode facilmente passar, não acontecendo o mesmo com o material nela dissolvido. Assim, a água poderá passar através do betume por osmose, podendo eventualmente chegar à superfície do agregado, com as consequências já referidas (Pereira, 2009).

2.3.1 Mecanismos de degradação devidos à presença de água

Estudos realizados por diversos autores (Huang *et al.*, 2003, Roberts *et al.*, 1991) revelam a existência de seis fatores que conduzem ao dano provocado pela água nas misturas: desprendimento, deslocamento, emulsificação espontânea, dano induzido por pressão de poros, drenagem hidráulica e efeitos ambientais. Nenhum destes fatores pode, por si só, ser responsabilizado, uma vez que o dano causado pela água pode ser resultado de uma combinação destes fatores. Por conseguinte, existe uma necessidade de examinar a interface adesiva entre agregados e betume e a resistência coesiva e a durabilidade de mástiques (Behiry, 2013).

Segundo Cui *et al.* (2014), um dos principais fatores que afeta a durabilidade das misturas betuminosas é a ação da água, à qual estão associados, de uma forma geral, dois mecanismos de degradação da mistura:

- Perda de adesividade entre o betume e o agregado;
- Perda de coesão e de resistência do betume.

Para Furlan *et al.* (2004) um dos fatores que determina a durabilidade de uma mistura betuminosa é o grau de adesividade desenvolvido entre o betume e o agregado. A água pode prejudicar a união entre os dois componentes reduzindo a resistência e a estabilidade das misturas. O mesmo autor define a adesividade como uma força intermolecular de atração que pode ser usada para referir a quantidade de energia que é necessária para quebrar a ligação entre o betume e o agregado.

Antunes *et al.* (2005) consideram que, embora as características do betume e o tipo de mistura possam influenciar a sensibilidade à água de misturas betuminosas, as propriedades dos agregados são as principais responsáveis pela resistência adesiva entre o betume e o agregado.

Por sua vez, a coesão pode ser definida como a força intermolecular que, na ausência de forças externas, une as moléculas de um sólido ou de um líquido. Analisando a um nível macro, a coesão nas misturas betuminosas compactadas são forças coesivas que constituem a integridade do material. A um nível micro, e considerando a película de betume que contorna o agregado, a perda de coesão pode ser definida como a deformação provocada pela aplicação de uma determinada carga, que influencia a interligação mecânica e orientação molecular (Cui *et al.*, 2014).

A perda de coesão devido à presença de água ocorre tipicamente no mastique. As forças coesivas que aí se desenvolvem são influenciadas pela viscosidade do betume que, como já foi referido, está dependente da temperatura e do envelhecimento do betume (Pereira, 2009).

A água pode afetar a coesão de várias maneiras (Cheng *et al.*, 2003), nomeadamente:

- Diminuição da resistência da união betume-agregado, causando uma redução severa na resistência e integridade da mistura;
- Deterioração do mastique devido a saturação e aumento do volume de vazios;
- A água poderá comportar-se como um solvente no betume e resultar na redução de resistência, aumentando a deformação permanente;
- Betumes que retenham a maior parte da água, têm mostrado acumular estragos a um ritmo mais elevado.

Em casos extremos, a presença de água (saturação) pode resultar em emulsão betuminosa. A emulsão betuminosa é uma mistura entre dois líquidos imiscíveis em que um deles (a fase dispersa) se encontra na forma de finos glóbulos no seio do outro líquido (a fase contínua). É mais comum a ocorrência de uma emulsão inversa onde a água fica suspensa dentro do betume em esferas (Miknis *et al.*, 2005).

2.3.2 Patologias associadas à presença de água nas misturas betuminosas

O aparecimento de patologias afetas à presença de água nas misturas betuminosas determina a necessidade de descobrir a proveniência dessa mesma água (Silva, 2006).

A principal degradação verificada nas misturas betuminosas, devida ao efeito da água, é a desagregação dos materiais na camada de desgaste. Esta patologia resulta de uma perda de adesividade e caracteriza-se pelo deslocamento da película de ligante do agregado (Branco *et al.*, 2008).

2.4 Parâmetros que influenciam a sensibilidade à água das misturas betuminosas

2.4.1 Tipo de agregado

De acordo com Lopes (2013) os agregados formam cerca de 85% do volume das misturas betuminosas, o que contribui para que assumam um papel de extrema importância no que concerne à promoção da resistência e absorção de grande parte dos esforços impostos pelos veículos. A utilização de agregados tem como objetivo a formação de um esqueleto pétreo que resista à ação do tráfego, sendo a sua resistência devida ao imbricamento dos grãos entre si (Branco *et al.*, 2008).

De uma forma geral, uma mistura betuminosa é composta por agregado de três dimensões diferentes: agregado grosso, agregado fino e por filer, tendo cada um a sua função específica. Os agregados grossos têm a função de garantir estabilidade à mistura betuminosa, de aumentar a resistência mecânica e de assegurar rugosidade superficial suficiente para a circulação dos veículos. Os agregados finos (inferiores a 2 mm) têm a função de dar estabilidade e compactidade à mistura. O filer (material inferior a 0,063 mm) tem a função de dar compactidade e impermeabilidade (Miranda, 2008).

Segundo Hunter (2000), os agregados podem ser classificados, quanto à natureza, em três grupos principais:

- Naturais – todas as rochas que tenham surgido segundo um processo de transformação natural, podendo ser obtidas por intermédio de meios de extração direta, escavação ou explosão de rochas;
- Artificiais/sintéticos – formam-se como resultado de processos industriais;
- Reciclados – obtidos através da reciclagem de materiais.

Os agregados, quando incorporados como elementos estruturantes numa mistura betuminosa, deverão obedecer a um fuso granulométrico pré-estabelecido para a respetiva mistura betuminosa, determinado pelo Caderno de Encargos (Pereira, 2009).

A granulometria vai influenciar a resistência obtida, assim como as propriedades das misturas betuminosas nas várias fases da sua vida (Miranda, 2008). Na fase de serviço, a granulometria adotada condiciona o tipo de estrutura que se vai obter, assim como o nível de imbricamento entre as partículas do agregado (Bernucci *et al.*, 2008).

A limpeza é um fator importante na avaliação da sensibilidade à água uma vez que se o agregado possuir argila, matéria orgânica, ou outras substâncias não desejadas, pode reduzir o atrito entre os grãos, haver variações volumétricas pela presença de água ou dificultar o envolvimento pelo betume. Os ensaios do equivalente de areia ou da determinação do valor de azul-de metileno são os utilizados para a determinação da limpeza de um agregado. Estes ensaios são realizados sobre o filer e à fração mais fina do agregado de uma mistura betuminosa (Machado, 2013).

Antunes *et al.* (2005) afirmam que, de entre as muitas características do agregado que influenciam o fenómeno da adesividade e, conseqüentemente, a sensibilidade à água das misturas, podem-se destacar as seguintes:

- Porosidade e absorção;
- Composição química;
- Composição mineralógica e polaridade;
- Angularidade;
- Forma;
- Textura superficial.

A absorção de betume pelo agregado tem uma forte correlação com a porosidade e com a distribuição do tamanho dos poros, pois a taxa e a extensão da absorção de betume não dependem apenas do total de vazios, mas também do tamanho real do poro no agregado, sob os efeitos da pressão capilar e da viscosidade do betume (Lee *et al.*, 1990). O tamanho e a distribuição dos poros podem determinar a quantidade e o mecanismo de absorção. Alguns poros pequenos, que podem ser penetrados pela água, podem não apresentar absorção de betume devido à maior viscosidade do betume em relação à viscosidade da água (Liu *et al.*, 2014).

Ao estudarem a estrutura cristalina dos agregados de mesma origem, mas com características de absorção distintas, Lettier *et al.* (1949) verificaram que os agregados que absorvem menos betume possuem estruturas cristalinas compactas e densas e que agregados que absorvem mais betume são caracterizados por numerosos interstícios entre os cristais. Estes investigadores verificaram que a capacidade de absorção do agregado não está relacionada diretamente com sua composição química, pois existem agregados absorventes e não absorventes com a mesma composição química, mas sim com a porosidade da partícula.

Os minerais nas partículas de agregados apresentam os seus átomos dispostos numa rede cristalina, onde os átomos da superfície exercem atração sobre átomos de gases, líquidos ou sólidos que com ela tenham contacto, promovendo a adsorção química. Essa adsorção é o principal fator na adesividade entre o agregado e os ligantes betuminosos (Bernucci *et al.*, 2008).

Os agregados de rochas classificadas como ácidas costumam apresentar problemas de adesividade, enquanto os de rochas classificadas como básicas costumam apresentar melhor adesividade ao ligante asfáltico (Curtis, 1990, Huang *et al.*, 2003). Contudo, para Bernucci *et al.* (2008), o sentido dos termos ácido e básico não corresponde ao utilizado na química, mas está relacionado com a carga elétrica superficial das partículas do agregado.

A maioria dos agregados silicosos, tais como, arenito, quartzo e cascalho são sensíveis à humidade e propensos a fragmentar quando incorporados em misturas betuminosas, tornando-se negativamente carregados na presença de água. Por outro lado, os calcários são menos suscetíveis à humidade e conduzem a carga positiva na presença de água. Os basaltos são agregados contêm ambas as cargas porque são compostos de minerais tais como sílica com

carga negativa e também cálcio, magnésio, alumínio ou ferro com carga positiva (Behiry, 2013, Bernucci *et al.*, 2008, Evangelista *et al.*, 2015).

Agregados angulares, ou seja, com cantos agudos, proporcionam maior atrito entre partículas, formando uma estrutura granular mais resistente e proporcionando maior estabilidade às misturas. Por outro lado, os cantos agudos podem ser responsáveis pela perfuração da película de betume que cobre o agregado, possibilitando a entrada de água na interface betume-agregado (Pereira, 2009).

A forma das partículas de agregado deverá ser aproximadamente cúbica, não sendo aconselhável a utilização de partículas lamelares ou alongadas, que são mais frágeis (Machado, 2013).

Kim *et al.* (1992) verificaram que misturas betuminosas contendo agregados com textura superficial rugosa promovem uma melhor ligação entre o betume e o agregado. Exames cuidadosos nas superfícies de rotura, após os ensaios de fadiga, revelaram que a rotura ocorrida nas misturas contendo agregados de textura superficial lisa se dava na interface betume-agregado, enquanto em misturas contendo agregados de superfície rugosa ela progredia através das partículas, até a agregados mais grossos, indicando uma união mais forte entre o betume e o agregado.

2.4.2 Tipo de betume

O ligante mais utilizado na produção de misturas betuminosas para pavimentos rodoviários é o betume asfáltico (Branco *et al.*, 2008). Este aglutinante pode derivar de diferentes tipos de petróleo bruto, sofrer diferentes processos de tratamento e refinação e adquirir uma cor castanha ou preta. É utilizado como ligante, uma vez que, as suas características adesivas permitem o envolvimento das partículas, formando uma estrutura resistente e impermeável.

As principais funções do betume numa mistura são:

- Estabelecer uma ligação forte entre os agregados de modo a que a mistura resista à tração;
- Permitir a trabalhabilidade da mistura;
- Garantir flexibilidade à mistura;

- Assegurar a impermeabilidade e durabilidade da mistura.

Embora a composição química do betume seja muito complexa, podemos distinguir dois componentes fundamentais: asfaltenos e maltenos (Pereira, 2009).

Os asfaltenos são sólidos amorfos que constituem 5 a 25% do betume, sendo materiais altamente polarizados, de peso molecular elevado, que têm efeito importante nas características reológicas do betume. Quanto maior for a sua quantidade, mais duro será o betume. Os maltenos podem apresentar-se no estado líquido ou viscoso, sendo a sua percentagem no betume igual ou superior a 75% (Lopes, 2013).

Dentro dos maltenos podemos encontrar três subgrupos distintos: resinas, aromáticos e saturados. As resinas são substâncias muito polarizadas o que as tornam muito adesivas. Os aromáticos e os saturados são líquidos viscosos que perfazem, respetivamente, 40 a 65% e 5 a 20% do betume (Machado, 2013).

A consistência do betume varia muito com a temperatura, ficando mole quando é aquecido e endurecendo quando arrefece. Conhecido o seu valor, é possível avaliar o intervalo de temperaturas em que é possível, por exemplo, manipular o ligante em boas condições na fase de fabrico e colocação da mistura, ou saber que betume utilizar em zonas de clima mais quente ou mais frio (Copeland, 2007).

Conhecendo a penetração e a temperatura de amolecimento, têm-se caracterizadas algumas das propriedades mais importantes do betume. A penetração pode ser avaliada pelo ensaio de penetração a 25°C e a temperatura de amolecimento pelo método de anel e bola (Miranda, 2014). De seguida, são descritos resumidamente estes dois ensaios.

O ensaio de penetração a 25°C (norma EN 1426) consiste em medir a profundidade, em décimos de milímetro, a que uma agulha com determinadas características penetra durante cinco segundos num betume à temperatura de 25°C. Os betumes puros são classificados, normalmente, através do valor obtido no ensaio de penetração. Os valores de penetração (em décimos de milímetro) do betume puro, obtidos no ensaio de penetração, variam entre 10/20 (betumes muito duros) até 160/220 (betumes muito fluidos).

A determinação da temperatura de amolecimento pelo método de anel e bola (norma EN 1427) consiste em colocar uma esfera de aço, também com características estipuladas, sobre uma amostra de betume contida num anel de latão. Este conjunto por sua vez é colocado sobre um vaso de vidro com água (com 2,5 centímetros de altura) que vai sendo aquecida à razão de 5°C por minuto. Com o aumento da temperatura o betume vai ficando menos viscoso, o que faz com que a esfera anteriormente colocada sobre o betume vá descendo sobre o anel de latão até chegar à base do mesmo. Nesse instante, regista-se a temperatura da água, e o valor médio de dois ensaios será a temperatura de amolecimento do betume.

Outro aspeto relevante no desempenho das misturas é o envelhecimento do betume. Dele resultam o aumento da rigidez e a perda de ductilidade e adesividade entre o betume e o agregado, que conduzem à diminuição da flexibilidade, ao aumento da suscetibilidade ao fendilhamento e conseqüente penetração da água nas misturas betuminosas (Pellinen *et al.*, 2008). Em relação à adesividade, ao longo dos anos vários autores verificaram que betumes mais viscosos resistem mais ao deslocamento da película de betume pela ação da água que os menos viscosos (Hicks, 1991, Majidzadeh e Brovold, 1968, Taylor e Khosla, 1983).

O comportamento reológico do betume asfáltico depende da temperatura e do tempo de solitação, apresentando um comportamento viscoelástico (Miranda, 2008). Desta forma, aquando da aplicação de uma carga e conseqüente deformação, uma parte é recuperada (elástico) e outra não (viscoso), sendo tanto mais elástico quanto mais rápida e menor for a solitação (Pereira, 2014).

Diretamente relacionada com a temperatura, a viscosidade do betume refere-se ao grau de mobilidade molecular e à magnitude das forças atrativas em líquidos. Com o aumento da temperatura, as forças intermoleculares diminuem, aumentando o poder de molhagem do betume e possibilitando o aumento da área de recobrimento na superfície do agregado (Copeland, 2007).

Huang *et al.* (2003) afirmaram que a perda da resistência adesiva das misturas betuminosas corresponde à perda de componentes resultantes da ligação na interface betume-agregado da mistura. Como um par único, a “química” da interface betume-agregado determina o grau de adesividade e de sensibilidade à água.

Outro tipo de alteração na composição dos betumes pode ocorrer devido à absorção seletiva, que causa modificações no betume absorvido e no não absorvido (ou efetivo). Por exemplo, grandes moléculas, como as dos asfaltenos, ficam concentradas no filme de betume efetivo, enquanto moléculas menores, como as dos maltenos, são preferencialmente absorvidas dentro do poro. Portanto, o filme de betume que cobre o agregado pode ter as suas propriedades reológicas, físicas, químicas e de envelhecimento diferentes das do betume original adicionado à mistura (Lee *et al.*, 1990).

2.4.3 Outros fatores

Depois de caracterizar separadamente os materiais que constituem as misturas betuminosas, é conveniente estudar o comportamento do conjunto (agregados, betume e ar). Para tal, deve-se analisar a composição volumétrica da mistura em estudo (Figura 2).

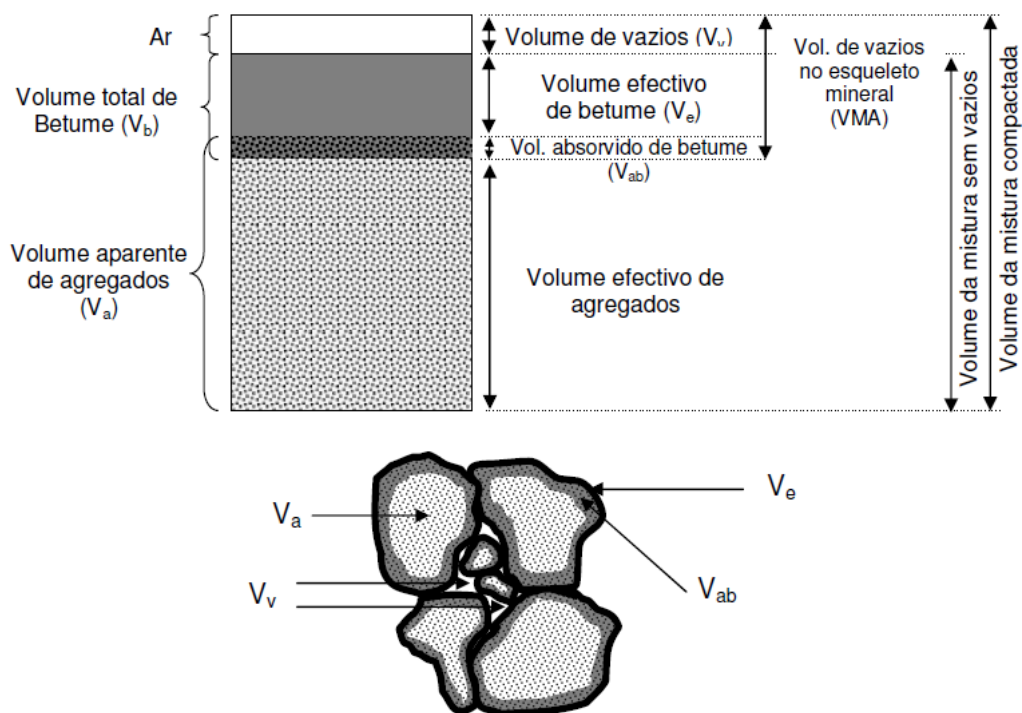


Figura 2 – Composição volumétrica de uma mistura betuminosa (Branco *et al.*, 2008).

Pela análise da Figura 2, pode-se ter uma noção da percentagem relativa de cada componente na composição da mistura. Percebe-se que parte do betume é absorvido pelo agregado (V_{ab}) e que outra parte fica à superfície do agregado (V_e), perfazendo o volume total de betume (V_b). Este, em junção com o volume de vazios, tem o nome de VMA – Volume de vazios no esqueleto mineral. Deve tomar-se especial atenção ao facto de que a porção de betume absorvida pelo

agregado não atuar mais como ligante, diminuindo a espessura de betume que envolve as partículas de agregado (Branco *et al.*, 2008). Caso este facto não seja salvaguardado na formulação da mistura, as misturas tornam-se mais frágeis e suscetíveis às ações prejudiciais da água (Pereira, 2009).

A drenagem e o nível de saturação do pavimento dependem do volume de vazios e da permeabilidade da mistura, sendo estes influenciados pela granulometria dos agregados, pelo tipo de ligante e pelo grau de compactação (Behiry, 2013).

A espessura do filme de betume também influencia a sensibilidade à água das misturas, uma vez que está diretamente relacionada com a durabilidade das mesmas. Os filmes espessos estão associados a misturas mais flexíveis, conhecidas por serem duráveis (Sengoz e Agar, 2007). Por outro lado, os filmes finos, que estão associados a misturas acastanhadas e frágeis, tendem a fendilha excessivamente, reduzindo assim a vida útil do pavimento. As misturas com filme de betume espesso são menos suscetíveis a danos causados pela água do que as misturas com filme de betume fino, uma vez que, quanto maior for a espessura do filme, menor a quantidade de água que se movimenta através da mistura (Dehnad *et al.*, 2013).

As condições ambientais, o volume e tipo de tráfego a que as misturas estão sujeitas, também influenciam o seu desempenho. Nas regiões onde chove e/ou neva frequentemente, as misturas estão mais sujeitas à ação erosiva da água. Por outro lado, quanto maior for o volume de tráfego e a percentagem de pesados, mais rápido será o aparecimento das patologias; sejam estas devidas à ação da água, ou não (Behiry, 2013).

A modificação do betume com polímeros é considerada a melhor opção para melhorar as propriedades das misturas betuminosas (Yildirim, 2007). Costa *et al.* (2013) desenvolveram um estudo que permitiu avaliar as vantagens resultantes da modificação de betumes com diferentes resíduos plásticos.

A incorporação combinada de resíduos, como óleo de motor usado (que atua como aditivo) e polímeros (SBS e PAED) na modificação de betumes, é também uma alternativa viável, e que permite obter uma boa resistência das misturas à ação da água (Fernandes, 2013).

Torres (2014) obteve excelentes resultados de sensibilidade à água, incorporando polímeros virgens (SBS), reciclados (EVA) e reativos (Regefalt) na modificação do betume utilizado para a regeneração de misturas com elevadas percentagens de material reciclado.

Os agregados também podem ser substituídos, tratados e/ou modificados, de forma a garantirem um desempenho melhor das misturas. A substituição de frações do agregado grosso por escórias de aço de diferentes dimensões, apresenta valores muito satisfatórios de resistência ao dano por humidade (Magadi *et al.*, 2016). O filler pode ser substituído e/ou melhorado através da introdução de nanoargilas com composições químicas distintas (Iskender, 2016).

A utilização de agregados obtidos a partir de material fresado (Palma, 2015) e/ou provenientes de resíduos de construção e demolição (Brandón Basdediós, 2016, Pasandín e María, 2013), podem contribuir para uma melhor gestão de recursos não renováveis e para a diminuição da energia necessária para a produção das misturas betuminosas.

Curiosamente, e apesar de serem suscetíveis ao dano por humidade, as misturas betuminosas podem incluir água na sua composição, caso sejam produzidas com betume-espuma. Este betume é composto por 97% de betume, 2,5% de água e 0,5% de aditivos (Branco, 2013, Huan *et al.*, 2010, Plati *et al.*, 2010, Ramanujam e Jones, 2007, Xu *et al.*, 2012).

Abreu *et al.* (2015a) obtiveram valores aceitáveis de sensibilidade à água em misturas produzidas com um betume-espuma que incorporava 3% de água e apenas 0,1% de aditivos.

2.5 Data Mining

2.5.1 Introdução

A evolução tecnológica que se tem vindo a verificar nas últimas décadas, nomeadamente ao nível informático, tem permitido o desenvolvimento de sistemas de armazenamento de grandes quantidades de dados. Esses sistemas são usados em vários domínios onde existem grandes volumes de informação disponíveis que necessitam ser tratados. Essas bases de dados encerram conhecimento útil que interessa extrair (Amado, 2000).

Os meios estatísticos tradicionais têm-se revelado muito limitados para extrair padrões e tendências dessas bases de dados, daí ter surgido a área da Descoberta de Conhecimento em Bases de Dados (DCBD) com o objetivo de encontrar conhecimento útil em bases de dados grandes e complexas. O processo da DCBD pode ser resumido em cinco passos principais (Barai, 2003, Bharati e Ramageri, 2010):

- **Seleção de dados** – após definição do âmbito e dos objetivos do processo, faz-se a recolha dos dados com características que se considerem úteis;
- **Pré-Processamento** – tratamento de dados errados e omissões, resolução de distribuições de dados não uniformes, etc;
- **Transformação** – procura das características mais importantes dos dados de modo a reduzir o número de variáveis ou modificar a forma de uma dada variável;
- **Data Mining (DM)** – seleção de métodos e técnicas para extração de padrões dos dados;
- **Interpretação e Avaliação** – visualização do conhecimento extraído para tornar possível a sua interpretação e sua avaliação, sendo possível retomar o processo em qualquer uma das etapas anteriores para uma nova iteração.

A DCBD implica iterações entre as várias etapas, bem como intervenção do utilizador ao longo do processo. Esta limitação motivou a criação de ferramentas que suportem todo o processo e que permitam uma fácil recolha de dados a partir de bases de dados ou *Data Warehouses* (Goebel e Gruenwald, 1999).

O DM é o processo onde se aplicam algoritmos adequados para extrair conhecimento a partir dos dados (Fayyad *et al.*, 1996), e permite encontrar tendências e relações entre variáveis com o objetivo de prever o seu estado futuro (Santos e Azevedo, 2005).

Existem duas metodologias de *Data Mining* que se destacam: a SEMMA e o CRISP-DM (Santos e Azevedo, 2005). A SEMMA cuja sigla significa *Sample, Explore, Modify, Model, Assesment*, foi desenvolvida pela empresa *SAS*, que se encontra na área de negócio de *Business Intelligence* e o Suporte à Decisão. Quanto ao CRISP-DM, cuja sigla significa *Cross Industry Standart Process for Data Mining*, foi desenvolvida por um consórcio constituído por *NCR Systems Engineering Copenhagen* (EUA e Dinamarca), *DaimlerChrysler AG* (Alemanha), *SPSS Inc.* (EUA) e *OHRA Verzekeringen en Bank Groep B.V.* (Holanda) (Chapman *et al.*, 2000).

O CRISP-DM tem uma maior aceitação a nível mundial (da Cruz, 2007) e define-se como um modelo hierárquico, que consiste num conjunto de tarefas com quatro níveis de abstração: fases, tarefas genéricas, tarefas especializadas e instâncias de processos. Esta metodologia tem o seu ciclo de vida dividido em seis fases: compreensão do negócio, compreensão dos dados, preparação dos dados, modelação, avaliação e implementação (Figura 3). Não há uma sequência fixa uma vez que tudo depende dos resultados ou do desempenho das outras fases (Chapman *et al.*, 2000).

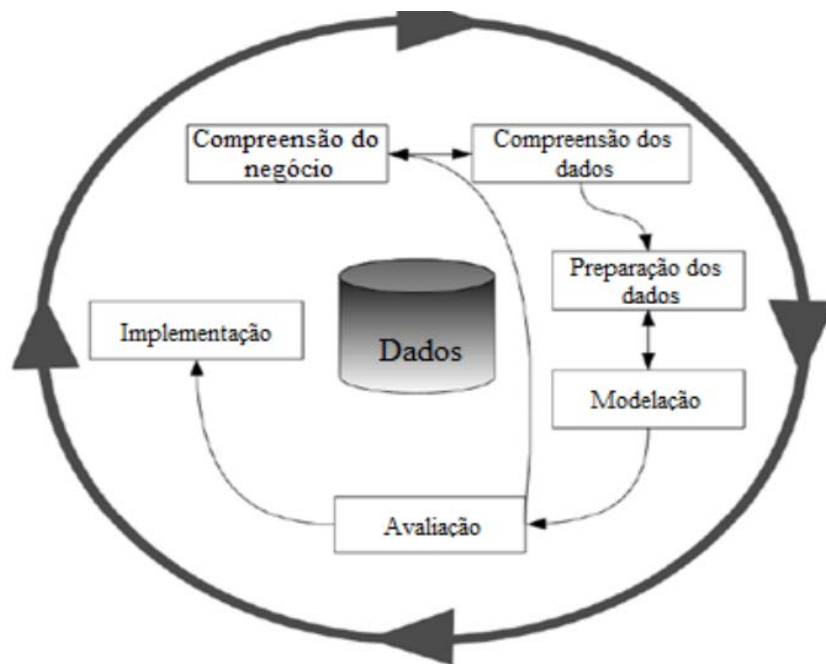


Figura 3 – Metodologia de *Data Mining* CRISP-DM (adaptado de Chapman *et al.* (2000)).

Sendo a primeira fase da metodologia CRISP-DM, a compreensão do negócio foca-se na determinação dos objetivos do projeto e dos respetivos requisitos do negócio para tornar possível a definição deste num problema de *Data Mining* e consequentemente efetuar um plano preliminar de maneira a alcançar-se os objetivos pretendidos (Chapman *et al.*, 2000).

A fase de compreensão dos dados, inicia-se com uma recolha de dados e com atividades que permitirão perceber os mesmos assim como identificar problemas de qualidade, ter uma perceção inicial das relações entre eles ou identificar subconjuntos interessantes que permitam formar hipóteses para a informação omitida (da Cruz, 2007).

A fase de preparação dos dados envolve todas as atividades associadas à construção do conjunto de dados final (estes serão utilizados nas ferramentas de modelação) a partir dos dados brutos iniciais. É provável que estas tarefas de preparação sejam efetuadas diversas vezes sem que nenhuma ordem seja prescrita. As tarefas incluem a seleção de tabelas, registos e atributos, bem como a transformação e limpeza dos dados para as ferramentas de modelação (Chapman *et al.*, 2000).

Obviamente, a natureza dos dados é fundamental para o sucesso da aplicação do DM, estando relacionada com a sua fonte, utilidade, comportamento e descrição. A fonte de dados pode ser on-line ou off-line de sistemas estáticos ou dinâmicos. Os dados podem ser utilizados para análise, dimensionamento ou diagnóstico. O comportamento dos dados pode ser discreto ou contínuo. A descrição dos dados pode ser quantitativa (se depender do número de pontos de dados disponíveis para uma aplicação) ou qualitativa (se exigir respostas para muitas perguntas como: “Os dados são escassos ou densos?”, “Estão em forma bruta ou limpa?”, “Existem valores em falta?”) (Barai, 2003, Barai e Reich, 2002).

Na fase de modelação, várias técnicas de DM são selecionadas e aplicadas e os seus parâmetros são ajustados de forma a otimizar os resultados. Das variadas técnicas, algumas têm requisitos específicos na forma dos dados, por isso às vezes é necessário voltar à fase de preparação dos dados (Costa *et al.*, 2012).

O processo de modelação engloba dois objetivos importantes: a classificação e a regressão (Witten *et al.*, 2016). A classificação consiste em distribuir os dados por classes pré-definidas (por exemplo, diagnosticar uma avaria num automóvel através do ruído do motor ou outros elementos). Quanto à regressão, define-se como uma estimativa de um valor real (a variável dependente) a partir de vários atributos (independentes) (por exemplo, prever os preços da habitação com base no número de quartos, idade, aquecimento central, entre outras características). A diferença principal é definida em termos da representação de saída, isto é, discreta para classificação e contínua para regressão (Cortez, 2010).

Já com um modelo construído para se proceder à implementação final do modelo é necessário efetuar uma avaliação do mesmo e conseqüentemente rever os passos executados na sua construção, tudo com o objetivo de verificar se os objetivos definidos são os alcançados. É importante rever o modelo de maneira a não ser esquecida nenhuma questão que não tenha sido

devidamente considerada. Após esta fase, é decidido o que se poderá fazer com os resultados obtidos (Costa *et al.*, 2012).

A fase final do projeto, a fase de implementação, é a fase onde todo o conhecimento obtido é organizado de maneira a ser apresentado ao cliente e este o possa utilizar. Esta fase, dependendo dos requisitos do projeto, pode ir da simples realização de um relatório à implementação de um processo *Data Mining* repetitivo no domínio real de aplicação (Chapman *et al.*, 2000).

Devido às suas enormes potencialidades, o DM tem sido usado com sucesso nas mais diversas áreas, como por exemplo: na saúde (Koh e Tan, 2011), na gestão empresarial (Folorunso e Ogunde, 2004), nos sistemas bancários, na agropecuária (Lazzarotto *et al.*, 2006), entre outras (Giraud-Carrier, 2004).

2.5.2 Técnicas de *Data Mining*

As técnicas de DM são uma grande inovação no que toca às ciências da computação. De acordo com Navega (2002), estas técnicas têm vindo a ser desenvolvidas e melhoradas desde o seu apogeu, há cerca de cinquenta anos, a par das grandes evoluções informáticas. Como tal, estas têm-se tornado cada vez mais influentes no dia-a-dia, sendo um potente recurso para extrair informação e conhecimento, introduzindo assim novas perspetivas para as análises de dados.

A mesma técnica pode ser implementada por algoritmos substancialmente diferentes, o que pode levar a resultados diversos, mediante o algoritmo utilizado. Existe também a possibilidade de usar técnicas diferentes para atingir os mesmos objetivos. Todavia, os resultados vão variar de técnica para técnica, o que obriga a uma seleção criteriosa das mesmas. As técnicas distinguem-se pela forma de representação do conhecimento (modelo) e pelo algoritmo de procura dos parâmetros internos do modelo (Cortez, 2010).

As principais técnicas de DM são as Árvores de Decisão (AD), as Regressões Múltiplas (RM), as Redes Neurais Artificiais (RNA), as Máquinas de Vetores de Suporte (MVS) e os k-Vizinhos Próximos (k-VP) (Cortez, 2010, Injadat *et al.*, 2016).

Uma árvore de decisão é uma estrutura de um fluxograma semelhante a uma árvore, em que cada nó da árvore significa um teste sobre um atributo e cada ramo descendente desse nó

representa um resultado do teste (Quinlan, 1986). O nó do topo da árvore é o nó raiz. Para classificar uma amostra desconhecida é traçado um caminho a partir da raiz até um nó que contém a classe de previsão para essa amostra, tal como se poderá observar na Figura 4. As árvores de decisão tomam a designação de árvores de regressão (AR) quando efetuam a previsão de uma variável contínua (Cortez, 2010).

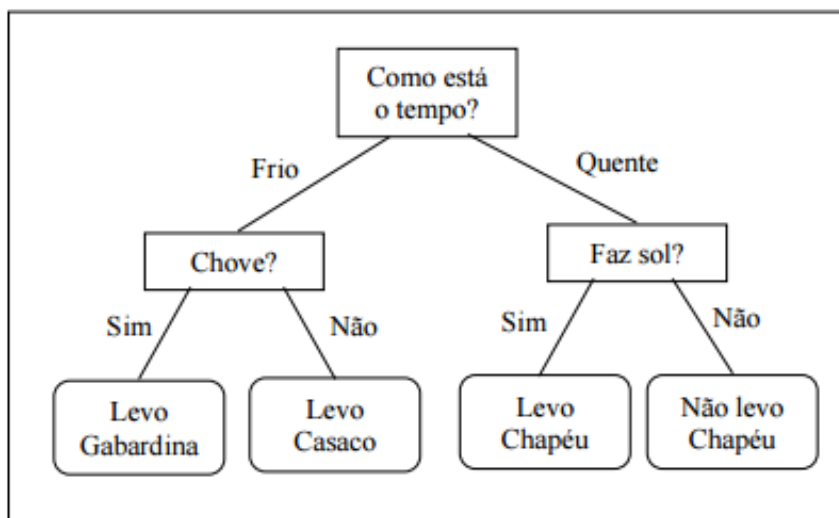


Figura 4 – Exemplo de Árvore de Decisão sobre o que vestir (Cruz, 2007).

As Regressões Múltiplas são técnicas estatísticas que consistem em modelar uma relação linear entre uma única variável dependente e várias variáveis independentes. A análise é semelhante à de uma regressão simples, embora esta descreva a relação existente entre duas variáveis (Cortez, 2010).

Quanto às RNA, estas pretendem ser uma aproximação à arquitetura do cérebro humano (Bishop, 1996). Estas redes são constituídas por unidades de processamento (nodos) interligadas segundo uma dada configuração, sendo o *Perceptrão Multi-camada* (Figura 5), o mais popular exemplo dessa estrutura (Haykin, 1999).

Os nodos constituem-se por: um *conjunto de ligações* (w_{ij}), cada uma com um peso associado, que tem um efeito excitatório para valores positivos e inibitório para valores negativos; um *integrador* (g), que reduz os n argumentos de entrada (estímulos) a um único valor; e por uma *função de ativação* (f), que pode condicionar o sinal de saída, introduzindo uma componente de não linearidade no processo computacional.

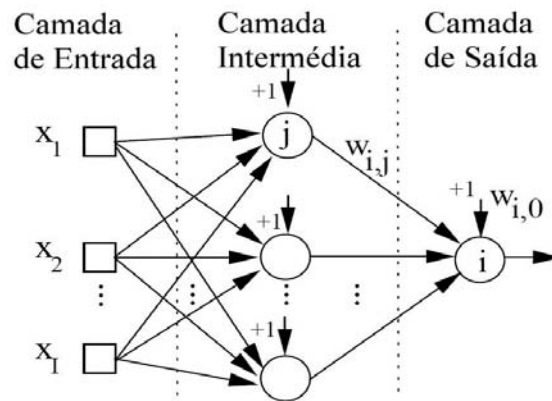


Figura 5 – *Perceptron Multi-camada* (adaptado de Haykin (1999)).

As MVS são sistemas de aprendizagem introduzidos por Vladimir Vapnik (Cortes e Vapnik, 1995) que utilizam um espaço de hipóteses de funções lineares num amplo espaço de características, as quais são treinadas com um algoritmo de otimização que implementa uma tendência de aprendizagem estatística. A ideia básica é transformar o *input* $x \in \mathcal{R}^l$ num grande espaço característico m -dimensional, usando um mapeamento não linear. Então, a MVS procura o melhor hiperplano de separação linear, relativo a um conjunto de vetores de suporte, no espaço característico (Figura 6). A transformação depende da *função de kernel* ($k(x, y) = \sum \phi_i(x)\phi_i(y)$) adotada.

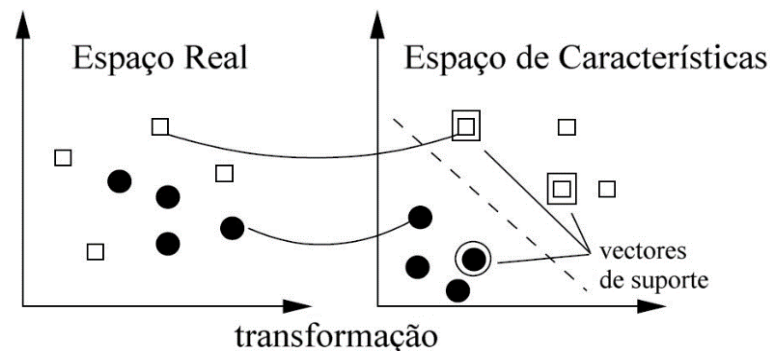


Figura 6 – Exemplo de uma transformação MVS (Cortez, 2010).

A técnica dos k -VP representa uma das mais simples e intuitivas técnicas no campo da discriminação estatística e consiste num método não paramétrico para efetuar análises de classificação e de regressão. Em ambos os casos, o valor de um objeto é influenciado pelos valores dos objetos que o rodeiam, e o parâmetro “ k ” define o número de vizinhos a serem considerados na análise (Hechenbichler e Schliep, 2004). A Figura 7 representa a técnica de k -

vizinhos próximos onde se pretende prever um dado item com base nos 3 vizinhos mais próximos (Martins e Marques, 2010).

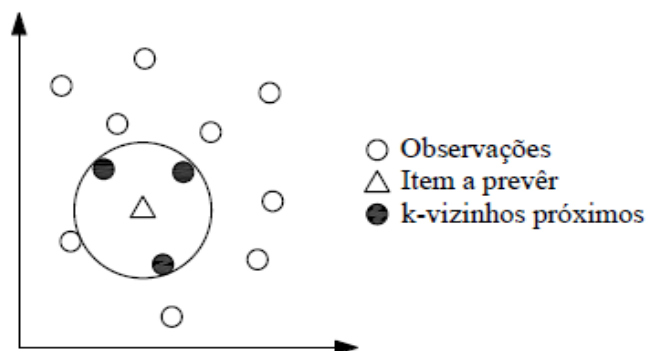


Figura 7 – Princípio formal da técnica de k-Vizinhos próximos.

De acordo com Guimarães (2013), é necessário medir a distância entre os objetos através de uma função, recorrendo a vetores posição num espaço multidimensional. Numa análise de regressão, o valor atribuído ao objeto em estudo será a média dos valores dos seus vizinhos mais próximos (Hechenbichler e Schliep, 2004).

Harrison (1998) refere que não existe nenhuma técnica de DM que resolva todos os problemas de prospeção de dados. Portanto, existem diferentes métodos que servem para diferentes propósitos, com as suas vantagens e desvantagens associadas.

A validação dos modelos obtidos pode ser realizada de diferentes formas, sendo a mais comum, a validação cruzada k-desdobrável (*k-fold*). A validação cruzada, também conhecida por estimativa de rotação, é uma técnica para avaliar a capacidade de generalização de um modelo, a partir de um conjunto de dados (Kohavi, 1995). No modo de validação cruzada do tipo k-fold, o conjunto de dados é dividido em “k” subconjuntos de comprimentos aproximadamente iguais (k-folds) sendo o método de validação repetido “k” vezes. De cada vez, um dos subconjuntos de “k” é utilizado como o conjunto de teste e os outros “k-1” subconjuntos são colocados juntos para formar um conjunto de treino. De seguida, é calculado um erro através da média dos erros obtidos com todos os conjuntos de teste.

Para avaliar o desempenho dos diferentes métodos, podem ser usadas, entre outros parâmetros, as curvas REC (*Regression Error Characteristic*) (Bi e Bennett, 2003), o coeficiente de

correlação de Pearson (R) e várias medidas associadas ao erro ou resíduo, tais como: o *Desvio Absoluto Médio (DAM)*, o *Erro Absoluto Relativo (EAR)*, o *Erro Quadrático Médio (EQM)* e a *Raiz do Erro Quadrático Médio (REQM)* (Cortez, 2010).

2.5.3 Aplicação de técnicas DM aos pavimentos rodoviários

As técnicas de DM têm sido aplicadas a problemas afetos aos diferentes campos da Engenharia Civil, tais como: Estruturas (Gholizadeh, 2015, Karbassi *et al.*, 2014, Pal e Deswal, 2011), Geotecnia (Martins *et al.*, 2012, Martins e Miranda, 2012, Sakellariou e Ferentinou, 2005, Suwansawat e Einstein, 2006), Materiais (Kim e Kim, 2002, Li *et al.*, 2008, Martins e Camões, 2013, Saridemir, 2009), Construções (Pakkala *et al.*, 2014, Taffese e Sistonen, 2016), Hidráulica (Güven, 2011, Maier e Dandy, 2000).

No domínio dos pavimentos rodoviários, as técnicas de DM têm-se revelado muito úteis quando aplicadas a sistemas de gestão de pavimentos, avaliando parâmetros relacionados com os solos de fundação, as diferentes camadas e materiais, o tráfego e as condições climáticas, e procurando evitar patologias nas camadas de desgaste (Amado, 2000).

A previsão do comportamento dos pavimentos é fundamental para uma adequada gestão da rede rodoviária. O conhecimento prévio da composição e do comportamento do pavimento permite a previsão do seu estado futuro e das necessidades de financiamento para futuras reparações/reabilitações (Lukanen e Han, 1994).

Os aterros para estradas e aterros de valas, requerem material de empréstimo compactado ao máximo peso volúmico seco. A determinação dos parâmetros de compactação de Proctor em laboratório é bastante morosa e dispendiosa quer em termos de esforço quer em termos financeiros. Usando técnicas de DM (RNA e MVS) e regressões estatísticas, Ribeiro (2015) elaborou modelos de previsão do teor em água ótimo e do peso volúmico seco máximo, tendo como variáveis de entrada propriedades do solo como os limites de consistência, percentagem de partículas finas inferiores a 0,075 mm e densidade das partículas.

Com o objetivo de desenvolver uma série de modelos de RNA para prever os valores de viscosidade dos betumes modificados com borracha, Bosurgi e Trifirò (2005) usaram quatro variáveis de entrada: fonte de ligante asfáltico, tamanho da borracha, tempo de mistura e

conteúdo de borracha. Os resultados mostram que a origem do betume, o tamanho da borracha e o teor de borracha são os fatores mais importantes nos modelos de RNA desenvolvidos, enquanto o tempo de mistura assume uma importância baixa.

Tarefder *et al.* (2005) aplicaram as RNA num modelo de previsão de permeabilidade de misturas betuminosas. As variáveis do desempenho do modelo elaborado foram o volume de vazios, a abertura do peneiro através do qual passam 10% do agregado, a abertura do peneiro através do qual passam 30% do agregado, o grau de saturação da mistura e a relação entre a percentagem de betume e a percentagem de passados no peneiro 0,075mm. O modelo desenvolvido revela excelente concordância entre simulação e dados laboratoriais, mostrando-se uma ferramenta útil no estudo da construção e manutenção de pavimentos.

Ozsahin e Oruc (2008) desenvolveram um modelo baseado em RNA para prever a relação entre os fatores que afetam o módulo resiliente (tempo de cura, nível de adição de cimento e teor de betume residual) e o módulo resiliente da mistura betuminosa emulsionada. O modelo desenvolvido mostrou-se bastante promissor, obtendo resultados fiáveis, relativamente aos obtidos em laboratório.

Um dos aspetos mais complexos da análise espectral de ondas de superfície é um processo iterativo para estimar os parâmetros do pavimento, denominado retroanálise. Num estudo apresentado por Shirazi *et al.* (2009), foi explorada a viabilidade de automatizar completamente o processo de retroanálise e substituí-lo por modelos de RNA. Para melhorar o desempenho de alguns modelos de RNA, foi implementada uma técnica de modelação sequencial. Na modelação sequencial, alguns parâmetros do pavimento são estimados primeiro a partir de um conjunto inicial de modelos de RNA, que é então a entrada para os modelos de RNA subsequentes para estimar outros parâmetros de interesse. Além disso, o desempenho dos modelos de RNA foi avaliado utilizando uma série de secções de pavimento bem caracterizadas. Os resultados mostraram que os modelos de RNA poderiam estimar os parâmetros das camadas superiores tão bem que poderiam substituir o processo de retroanálise.

A avaliação do estado do pavimento é uma das fases mais importantes em todas as atividades de engenharia de pavimentos. Saltan *et al.* (2013) elaboraram um estudo baseado nas RNA em que as deflexões de um pavimento flexível típico são usadas para estimar o módulo de elasticidade das camadas, o seu coeficiente de *Poisson* e respetiva espessura. Além disso, as

RNA são utilizadas para determinar os parâmetros estruturais e os resultados obtidos são promissores.

Para prever as características volumétricas de uma mistura, atendendo à energia de compactação (traduzida pelo número de giros no compactador giratório desenvolvido para a metodologia *Superpave*), Ozturk e Kutay (2014) elaboraram um modelo de RNA com uma amostra de 1817 misturas diferentes. O conjunto de dados de entrada necessário ao algoritmo é composto por granulometria da mistura, baridade dos agregados, caracterização do ligante, percentagem de ligante da mistura e o número de giros pretendido (isto é, N_{ini} , N_{des} e N_{max}). Os resultados do modelo revelaram uma boa capacidade de previsão do volume de vazios da mistura.

A forma da bacia de deflexão do pavimento sob a ação da carga dos veículos é predominantemente uma função da espessura das camadas de pavimento, dos módulos de rigidez das camadas individuais e da magnitude da carga. Com base nos perfis de deflexão obtidos a partir de ensaios de deflexão não destrutivos, Gopalakrishnan *et al.* (2013), aplicaram as AR, as RNA e as MVS no processo de retroanálise, usado para estimar os módulos de elasticidade (*Young*) das diferentes camadas.

Specht e Khatchatourian (2014) apresentaram dados experimentais e a aplicação de técnicas de inteligência artificial (estatística, RNA) à modelação da viscosidade em betumes borracha. Os betumes foram preparados em laboratório variando o teor de borracha, tamanho de partícula de borracha, duração e temperatura da mistura de acordo com um plano de desenho estatístico. A análise de variância multifatorial mostrou que o teor de borracha tem uma grande influência na viscosidade observada para o intervalo considerado de variação dos parâmetros. Além disso, o uso combinado de RNA e análise de RM melhorou as características do modelo.

Devido ao comportamento complexo dos materiais de pavimentação, sob várias condições de carga, estrutura do pavimento e condições ambientais, é difícil prever com precisão a deformação permanente do pavimento. Shafabakhsh *et al.* (2015) elaboraram um modelo de previsão da deformação permanente, baseado nas RNA, para uma base de dados de 270 misturas. As variáveis de entrada do modelo são: a origem do agregado, o tipo de betume, o conteúdo de betume, a temperatura e a tensão. Uma RNA com 10 neurónios na camada escondida foi considerada como a arquitetura apropriada para prever a deformação final de

misturas, tendo sido observada uma excelente conformidade entre os dados previstos e os dados do teste.

Com base em RNA, Zhang *et al.* (2015) compararam resultados de penetração do betume envelhecido, obtido de misturas com tempos de serviço diferentes e provenientes de variadas zonas da China. Tendo como objetivo prever a penetração do betume envelhecido em zonas frias e estabelecer relações entre o envelhecimento do betume, *in situ* e simulado em laboratório, estes autores obtiveram resultados muito positivos e incentivam à aplicação desta técnica nos sistemas de gestão de pavimentos.

Num estudo realizado por Moghaddam *et al.* (2016) é implementada uma aplicação das RNA e das MVS para prever a resistência à fadiga de uma misturas que incorporem betume modificado com Tereftalato de Polietileno (PET). As variáveis de entrada são percentagens de PET, níveis de tensão e temperaturas ambientais. O desempenho do método proposto é avaliado comparando os resultados previstos pelo modelo com observados da experiência. Os resultados da previsão utilizando MVS são então comparados com os da aplicação de RNA e conclui-se que o MVS conduz a resultados mais precisos quando comparados aos dados da experiência observada.

O controlo analítico da compactação de uma mistura betuminosa é difícil devido à complexa relação entre as características incertas, mas é fundamental para atingir a meta estabelecida no projeto respeitando o custo estimado. Por esta razão, é necessário utilizar instrumentos que reportem os dados pesquisados em tempo real, não só da compactação, mas também de outros parâmetros relativos ao cenário considerado, através de procedimentos analíticos evoluídos, a fim de extrair informações úteis. A partir do conhecimento das informações registadas pelos instrumentos de medição ordinários, Amadore *et al.* (2013) prevêm o valor da densidade atingida pelos materiais.

Uma correta orçamentação para a manutenção de estradas, que representa um investimento significativo em áreas urbanas, requer a previsão exata da deterioração do pavimento. Num estudo elaborado por Kırbaş e Karaşahin (2016) são comparados os desempenhos das AR, RM e RNA na previsão da deterioração dos pavimentos. Primeiro, foi medida a condição atual dos pavimentos, usando o índice de condição do pavimento (PCI), que é aprovado pelo sistema PAVER. Em seguida, foram desenvolvidos três modelos diferentes para prever a deterioração

do PCI em função da idade do pavimento, e aplicados a redes rodoviárias urbanas em Samsun (Turquia). Os modelos desenvolvidos revelaram uma boa capacidade de previsão.

3 CASO DE ESTUDO E METODOLOGIAS UTILIZADAS

3.1 Construção da base de dados

A elaboração de um modelo de previsão obrigou à criação de uma base de dados, na qual foram inseridos os valores de 15 parâmetros (colunas) relativos a 167 misturas (linhas). Atendendo à pesquisa bibliográfica (Capítulo 2.6), os parâmetros a avaliar foram selecionados de forma a salientar a importância de atributos afetos ao agregado, ao betume e a outros fatores que podem influenciar a sensibilidade à água das misturas betuminosas.

Desta forma, os parâmetros escolhidos para a formação da base de dados foram: o tipo de agregado (A), a dimensão máxima do agregado (DMA), o tipo de filer (F), a percentagem de material fresado (%MF), a percentagem de material reciclado (%MR), a percentagem de agregado que passa no peneiro de abertura igual a 0,063 mm (% #063), o valor obtido do ensaio de penetração do betume (Pen. bet.), a temperatura de amolecimento do betume obtido pelo método “Anel e Bola” ($T_{A\&B}$ bet.), a percentagem de polímero adicionado no betume (% Pol.), a percentagem de aditivo incorporado no betume (%Ad.), a percentagem de água no betume (betume-espuma) (%Ág.), o volume de vazios médio da mistura compactada (V_v méd.), o ITS seco médio (*Indirect Tensile Strength dry – ITS_d*) e o índice de tração indireta (*Indirect Tensile Strength Ratio – ITS_R*).

A distinção feita entre material fresado e material reciclado, utilizados como parte do agregado na formulação das misturas, deve-se ao facto de terem proveniências diferentes. O material fresado, como o próprio nome indica, resulta da fresagem de uma ou mais camadas betuminosas de pavimentos em fase de reabilitação. Quanto ao reciclado, é obtido a partir de resíduos de construção e demolição, após separação magnética de armaduras (Pasandín e María, 2013); (Brandón Basdediós, 2016).

A construção desta base de dados foi um processo moroso devido à dificuldade em encontrar bibliografia que apresentasse a totalidade dos parâmetros pretendidos. Em muitos casos, eram apresentadas todas as características de formulação da mistura, mas não existiam resultados de ensaios à ação da água. Noutros, eram apresentados os resultados de sensibilidade à água, mas faltavam dados relativos à produção da mistura, tais como: a curva granulométrica do agregado, as características do betume, o volume de vazios médio da mistura, etc. Na Tabela 1 são indicados os documentos de onde foram extraídos os dados, bem como, os principais atributos de cada mistura relativos ao agregado, ao betume e a outros fatores.

Tabela 1 – Síntese dos atributos relativos às misturas analisadas pelos diversos autores.

Referência	Tipo de Agregado	Tipos de Betumes	Outros Componentes (* e **)	Nº de Misturas
Oliveira <i>et al.</i> (2009)	Granítico	50/70 virgem e 160/220**	**parafina	2
Pereira (2009)	Granítico	35/50 e 50/70 virgens		2
Silva <i>et al.</i> (2009)	Granítico	10/20 virgem e 35/50**	**parafina	2
Ferreira (2009)	Sienítico-calcário	50/70 virgem e 50/70**	**parafina e cecabase	3
Costa, (2010)	Granítico	50/70 virgem e 50/70**	**PEAD reciclado	5
Oliveira <i>et al.</i> (2011)	Granítico	35/50 virgem e 35/50**	**LEADCAP	4
Martins (2012)	Granítico	35/50 e 70/100 virgens		5
Branco (2013)	Granítico	50/70 virgem e espumado**	**água e aditivo TEGO	5
Aguado Díaz (2015)	Siderúrgico	BM3C		4
Costa (2013)	Basáltico ou Calcário	PMB 45/80-65 e 10/20 virgens e **	**sasobit ou RESIDET WMX	4
Fernandes (2013)	Granítico	35/50 virgem e 35/50**	**PEAD ou SBS + óleo usado	3
Marques (2013)	Granítico	50/70 virgem e 50/70**	**Granulado de borracha	9
Pasandín e María (2013)	Corneana Pelítica*	50/70	*0% a 30% MR pré-tratado	34
Miranda (2014)	Granítico	Styrelf, 35/50 virgens e 70/100**	**EVA e PEAD	5
Silva (2014)	Granítico	50/70 virgem e espumado**	**0,1% aditivo TEGO	2
Silva <i>et al.</i> (2014)	Granítico	50/70*	**Gran. de borracha e surfactante	2
Torres (2014)	Granítico*	13/60 Styrelf** e 160/220 Cepsa**	*50% MF, **polímeros e aditivo	5
Abreu <i>et al.</i> (2015c)	Granítico	35/50		1
Abreu <i>et al.</i> (2015a)	Granítico*	70/100 virgem e espumado	*% MF**água e aditivo	5
Abreu <i>et al.</i> (2015b)	Granítico*	35/50 e 70/100 virgens	*0% a 50% MF	3
Brandão (2015)	Granítico	70/100 virgem e 70/100**	**EVA e PEAD	4
Costa (2015)	Basáltico	Styrelf e 70/100**	**EVA e PEAD	4
Fernandes <i>et al.</i> (2015)	Granítico	Styrelf		1
Fernandes <i>et al.</i> (2015)	Granítico*	35/50**	*MF, **PEAD e Óleo usado	1
Moreno-Navarro <i>et al.</i> (2015)	Ofito	40/60 virgem e 40/60**	**0% a 6% SBS	4
Palma (2015)	Granítico*	35/50 e 50/70 virgens	0% a 20% MF	3
Brandón Basdediós (2016)	Calcário	35/50 virgem	*0% a 69% MR	28
Iskender (2016)	Basáltico*	50/70 virgem	*Nano Argilas no filer	10
Pradyumna e Jain (2016)	Basáltico*	VG-30 virgem e VG-30**	**rejuvenescedores	3
Afonso <i>et al.</i> (2017)	Granítico	Elaster BM-3b virgem e **	**Fibras de celulose	4

* - Substituição do agregado (ou fração do mesmo) por outros materiais.

** - Modificação do betume com polímeros, resíduos, rejuvenescedores, etc.

Uma vez apresentadas todas as fontes dos dados utilizados para este trabalho e definidos os parâmetros a avaliar na sensibilidade à água das misturas (variáveis de entrada do modelo), procede-se a uma caracterização sintetizada dos dados inseridos na base. A Tabela 2 apresenta alguns dados estatísticos relativos aos valores de 13 parâmetros, isto é, às variáveis de valor numérico.

Tabela 2 – Estatísticas das variáveis de entrada.

Parâmetros	Unidades	Mínimo	Média	Máximo	Desvio Padrão	Coefficiente de variação (%)
Dimensão Máxima Agregado	mm	11	17,1	22	4,5	26,3
Material Fresado	%	0	3,5	50	22,8	645,4
Material Reciclado	%	0	9,3	69	30,6	328,3
Passados no peneiro 0,063 mm	%	1,5	5,9	10	3,5	59,2
Penetração do betume	mm^{-1}	15	47,2	106	37,7	79,8
T _{A&B} do betume	° C	21,5	57,2	109	35,9	62,8
Betume	%	3	5	10,5	3,2	63,3
Polímero	%	0	1,9	21	9,5	501,9
Aditivos	%	0	0,7	10	4,5	641,7
Água	%	0	0,1	3	1,4	1155,7
Volume de vazios médio	%	1,2	4,8	20,7	8,5	174,9
ITS seco médio	kPa	680	1984	5148	1876	94,5
ITSR	%	27	77,1	113	35,3	45,7

Contudo, existem 2 parâmetros designados por “variáveis categóricas”, isto é, são caracterizados de acordo com a sua origem e/ou composição e não têm valor numérico.

Um destes parâmetros é o tipo de agregado e, como se pode observar na Tabela 3, existem 7 tipos de agregados diferentes na base de dados.

Tabela 3 – Diferentes tipos de agregado.

Tipo de agregado	Número de misturas que o incluem
Basáltico	19
Calcário	30
Corneana Pelítica	34
Granítico	73
Ofito	4
Siderúrgico	4
Sienítico-calcário	3

O segundo parâmetro de entrada, presente na base de dados, que não assume valor numérico, é o tipo de filer. Na Tabela 4 são apresentados os 6 diferentes tipos de filer presentes na base de dados, bem como o número de misturas em que cada um foi utilizado.

Tabela 4 – Diferentes tipos de filer.

Tipo de filer	Número de misturas que o incluem
Basáltico	4
Calcário	112
CEM	34
Granítico	4
Minecal	4
Nanoargilas	9

3.2 Aplicação das Técnicas *Data Mining*

Neste estudo foram usadas as técnicas de DM descritas no Capítulo 2.5.2. Para aplicar os modelos e técnicas de *Data Mining* usou-se a ferramenta R (*R Development Core Team*) em conjunto com a aplicação RMiner desenvolvida por Cortez (2007).

O ambiente R é um conjunto integrado de programas para a manipulação de dados, cálculos e traçado de gráficos que também permite a análise estatística. Foi desenvolvida como uma derivação da linguagem estatística S e tem como modelo a programação orientada para objetos, permitindo que diversas características sejam acrescentadas através de pacotes (*packages*). Possuindo uma grande facilidade de importação de dados, o R reconhece diversos formatos (separados por vírgulas ou espaços) assim como um formato próprio. Como é um software aberto permite o desenvolvimento de pacotes de *software* envolvendo métodos numéricos e/ou estatísticos com determinado fim.

Na aplicação das técnicas de DM para previsão do ITSR foi adotado um esquema de avaliação usando 10 execuções de uma validação cruzada *10-fold* (Efron e Tibshirani 2003) e determinado o valor médio das seguintes métricas (Equações 1 a 3).

$$DAM = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

$$\text{REQM} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (2)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i) \times (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2 \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}}_i)^2}} \quad (3)$$

onde N designa o número de exemplos, y_i o valor desejado, \hat{y}_i o valor estimado pelo modelo em causa, \bar{y}_i a média dos valores desejados e $\bar{\hat{y}}_i$ a média dos valores estimados.

As métricas assim obtidas permitem comparar a capacidade preditiva de cada uma das técnicas de DM usadas. Sendo assim, as técnicas com melhor desempenho são aquelas que apresentem menores erros e maior coeficiente de correlação.

Neste estudo é também avaliada a importância dos parâmetros de entrada usados nos modelos de previsão do ITSR. Para isso será efetuada uma análise de sensibilidade após a fase de treino (Kewley *et al.*, 2000) que permitirá verificar a resposta do modelo à variação de cada um dos parâmetros de entrada desde o seu valor mais baixo até ao seu valor mais elevado, permanecendo os restantes parâmetros com o seu valor médio. Um parâmetro é tanto mais relevante para o modelo quanto maior for a variância por este provocada na resposta de um dado modelo (Martins *et al.*, 2008).

Na expectativa de obter um modelo com boa capacidade de previsão do ITSR, o processo DM foi elaborado de forma iterativa, ou seja, retirando sucessivamente os atributos da base de dados original aos quais é atribuída menor importância (inicialmente um a um, e depois vários em simultâneo).

Quando o tipo de variável, ou o número de variáveis retiradas da base, afetava negativamente o desempenho dos modelos, era simulada uma combinação diferente de parâmetros, com o intuito de diminuir o erro obtido.

Na impossibilidade de experimentar todas as combinações possíveis, a seleção das variáveis de entrada foi feita de modo a diminuir o número de parâmetros avaliados e tentar encontrar aqueles que mais influenciam a resistência das misturas à ação erosiva da água, sem reduzir o desempenho dos modelos.

Na Tabela 5 são apresentadas as variáveis de entrada para cada uma das simulações.

Tabela 5 – Combinações de parâmetros avaliados por simulação.

S	A	DMA	F	% MF	% MR	% #063	Pen. bet.	T _{A&B} bet.	% bet.	% Pol.	% Ad.	% Ág.	Vv méd.	ITSd	ITSR
1	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
2	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X
3	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X
4	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X
5	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
6	X	X	X	X	X		X	X	X	X	X	X	X		X
7	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X		X
8	X		X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X
9	X	X	X	X	X		X	X	X		X	X	X		X
10	X		X	X	X		X	X	X		X	X	X		X
11	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X	X	X
12	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X		X
13	X	X	X	X	X	X	X	X	X		X		X		X
14	X		X	X	X	X	X	X	X		X		X		X

Legenda:

S – Simulação

A – Tipo de agregado

DMA – Diâmetro máximo do agregado

F – Tipo de filer

%MF – Percentagem de material fresado

%MR – Percentagem de material reciclado

%#063 – Percentagem de agregado que passa no peneiro com abertura igual a 0,063 mm

Pen. Bet. – Valor obtido do ensaio de penetração do betume

T_{A&B} – Temperatura de amolecimento do betume obtida no ensaio de anel e bola

%bet – Percentagem de betume utilizado na formulação da mistura

%Pol. – Percentagem de polímero adicionado ao betume

%Ad. – Percentagem de aditivo incorporado no betume

%Ág. – Percentagem de água na formulação do betume-espuma

Vv méd. – Volume de vazios médio da mistura compactada

ITSd – ITS médio seco (Índice de tração indireta pelo método seco)

ITSR – Índice de tração indireta.

No Capítulo 4 serão apenas apresentados os resultados correspondentes à simulação contendo todos os dados e à simulação correspondente ao melhor modelo obtido de entre todas as técnicas de DM usadas. No subcapítulo dos resultados correspondentes ao melhor modelo obtido serão também apresentados os resultados obtidos com os outros modelos de DM usando os mesmos parâmetros de entrada.

4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DE RESULTADOS

4.1 Misturas betuminosas em geral

Nesta fase do trabalho serão apresentados os modelos obtidos com cada uma das técnicas de DM descritas no capítulo 3, bem como a respectiva análise das importâncias atribuídas aos diferentes parâmetros e das medidas de desempenho de cada técnica. Os diferentes modelos, obtidos a partir da base de dados completa, são aplicáveis a qualquer tipo de mistura betuminosa.

4.1.1 Resultados obtidos com todos os parâmetros de entrada

Esta etapa do processo de DM inicia-se com a utilização de todos os parâmetros da base de dados, como variáveis de entrada dos modelos de previsão.

Na Tabela 6 são apresentadas as medidas de desempenho obtidas com todas as técnicas de DM no processo de validação cruzada. Como se pode ver, as MVS apresentam os menores erros e o maior coeficiente de correlação. Por isso, a maior capacidade preditiva é obtida com as MVS. Por outro lado, as AR apresentam o pior desempenho consubstanciado através de maiores erros e menor R.

Tabela 6 – Medidas de desempenho dos modelos com todas as variáveis de entrada.

Medidas de desempenho	AR	RM	RNA	MVS	k-VP
DAM	9,63	9,37	9,46	8,53	8,61
REQM	12,53	11,93	12,14	11,04	11,39
R	0,58	0,62	0,61	0,68	0,66

Nas Figuras 8, 9, 10, 11 e 12 são apresentadas as relações entre os valores previstos e os valores medidos de ITSR usando todos os dados.

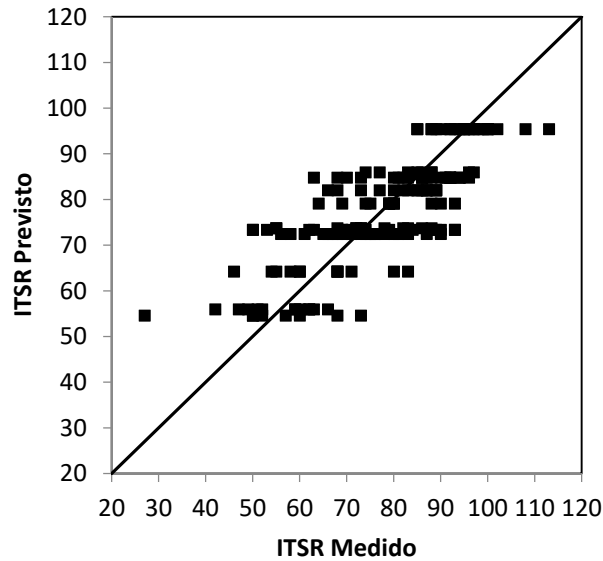


Figura 8 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.

Olhando para a Figura 8 é possível constatar que as AR não se apresentam muito eficazes na previsão do ITSR, pois apresentam uma nuvem de pontos bastante dispersa, havendo uma distribuição dos pontos do gráfico por patamares.

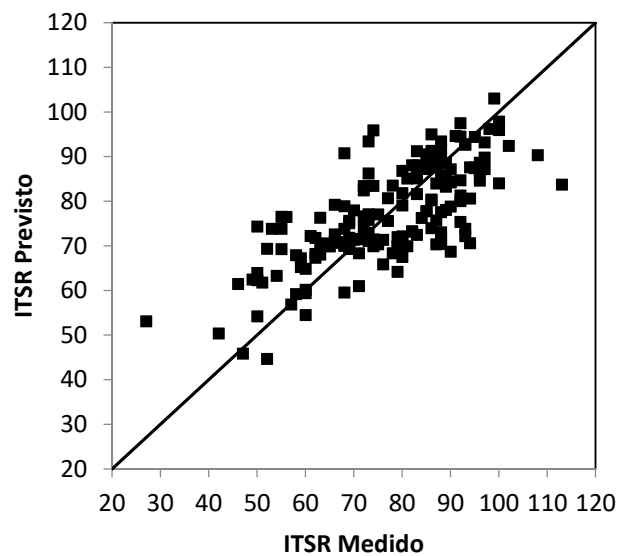


Figura 9 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.

Em relação às RM, verifica-se um ajustamento entre o ITSR previsto e o ITSR medido melhor que o obtido com as AR (Figura, 9). As RNA apresentam um ajustamento semelhante ao das RM (Figura 10).

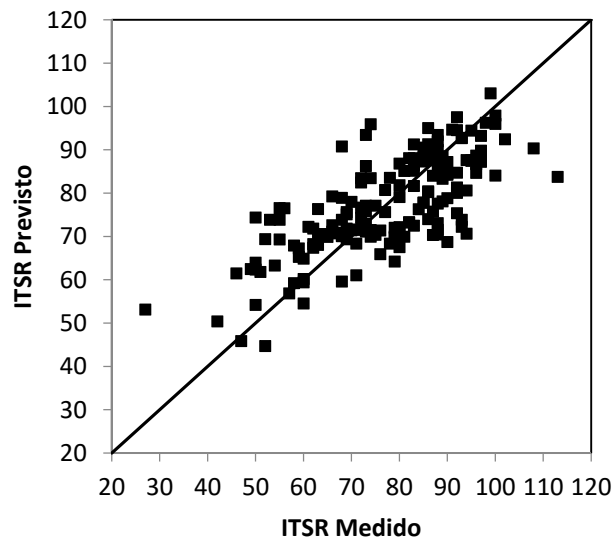


Figura 10 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.

A representação gráfica do modelo obtido das MVS é apresentada na Figura 11. A distribuição dos pontos é bastante mais satisfatória do que nas restantes técnicas, e os valores de ITSR previstos pelo modelo são mais próximos dos medidos, formando uma nuvem de pontos mais compacta e alongada, em torno da reta a 45° correspondente à igualdade entre os valores medidos e os valores calculados.

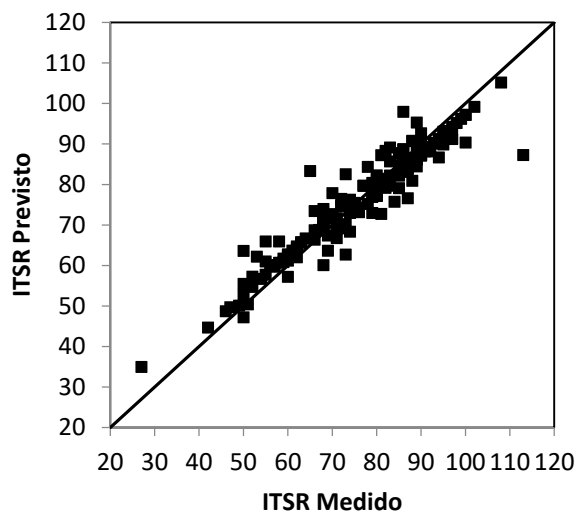


Figura 11 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.

Os k-VP também apresentam um desempenho mais satisfatório do que o das AR, RM e RNA. A nuvem de pontos incide razoavelmente sobre a reta de valores pretendidos, isto é, os valores de ITSR fornecidos pelo modelo são relativamente próximos dos medidos (Figura 12).

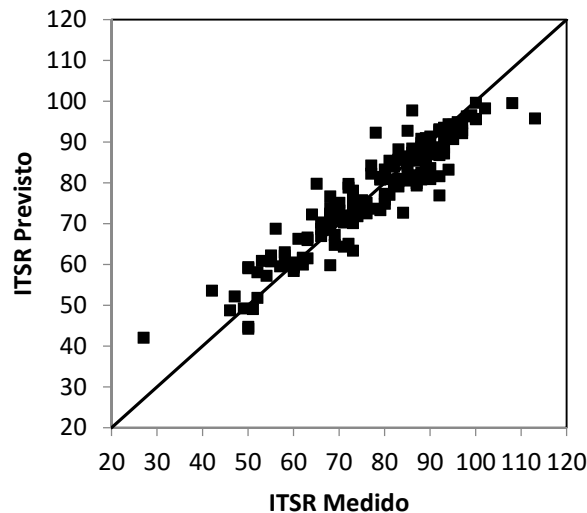


Figura 12 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.

As importâncias atribuídas pelos diferentes modelos aos parâmetros de entrada na previsão do ITSR são apresentadas graficamente nas Figuras 13,14,15,16 e 17, onde é possível verificar que os modelos atribuem importâncias diferentes aos vários parâmetros de entrada.

Assim sendo, constata-se que as AR atribuem importância a apenas 4 parâmetros. Com esta técnica, o tipo de agregado apresenta-se como fator mais importante (74%), seguido do ITS seco médio (13%), do volume de vazios médio da mistura (9%) e do valor da penetração do betume (4%). Os restantes atributos, relativos ao agregado, ao filer e ao betume não assumem qualquer importância para este modelo de previsão (Figura 13).

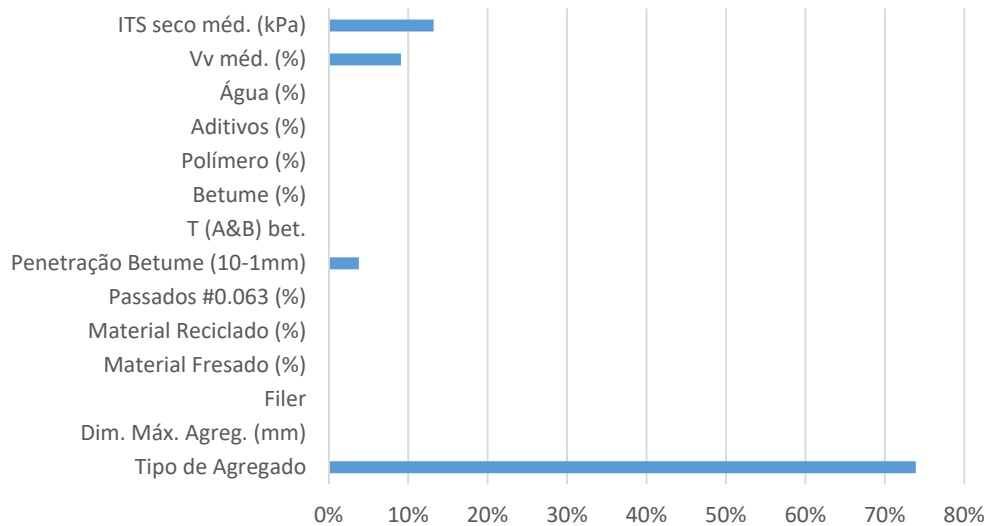


Figura 13 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.

Embora não apresentem tantos parâmetros sem importância como as AR, as RM mantêm o tipo de agregado (38%) e o volume de vazios médio da mistura (24%) entre os fatores mais importantes. O filer passa a assumir uma importância de 14%. Estes valores podem ser verificados no gráfico da Figura 14. Para esta técnica, o ITS seco médio, a percentagem de polímero e a percentagem de passados no peneiro 0,063 mm, não apresentam qualquer influência sobre os resultados de sensibilidade à água.

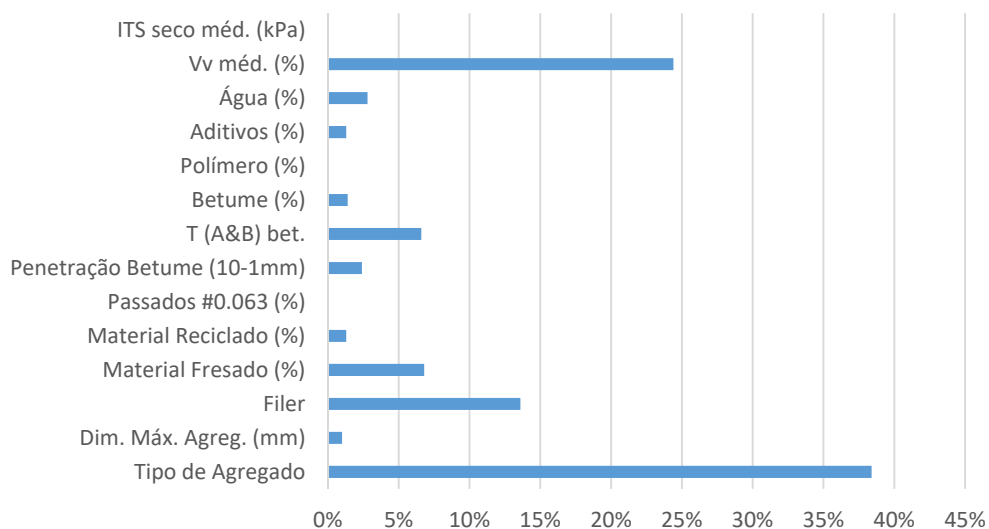


Figura 14 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.

O gráfico apresentado na Figura 15, mostra que as RNA apresentam apenas 3 parâmetros, aos quais não atribuem importância (ITS seco médio, percentagem de polímero e percentagem de

passados no peneiro 0,063 mm). O tipo de agregado, o volume de vazios médio da mistura e o tipo de filer assumem os mesmos valores de importância atribuídos pelas RM

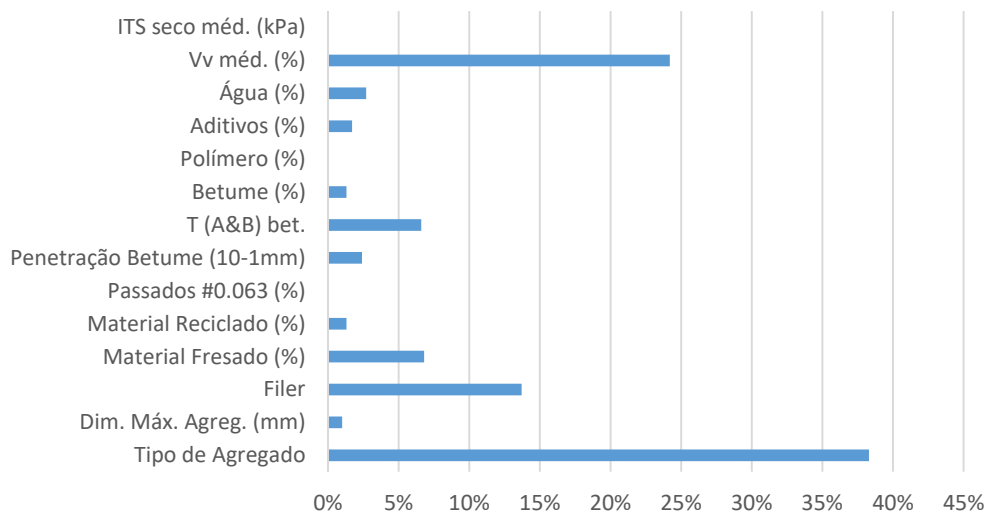


Figura 15 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.

No caso das MVS (Figura 16), todas as variáveis de entrada influenciam a sensibilidade à água das misturas. A percentagem de água (37%) e a percentagem de betume (24%) assumem-se como parâmetros mais influentes, logo seguidos pelo tipo de agregado (8%) e pelas percentagens de material fresado (7%) e aditivos (7%).

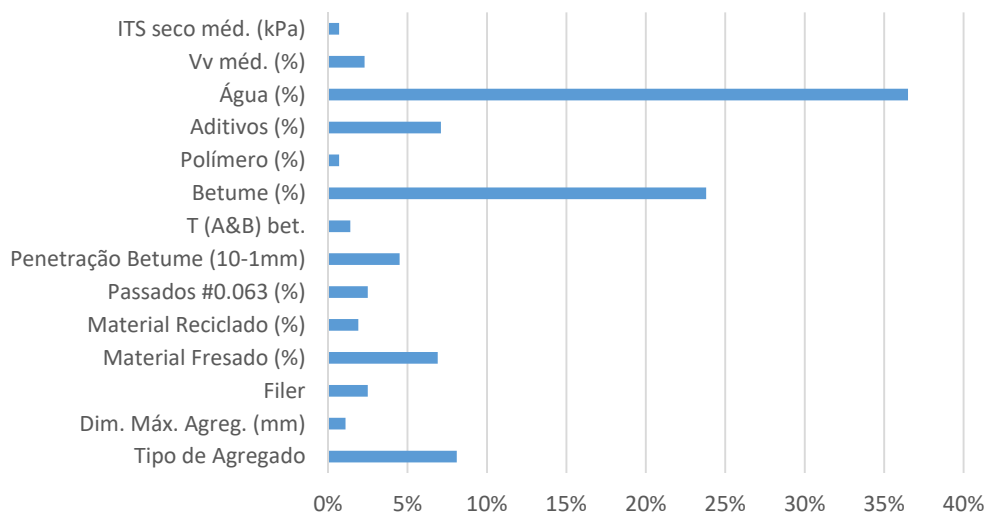


Figura 16 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.

Como parâmetros que menos influenciam a resistência à ação da água, apresentam-se: o ITS seco médio, a percentagem de polímero, a temperatura de amolecimento do betume e a

dimensão máxima do agregado, sendo atribuído 1% de importância a cada um deles neste modelo de previsão.

Os k-VP, tal como as MVS, atribuem importância a todas as variáveis de entrada na previsão da sensibilidade à água, e assumem como mais importante, a percentagem de água (29%). Em segundo lugar aparece o valor da penetração do betume (18%), seguido da percentagem de betume (15%). O tipo de agregado e a percentagem de material reciclado assumem importâncias idênticas (8%). Como parâmetros menos importantes, apresentam-se: o ITS seco médio, a temperatura de amolecimento do betume, a dimensão máxima do agregado e a percentagem de passados no peneiro 0,063 mm, com 1% de importância atribuída a cada um deles (Figura 17).

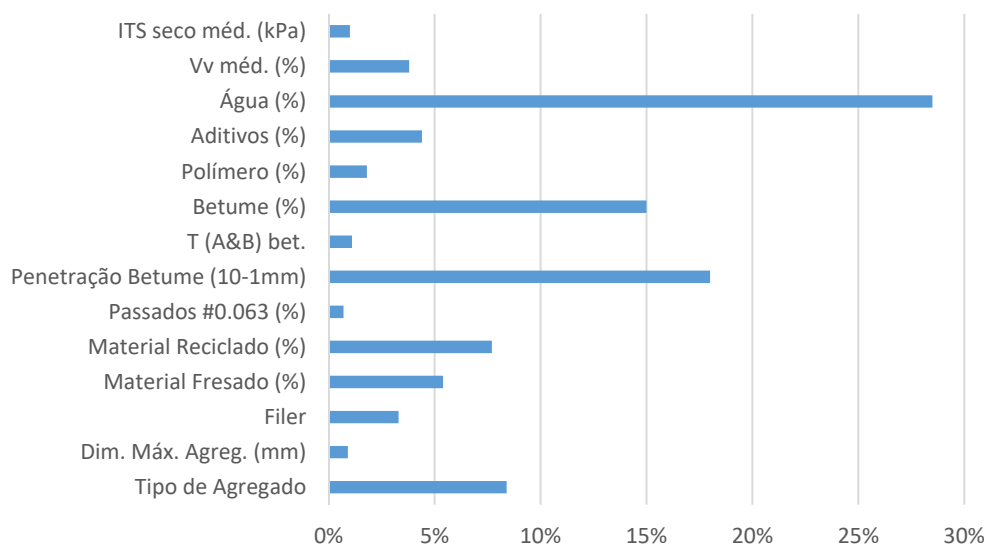


Figura 17 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.

Terminada a primeira simulação, com a aplicação das diferentes técnicas, deu-se início ao processo de extração de parâmetros da base de dados.

Ao fim de 7 simulações, em que foram extraídos, isoladamente e de forma combinada, os parâmetros que assumiram menor percentagem de importância até então (ITS seco médio, percentagem de passados no peneiro 0,063 mm, percentagem de polímero e dimensão máxima do agregado), o desempenho dos modelos melhorou significativamente.

Em seguida são apresentados os resultados obtidos com o melhor modelo.

4.1.2 Melhor modelo obtido

Nesta simulação, são retirados em simultâneo da base de dados, os dois parâmetros que, quando retirados individualmente, aumentaram o desempenho dos modelos obtidos, ou seja, provocaram uma diminuição da REQM e do DAM, e um aumento do R. Assim, são excluídos o ITS seco médio e a percentagem de polímero adicionada ao betume.

As medidas de desempenho das várias técnicas obtidas num processo de validação cruzada são apresentadas na Tabela 7. Nela se pode constatar que as MVS são a técnica com maior capacidade preditiva do ITSR e as AR a técnica com o pior desempenho. Aliás, o desempenho das AR é mesmo inferior ao desempenho obtido usando todos os parâmetros de entrada. Isto pode ser justificado pelo facto de ter sido retirado o ITS seco, que foi considerado pelas AR o segundo parâmetro mais importante na análise com todas as variáveis de entrada.

Tabela 7 – Medidas de desempenho dos modelos com 13 variáveis de entrada.

Medidas de desempenho	AR	RM	RNA	MVS	k-VP
DAM	9,81	9,25	9,43	8,17	8,75
REQM	12,63	11,67	11,96	10,65	11,71
R	0,57	0,63	0,62	0,70	0,64

O facto das RNA apresentarem uma menor capacidade preditiva do que as RM parece ser um sinal de que as mesmas não estão a conseguir captar as relações não lineares existentes entre as diferentes variáveis.

As Figuras 18, 19, 20, 21 e 22 apresentam, para todos os modelos de DM, a representação gráfica da relação entre os valores previstos e os valores medidos usando todos os dados.

Olhando para o gráfico da Figura 18, correspondente ao modelo das AR, é possível verificar que os pontos se distribuem por patamares, evidenciando as limitações desta técnica para o desenvolvimento de modelos de previsão de resultados.

A nuvem de pontos dos modelos das RM e RNA é muito semelhante (Figuras 19 e 20) apresentando muitos pontos com afastamento significativo da reta a 45°.

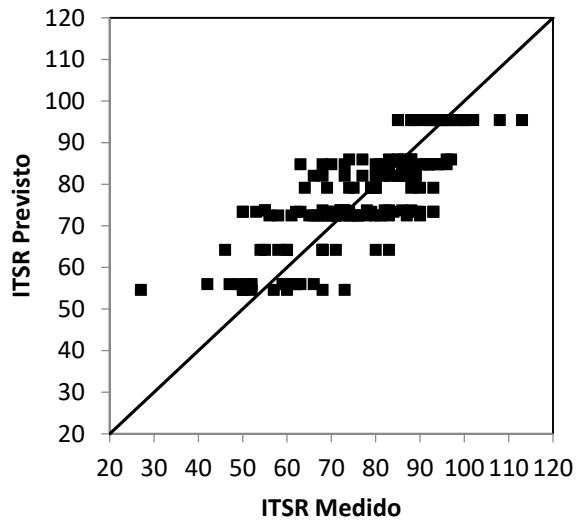


Figura 18 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.

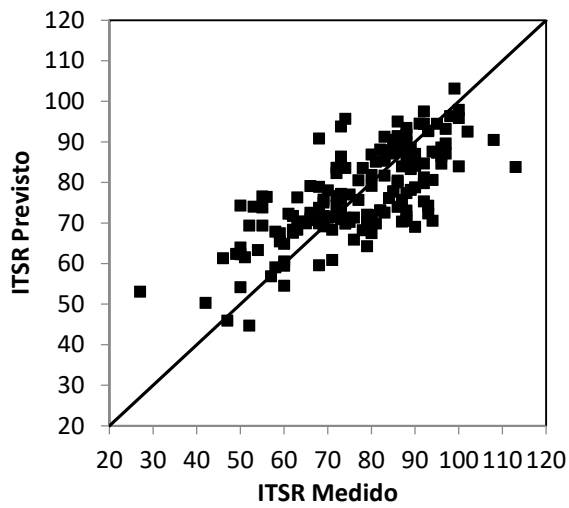


Figura 19 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.

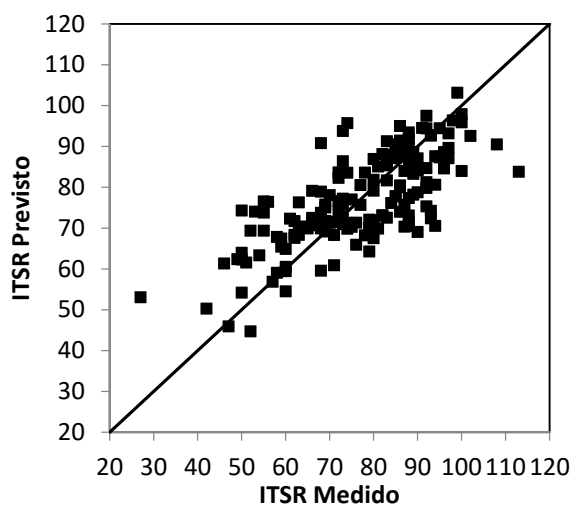


Figura 20 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.

Em relação aos modelos obtidos com as MVS e os k-VP pode constatar-se nas Figuras 21 e 22 que os pontos se encontram muito próximos da reta a 45°, o que demonstra a boa capacidade preditiva evidenciada pela técnica da validação cruzada.

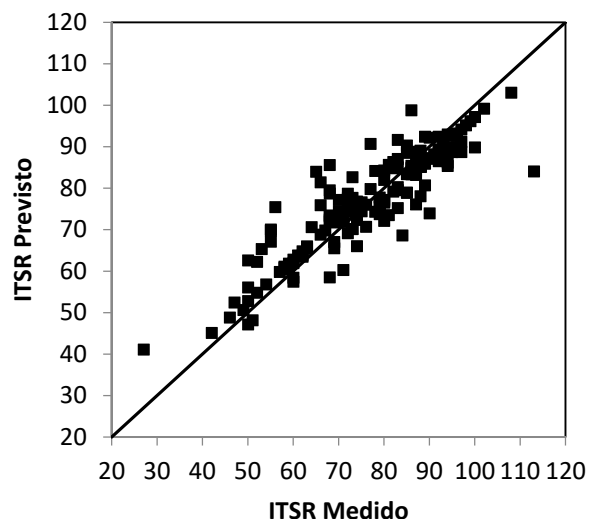


Figura 21 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.

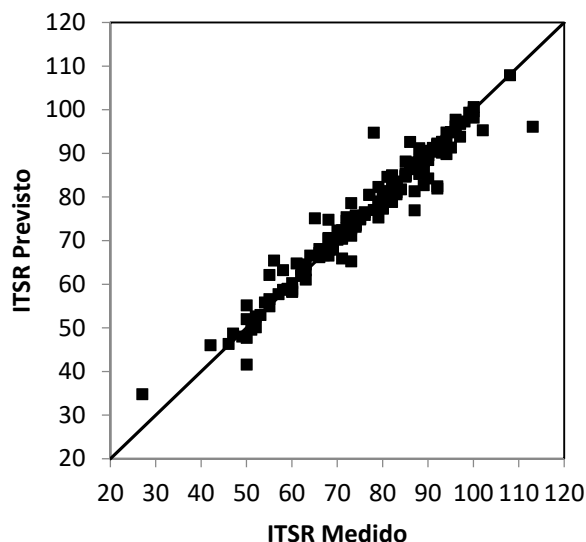


Figura 22 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.

As importâncias atribuídas pelos vários modelos de DM estão representadas nas Figuras 23 a 27.

Na Figura 23, pode constatar-se que, tal como na análise com todos os dados, as AR não atribuem qualquer importância a um elevado conjunto de fatores.

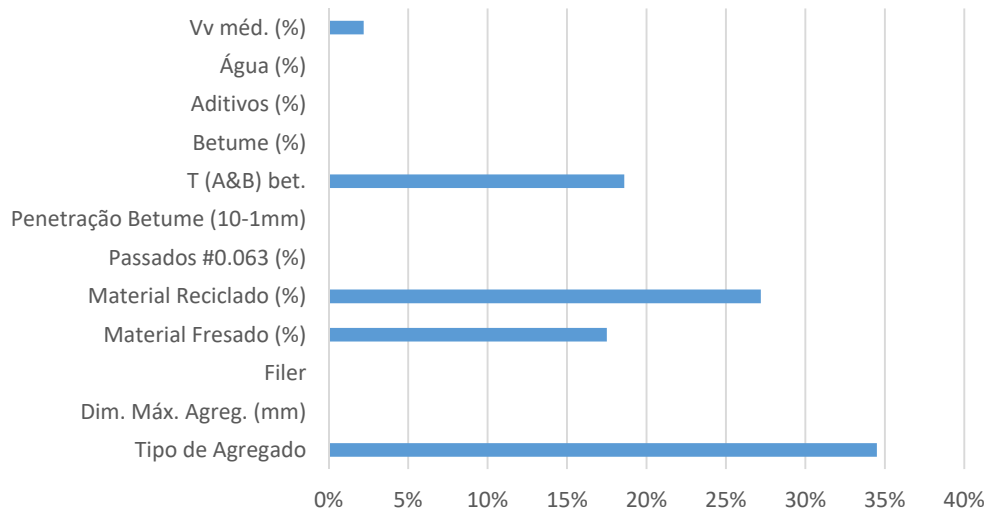


Figura 23 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITR com as AR.

Comparando a Figura 23 com a Figura 13, é possível verificar que o tipo de agregado continua a ter a maior importância, embora muito inferior à obtida com todos os dados. Também é de salientar que a temperatura de amolecimento do betume, a percentagem de material reciclado e a percentagem de material fresado, que não tinham qualquer importância quando foram usados todos os dados, passaram a ter uma importância relevante após a extração do ITS seco e da percentagem de polímeros.

De notar que a importância atribuída pelas RM e RNA às diferentes variáveis de entrada (Figuras 24 e 25, respetivamente), é idêntica à obtida usando todos os parâmetros de entrada.

Ambas assumem o tipo de agregado como atributo que mais influencia a sensibilidade à água das misturas (38% e 39%), seguido pelo volume de vazios médio da mistura (25% e 24 %) e, em terceiro lugar, surge o tipo de filer (14% e 13%). Por outro lado, e tal como nas AR, nenhuma destas técnicas atribui qualquer importância à percentagem de passados no peneiro 0,063 mm. As percentagens de aditivos e de material reciclado e a dimensão máxima do agregado, assumem, cada um, cerca de 1% da importância atribuída pelas RM e RNA aos diferentes parâmetros. Aliás, estes modelos apresentam uma capacidade preditiva semelhante (ver Tabela das métricas).

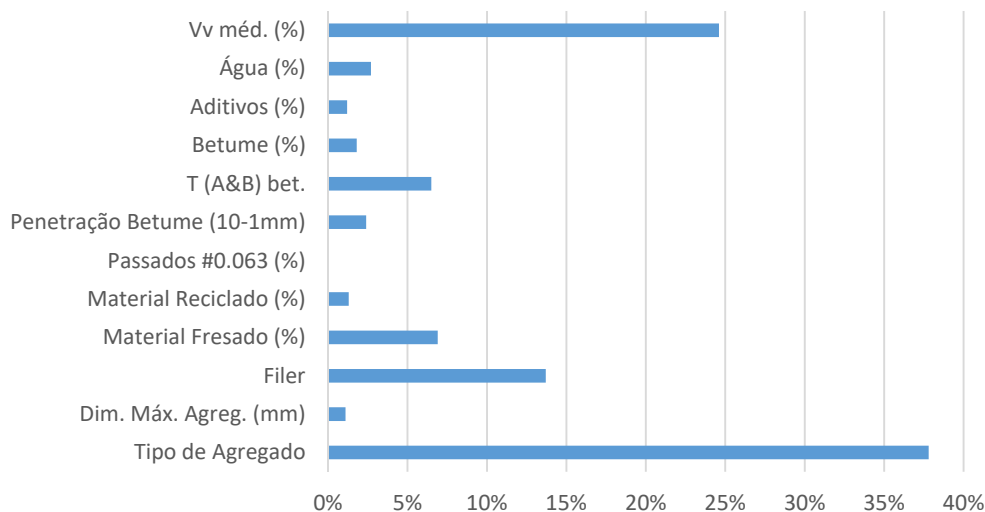


Figura 24 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSr com as RM.

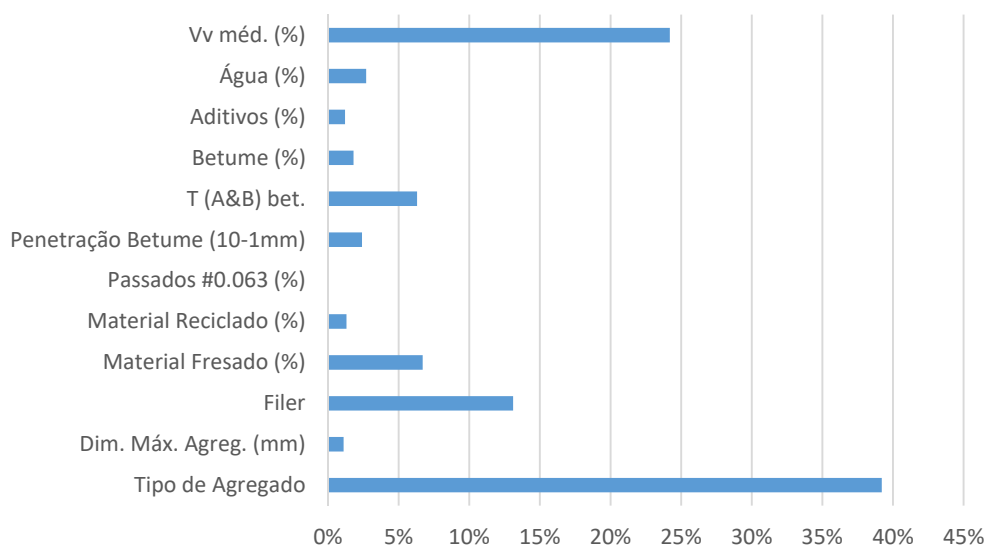


Figura 25 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSr com as RNA.

Comparando as importâncias atribuídas pelas MVS usando todos os parâmetros de entrada (Figura 16) com as importâncias atribuídas usando menos dois parâmetros (Figura 26) verifica-se que as MVS continuam a atribuir uma importância pouco significativa à percentagem de passados no peneiro 0,063 mm e à dimensão máxima do agregado.

Além disso, é de realçar que a água se mantém como o parâmetro mais importante, embora tenha sofrido uma redução de cerca de 10%, e que a percentagem de material fresado teve um aumento significativo de importância, passando a ser o segundo mais importante.

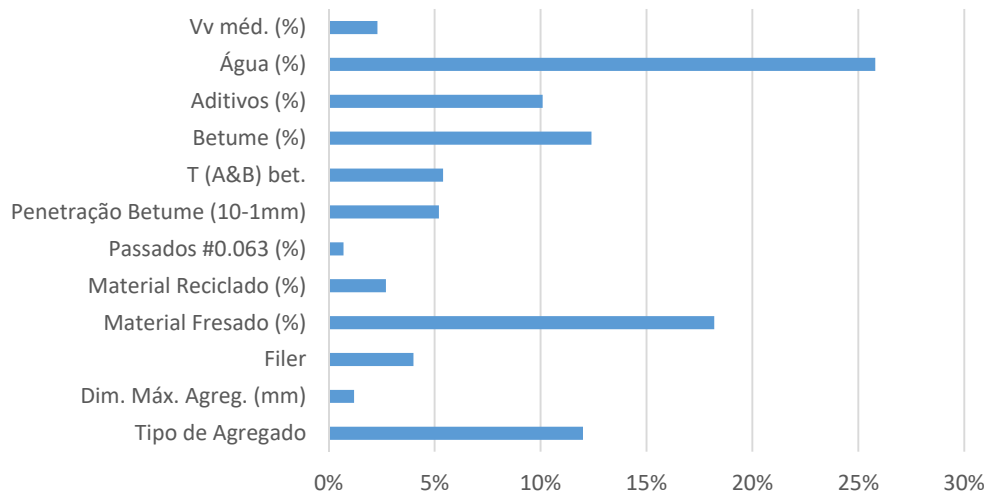


Figura 26 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.

Efetuada novamente a comparação entre as importâncias obtidas pelos k-VP com todos os parâmetros e com menos dois parâmetros (Figuras 17 e 27, respectivamente) verifica-se que a água mantém a maior importância, embora esta tenha descido ligeiramente. A percentagem de betume, embora tenha tido uma descida ligeira de importância, passou a ser o segundo parâmetro mais importante, e a temperatura de amolecimento aumentou consideravelmente, passando a ser o terceiro parâmetro mais importante. O filer, com pouca importância usando todos os dados, passou a ser um parâmetro sem relevância significativa no modelo com menos dois parâmetros de entrada.

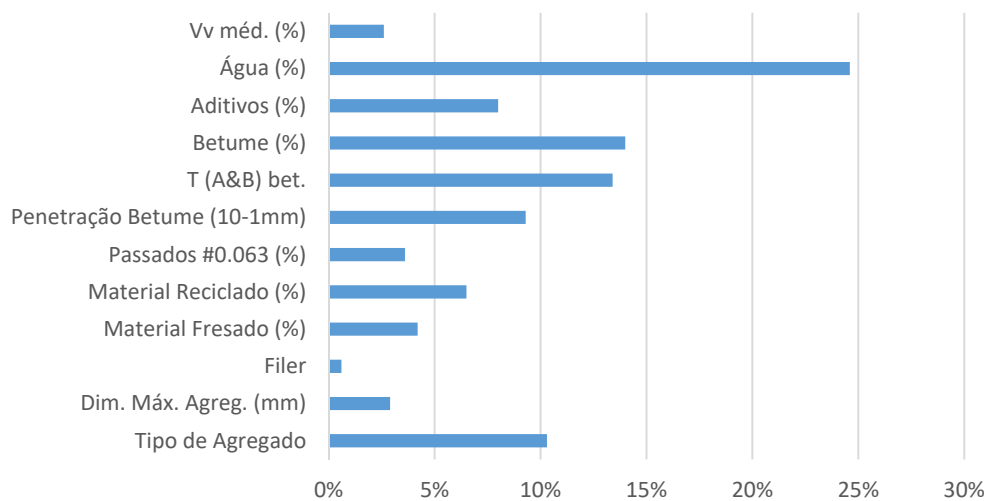


Figura 27 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.

4.2 Misturas betuminosas a quente

Nesta fase, tornou-se mais complicado escolher novos parâmetros e diferentes combinações de parâmetros, que se possam extrair da base de dados sem influenciar negativamente o desempenho dos modelos.

Assim, sendo a base de dados construída e a maior parte das aplicações práticas em Portugal incidentes sobre misturas betuminosas a quente, foi tomada a decisão de retirar da base de dados a variável relativa à percentagem de água. Com esta alteração, a base de dados inicial perde 7 conjuntos de dados relativos a misturas com betume-espuma (linhas), e um parâmetro - a percentagem de água (coluna). Os modelos obtidos serão aplicáveis unicamente a misturas produzidas a quente.

4.2.1 Resultados obtidos com todos os parâmetros de entrada

Os resultados correspondentes à avaliação da capacidade preditiva das diferentes técnicas são apresentados na Tabela 8 através das medidas de erro do coeficiente de correlação, R.

Tabela 8 – Medidas de desempenho dos modelos com todas as variáveis de entrada.

Medidas de Desempenho	AR	RM	RNA	MVS	k-VP
DAM	9.01	9.02	9.10	8.28	8.42
REQM	11.54	11.43	11.55	10.68	11.12
R	0.61	0.62	0.61	0.67	0.64

Uma análise da Tabela 8 permite-nos constatar que as MVS apresentam o melhor desempenho e as AR o pior desempenho. As RNA apresentam um desempenho ligeiramente inferior ao das RM o que confirma a dificuldade daquelas em modelar as não linearidades existentes entre as variáveis envolvidas.

Nas Figuras 28 a 32 são apresentados os gráficos onde se comparam os valores medidos com os valores previstos de ITSR.

Analisando o gráfico do modelo fornecido pelas AR (Figura 28), é possível verificar que o número de pontos que incide sobre a reta objetivo é muito reduzido, havendo uma distribuição dos pontos por patamares.

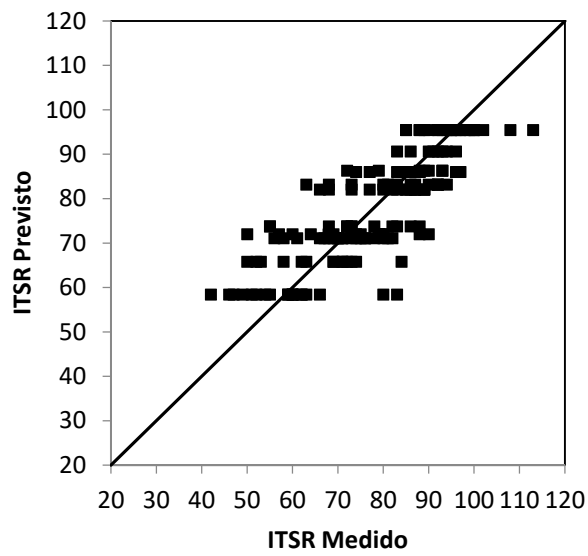


Figura 28 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.

A análise dos modelos RM e RNA são muito semelhantes, apresentando pontos algo afastados da reta a 45°.

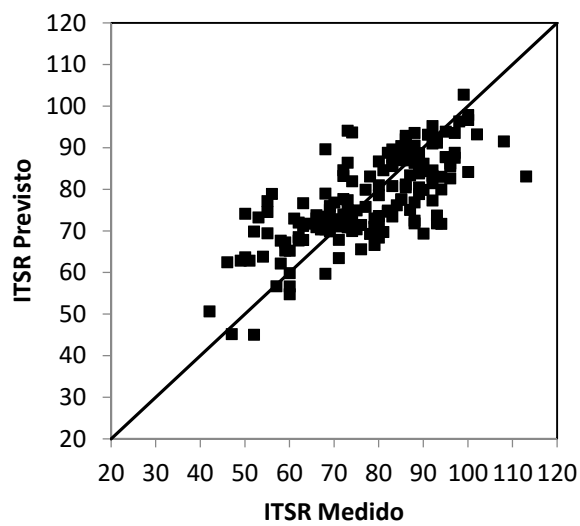


Figura 29 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.

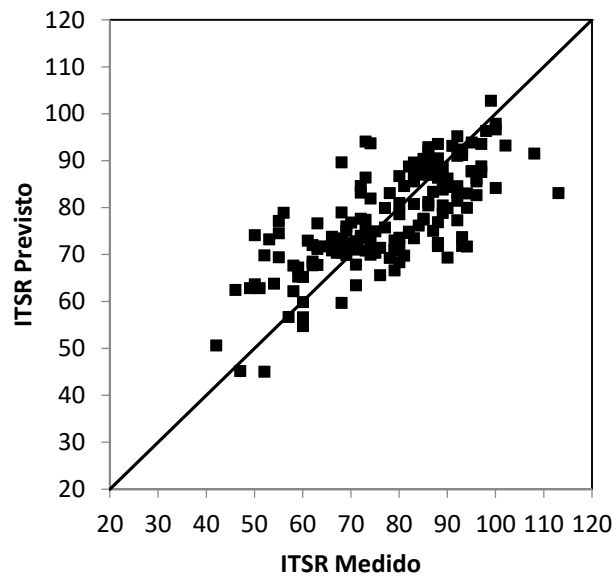


Figura 30 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.

Os gráficos correspondentes aos modelos MVS e k-VP apresentam pontos concentrados numa faixa muito próxima da linha a 45°, confirmando a sua boa capacidade de previsão do ITSR.

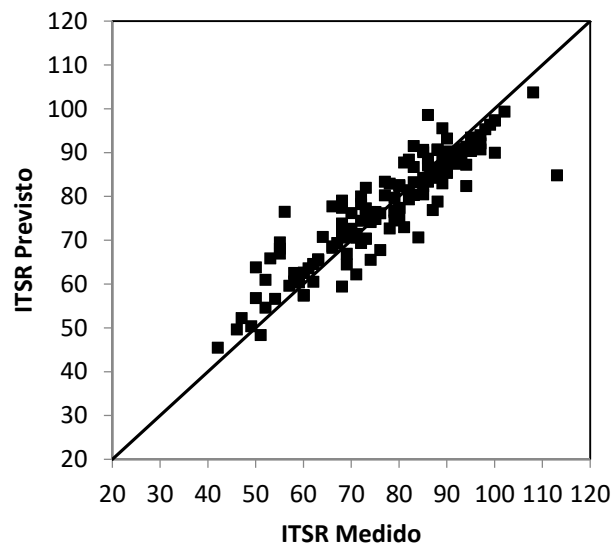


Figura 31 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.

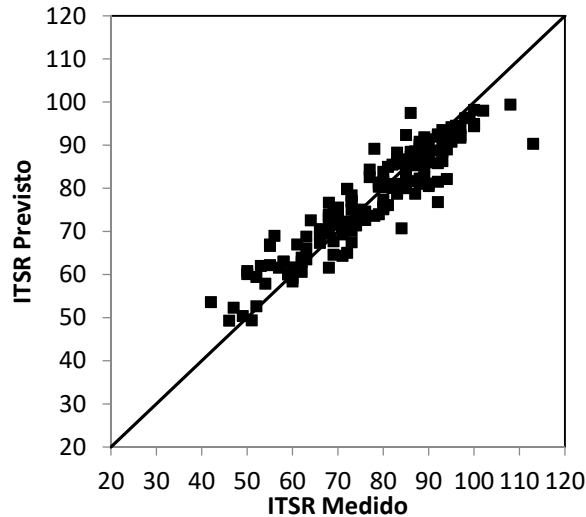


Figura 32 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.

As importâncias relativas dos vários parâmetros na avaliação do ITSR são apresentadas graficamente nas Figuras 33 a 37. Constata-se que, com esta base de dados, que contém menos dois parâmetros, as AR mantêm um número elevado de parâmetros sem qualquer importância na previsão do ITSR. Os fatores mais importantes serão a percentagem de passados no peneiro 0,063 mm (38%), a temperatura de amolecimento do betume (36%) e o ITS seco médio da mistura (18%). O tipo de agregado reduz a sua importância para apenas 7% e a percentagem de material fresado influenciará a sensibilidade à água em 2%.

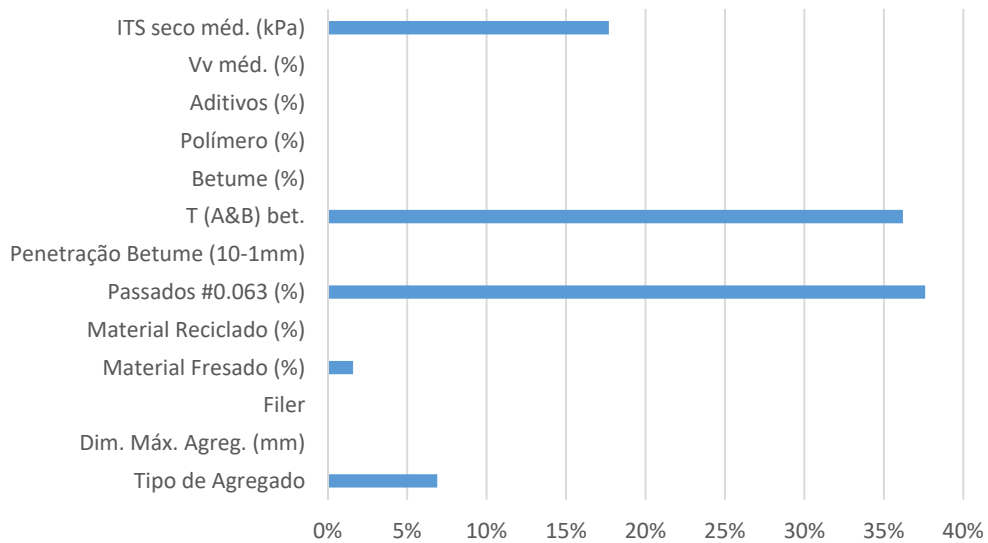


Figura 33 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.

Atendendo à Figura 34, é possível observar que as RM atribuem 44% da influência na sensibilidade à água das misturas ao tipo de agregado, 25% ao volume de vazios médio da mistura e 13% ao tipo de filer. Como parâmetros menos importantes, apresentam-se a percentagem de passados no peneiro 0,063 mm, o valor do ensaio de penetração do betume e a percentagem de polímero incorporada no mesmo, todos com importâncias inferiores a 0,5%.

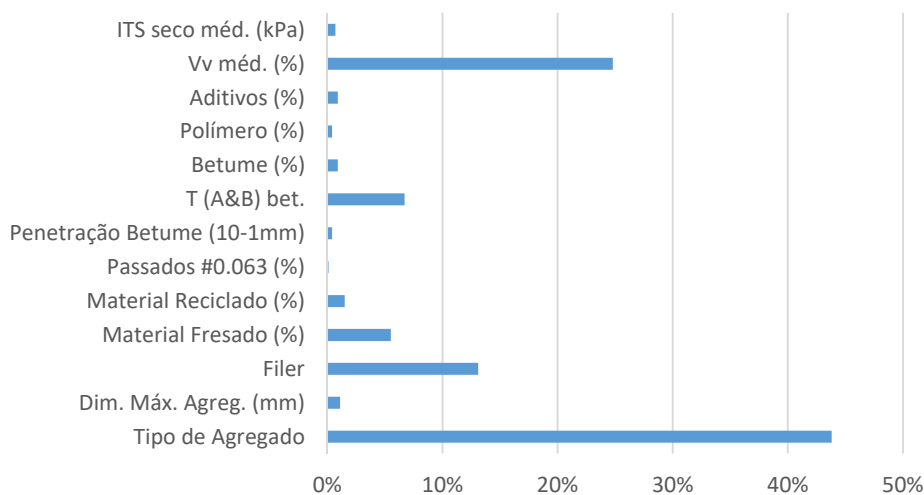


Figura 34 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.

Como se pode verificar nas Figura 35 e 36, as RNA voltam a ter um comportamento semelhante ao das RM na eleição dos fatores que mais, e menos, influenciam a resistência das misturas betuminosas à ação da água, e nas percentagens de importância atribuídas a cada parâmetro.

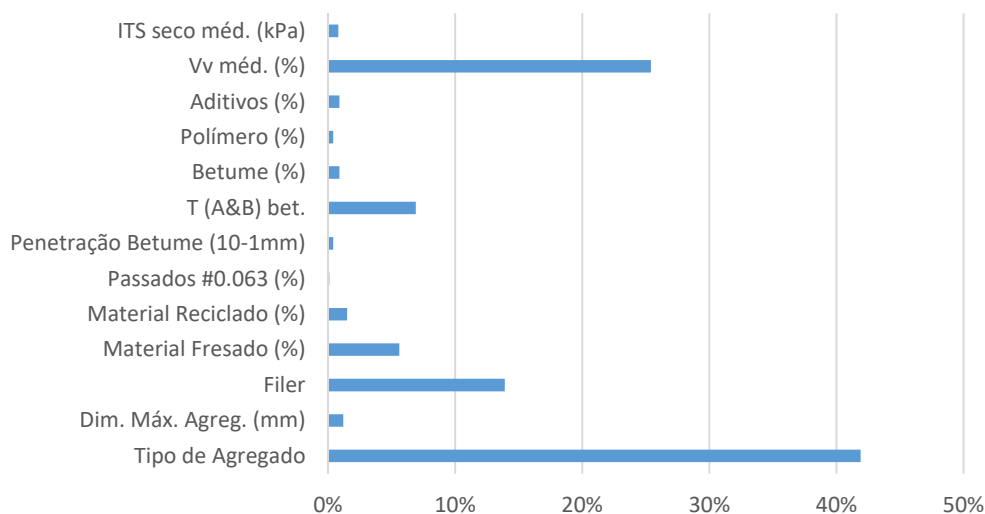


Figura 35 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.

No caso das MVS, que atribuem importância a todas as variáveis de entrada, assumem-se como parâmetros mais importantes, a percentagem de betume (23%), o tipo de agregado e a percentagem de material fresado (ambos com 16%). De entre os atributos com menor importância, destacam-se a dimensão máxima do agregado (1%), a percentagem de passados no peneiro 0,063mm e o ITS seco médio (ambos com 2%).

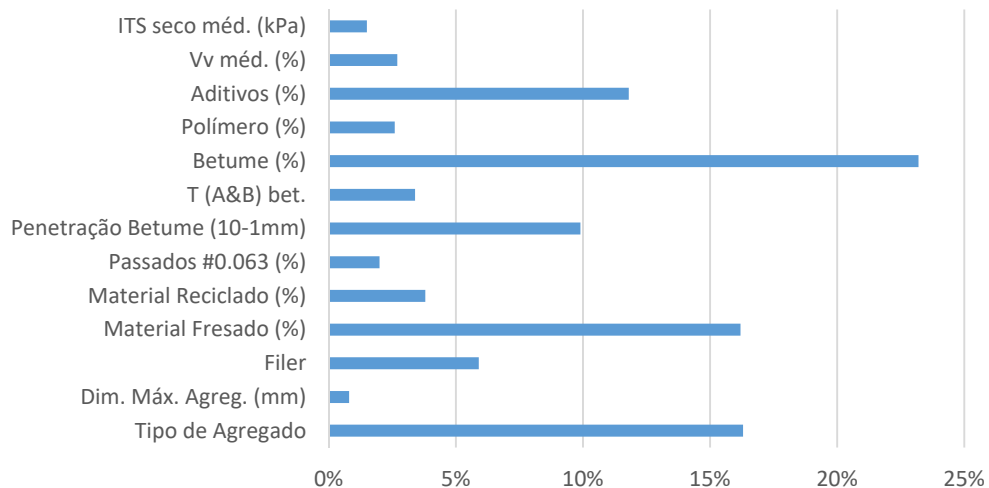


Figura 36 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.

Os k-VP definem o valor da penetração do betume como parâmetro que mais influencia a sensibilidade à água (26%), seguido pela percentagem de betume (20%) e pelo tipo de agregado (12%). No que diz respeito aos 3 fatores com menor importância, os k-VP fornecem importâncias semelhantes às das MVS.

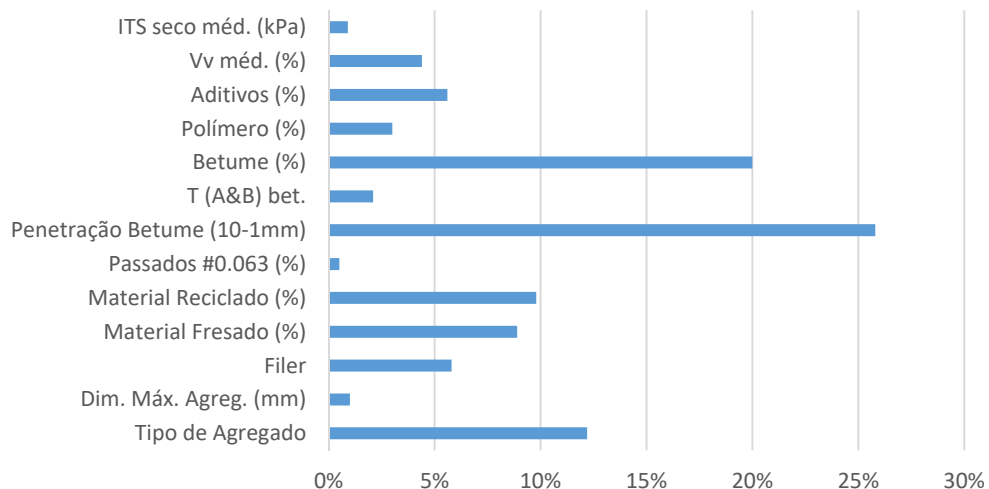


Figura 37 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.

4.2.2 Melhor modelo obtido

Seguindo a linha de raciocínio referida no subcapítulo 4.1.2, e após uma nova série de simulações, foram retiradas da base de dados as variáveis que, quando ausentes, melhoram o desempenho dos modelos.

Assim, além da percentagem de água, são extraídos, simultaneamente, ITS seco médio, percentagem de polímero e a dimensão máxima do agregado, reduzindo para 11 o número de parâmetros de entrada dos modelos.

Na Tabela 9 são apresentadas as medidas de desempenho obtidas com as diferentes técnicas. Constata-se que o melhor desempenho é obtido com as MVS e a pior com as AR. Também é possível verificar que o modelo das AR tem um menor desempenho do que o modelo originado pelas AR quando são usados todos os dados. Isto poderá ser atribuído à exclusão do ITS seco do modelo que na análise com todos os dados assumiu a maior importância.

Tabela 9 - Medidas de desempenho dos modelos com 11 variáveis de entrada.

Medidas de Desempenho	AR	RM	RNA	MVS	k-VP
DAM	9.26	8.89	9.12	8.00	8.32
REQM	11.67	11.16	11.71	10.41	11.12
R	0.60	0.64	0.61	0.69	0.64

As Figuras 38 a 42 apresentam a relação entre os valores previstos e os valores medidos de ITSR usando todos os registos para as misturas a quente com 11 variáveis de entrada.

Embora na fase de avaliação da capacidade preditiva dos modelos usando a avaliação cruzada a técnica das MVS tivesse o melhor desempenho, constata-se que o ajustamento dos modelos com todos os dados conduz ao melhor resultado usando as RNA. Esta aparente contradição poderá estar relacionada com o número reduzido de registos face ao número de variáveis de entrada.

Mais uma vez, o modelo das AR apresenta os pontos em patamares, correspondentes a uma fraca capacidade de previsão de ITSR.

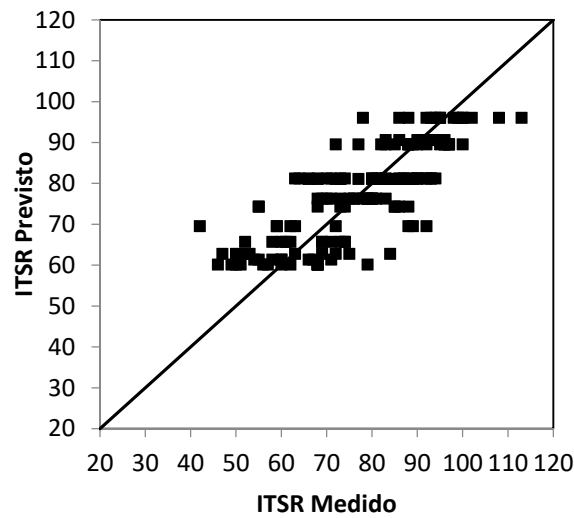


Figura 38 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das AR.

O gráfico da Figura 39, correspondente ao modelo das RM, apresenta uma nuvem de pontos dispersa em torno da reta a 45°.

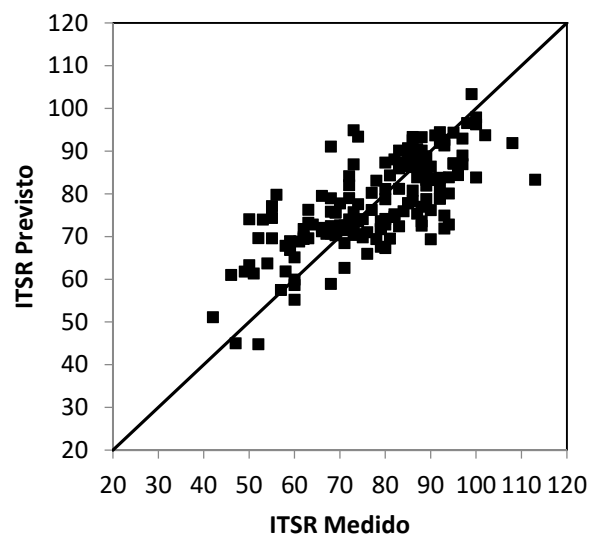


Figura 39 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RM.

Tal como foi referido anteriormente, pode-se constatar na Figura 40 um bom ajustamento entre os valores medidos e os valores previstos usando as RNA.

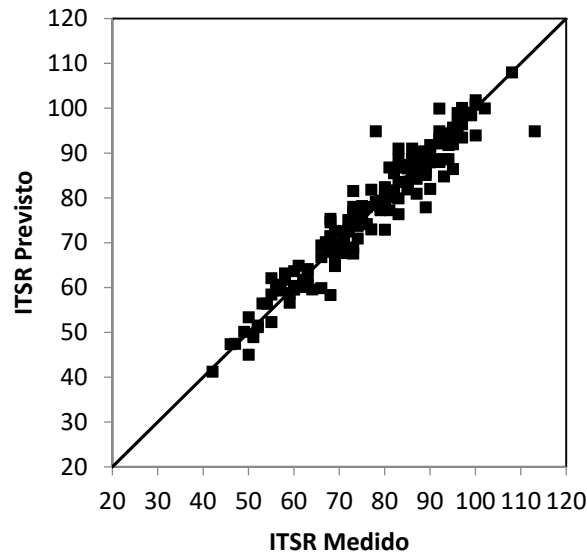


Figura 40 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das RNA.

A nuvem de pontos gerada pelo modelo das MVS (Figura 41), é ligeiramente mais dispersa que a das RNA. Ainda assim, notoriamente melhor que as AR e as RM. Nota-se uma quantidade considerável de pontos a incidir sobre a reta objetivo e em zonas muito próximas da mesma, o que indica uma boa capacidade de previsão do modelo.

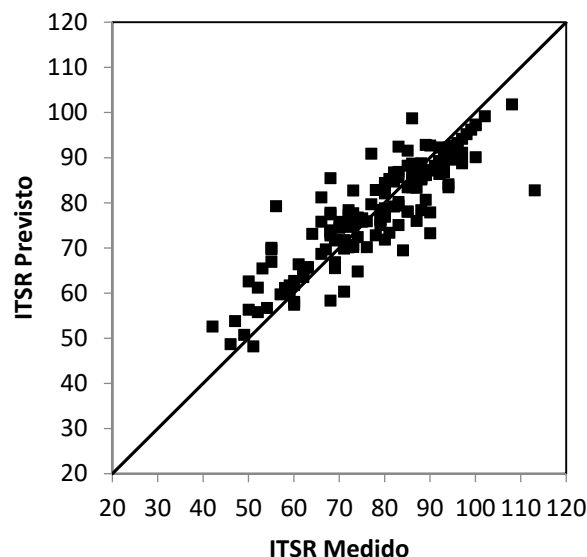


Figura 41 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através das MVS.

Em relação ao modelo dos k-VP, a Figura E mostra uma nuvem de pontos alongada e pouco dispersa, o que revela uma boa capacidade de previsão do ITSR.

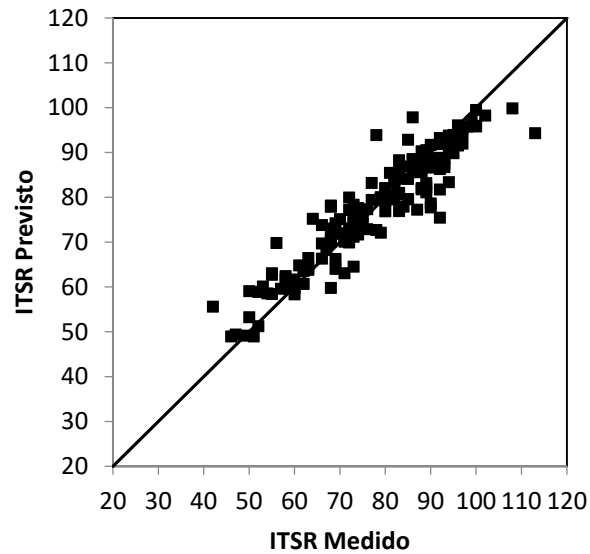


Figura 42 – Comparação entre os valores reais de ITSR e obtidos através dos k-VP.

Em suma, existem três modelos com boa capacidade de previsão de ITSR: RNN, MVS e k-VP.

As importâncias atribuídas pelos modelos às variáveis na previsão do ITSR são apresentadas nas Figuras 43 a 47.

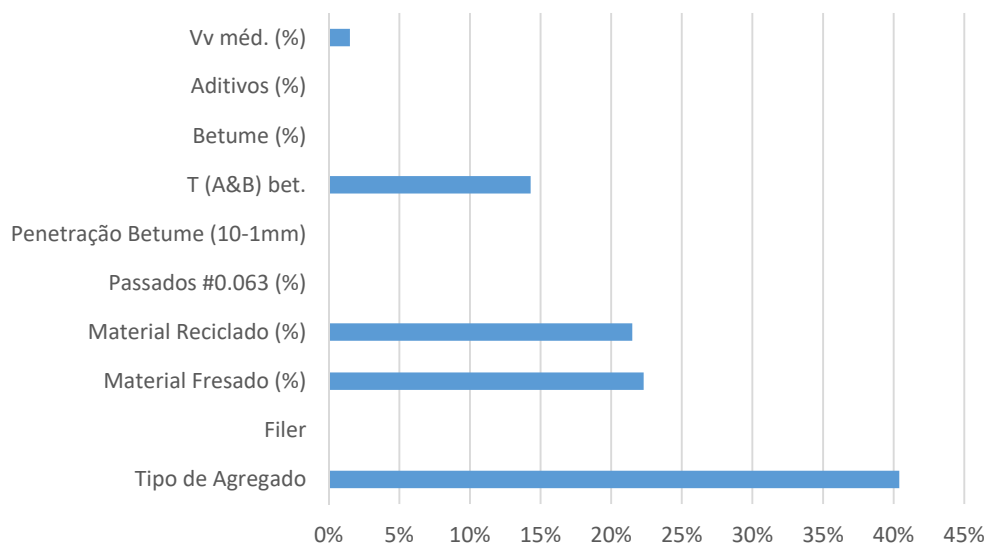


Figura 43 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as AR.

Como se pode constatar, nesta análise as AR continuam a atribuir pouca importância a muitos dos parâmetros de entrada (Figura 43). De realçar que, parâmetros com pouca importância na análise com todos os dados, tais como o tipo de agregado e as percentagens de material fresado

e reciclado passaram a ser muito importantes nesta análise. Em sentido inverso está a temperatura de amolecimento do betume que baixou significativamente de importância. Como se poderá verificar na Figura 44, para as RM manteve-se a importância relativa dos parâmetros na sensibilidade à água.

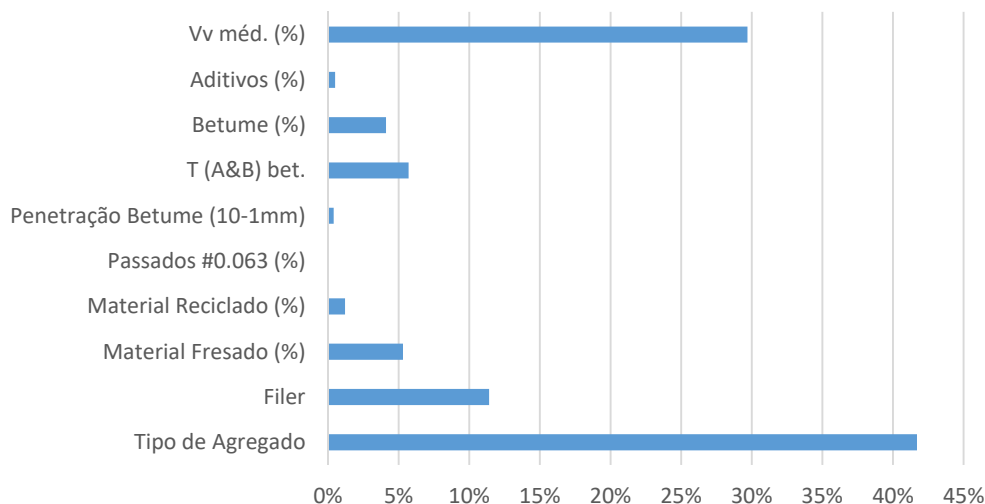


Figura 44 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RM.

Nesta análise, comparando as importâncias atribuídas pelas RNA aos diferentes parâmetros de entrada nesta análise (Figura 45) com as importâncias obtidas usando todos os parâmetros, constata-se que nesta análise as mesmas são mais distribuídas por todos os parâmetros. No entanto, o tipo de agregado continua a ser o parâmetro mais importante.

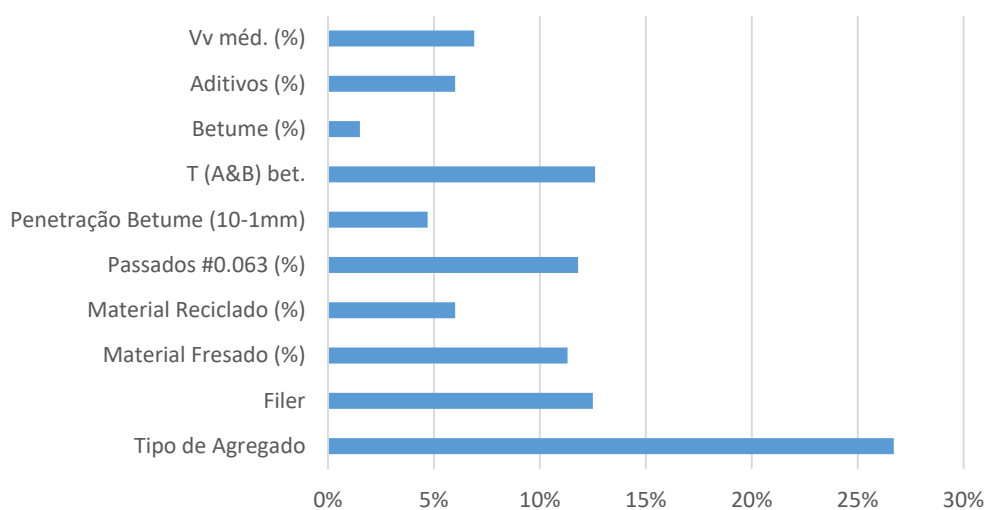


Figura 45 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as RNA.

Em relação à análise usando todos os dados as MVS continuam a atribuir a maior importância ao tipo de agregado, percentagem de betume a material fresado, perfazendo estes três parâmetros 55% de importância nas duas análises. Por seu turno, a temperatura de amolecimento do betume teve um aumento considerável (13%) (Figura 46).

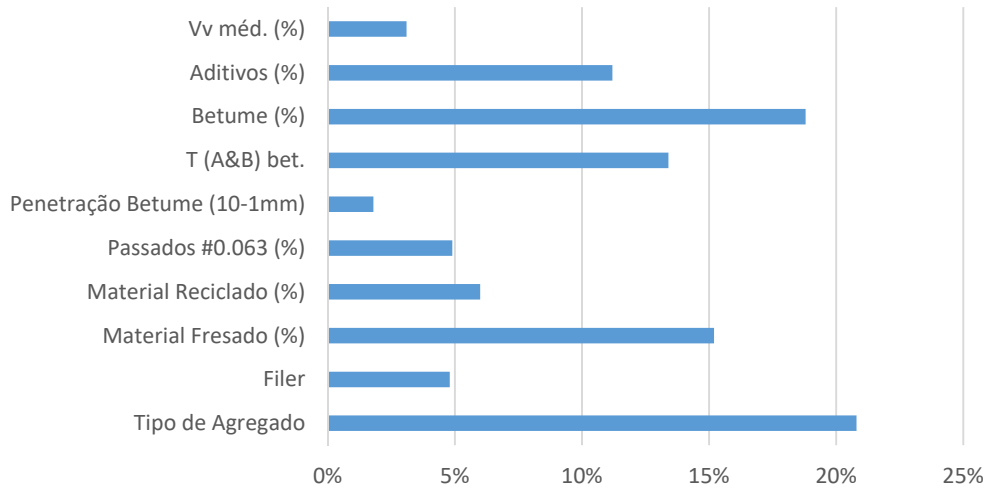


Figura 46 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com as MVS.

Em relação aos k-VP (Figura 47), os três parâmetros com mais peso na previsão de ITSR continuam a ser o tipo de agregado, o valor do ensaio de penetração do betume e a percentagem de betume utilizado na mistura. No entanto, o peso conjunto destes três parâmetros passou de 58%, quando forma usados todos os dados, para 64% nesta análise.

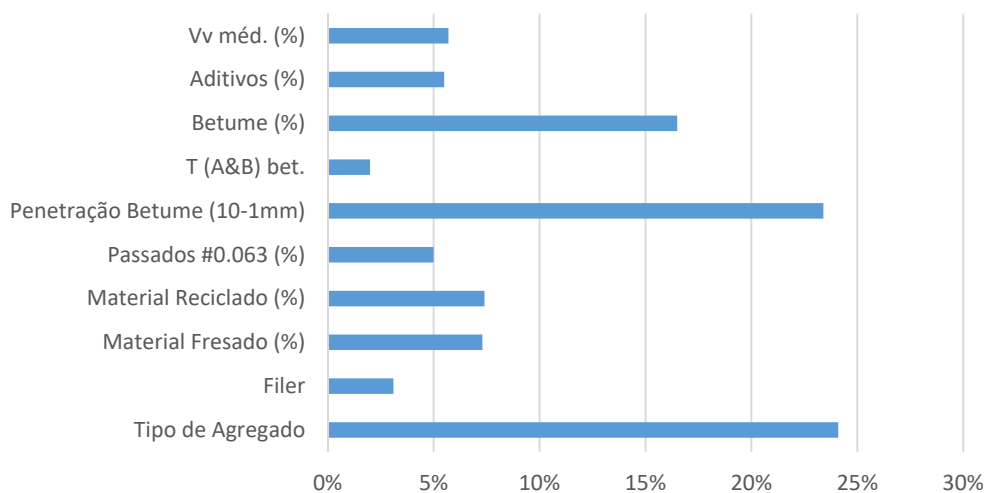


Figura 47 – Importância relativa dos diferentes parâmetros na previsão do ITSR com os k-VP.

4.3 Conclusões

Como foi referido ao longo do Capítulo 3, as sucessivas restrições impostas à base de dados inicial, foram efetuadas com o intuito de melhorar o desempenho dos modelos e obter resultados mais fiáveis. Mesmo com uma base de dados de dimensão reduzida, esse objetivo foi cumprido, facto que se pode verificar analisando as medidas de desempenho apresentadas ao longo do Capítulo 4 (mais evidente para a técnica das MVS, sendo esta a que fornece melhores resultados).

Na análise inicial, válida para todo o tipo de misturas betuminosas, as AR, RM e RNA coincidem na escolha do tipo de agregado como parâmetro que mais influencia os resultados de sensibilidade à água. Por sua vez, as MVS e os k-VP assumem a percentagem de água incorporada no betume-espuma como parâmetro mais importante na previsão do ITSR.

Quando se retira a variável “percentagem de água”, restringindo o estudo às misturas a quente, alteram-se os parâmetros escolhidos e as importâncias relativas atribuídas. Para as AR, a variável mais importante passa a ser a percentagem de passados no peneiro 0,063mm, as RM e RNA mantêm o tipo de agregado, as MVS elegem a percentagem de betume, enquanto que, a escolha dos k-VP cai sobre o valor da penetração do betume.

Analisando as misturas a quente, e reduzindo a base de dados para apenas 11 variáveis de entrada, todas as cinco técnicas assumem o tipo de agregado como parâmetro que mais influencia os resultados de ITSR.

A técnica das AR muitas limitações no desenvolvimento de modelos de previsão do ITSR. Avaliam poucos parâmetros e não são coerentes nas escolhas, nem nas percentagens de importância atribuídas aos diferentes atributos, ao longo do estudo. As representações gráficas dos resultados e as medidas de desempenho dos modelos apresentados por esta técnica, confirmam o seu baixo potencial para previsão do ITSR das misturas betuminosas analisadas.

As RM são ligeiramente melhores do que as AR, mas também atribuem importância nula a um conjunto significativo de parâmetros. Apesar do gráfico do modelo apresentar uma nuvem de pontos dispersa, as medidas de desempenho evidenciam uma melhor na capacidade de previsão do mesmo, comparativamente às AR.

No caso das RNA, as percentagens de importância já aparecem distribuídas pela totalidade dos parâmetros avaliados e, embora apresentem medidas de desempenho semelhantes às AR, melhoram significativamente a representação gráfica do modelo obtido.

Quanto às MVS, também distribuem a importância por todos os parâmetros de entrada e assumem o tipo de agregado como variável que mais afeta os resultados de ITSR, seguido da percentagem de betume. Afirmam-se como técnica que fornece o modelo mais fiável em termos de medidas de desempenho, facto que, infelizmente, não se verifica graficamente.

Os k-VP também revelam potencial na elaboração de modelos de previsão, apresentando medidas de desempenho e representação gráfica não muito inferiores às das MVS e coincidindo na escolha do parâmetro mais importante na previsão do ITSR.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E PERSPETIVAS FUTURAS

5.1 Conclusões

A sensibilidade à água das misturas betuminosas está dependente de vários parâmetros. Estes, por sua vez, podem estar relacionados com o tipo de agregado, o tipo de betume e/ou com os processos de fabrico e aplicação das misturas. Para avaliar os parâmetros que mais influenciam essa característica foi efetuada uma análise de *Data Mining* usando um conjunto de técnicas consideradas mais relevantes na bibliografia da especialidade. Nessa análise foi construída uma base de dados composta por vários parâmetros de entrada e o ITSR como parâmetro de saída com vista à avaliação da capacidade preditiva das várias técnicas para escolha do melhor modelo.

As análises efetuadas permitem extrair as seguintes conclusões:

1. O modelo das MVS apresenta a maior capacidade de previsão quando é usada a base de dados constituída por todo o tipo de misturas betuminosas.
2. Para restringir o estudo às misturas a quente foi necessário reduzir a dimensão da base de dados. Tendo em consideração essa redução verificou-se uma discrepância entre a previsão do desempenho obtido usando a validação cruzada com o ajustamento do modelo usando todos os dados. Essa discrepância poderá estar relacionada com o número reduzido de registos face ao número de variáveis de entrada.
3. Em relação à importância das variáveis, usando todo o tipo de misturas e considerando o melhor modelo, a percentagem de água assume a maior importância logo seguida da percentagem de betume, perfazendo as duas um total de 61 %.
4. No caso das misturas a quente, usando onze variáveis de entrada, quer as RNA quer as MVS, atribuem a maior importância ao tipo de agregado (27 e 21, respetivamente), havendo muitas outras variáveis assumindo importâncias entre os 10 e os 15%.

5.2 Trabalhos futuros

Tendo em conta a contradição verificada nas análises efetuadas com as misturas a quente, provavelmente associada à reduzida dimensão da base de dados, afigura-se de primordial importância a realização de mais ensaios no sentido de ampliar a dimensão da base de dados para que seja possível obter conclusões definitivas.

O aumento significativo da base de dados poderia permitir a divisão dos dados em duas sub-bases, sendo uma para a avaliação cruzada e para ajustamento do modelo e a segunda para testar o modelo.

Este tipo de técnicas poderia ser mais utilizado se houvesse uma base de dados geral no laboratório de Pavimentos Rodoviários com os resultados de todos os ensaios realizados, de forma a permitir a aplicação das técnicas DM aos resultados de ITSR de todas as misturas produzidas e/ou analisadas na UM, bem como a sua aplicação ao estudo de outras características das misturas betuminosas.

Um processo idêntico pode ser direcionado para o estudo de materiais e parâmetros inerentes, às diferentes áreas da engenharia civil (solos, betões, argamassas, caudais, níveis de ruído, tráfego, entre outros).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abreu, L., Oliveira, J., Silva, H., Palha, D., Fonseca, P. (2015a). Evaluation of foamed bitumen efficiency in warm asphalt mixtures recycling, *WASTES 2015–Solutions, Treatments and Opportunities: Selected papers from the 3rd Edition of the International Conference on Wastes: Solutions, Treatments and Opportunities, Viana Do Castelo, Portugal, 14-16 September 2015*, pp. 1.
- Abreu, L., Oliveira, J., Silva, H.M.R.D.d., Palha, D., Fonseca, P. (2015b). A mechanical analysis of asphalt recycled mixtures produced with high recycling rates, *6th International Conference on Mechanics and Materials in Design-M2D'2015*, pp. 2047-2052.
- Abreu, L.P.F., Oliveira, J.R.M., Silva, H.M.R.D., Fonseca, P.V. (2015c). Recycled asphalt mixtures produced with high percentage of different waste materials, *Construction and building materials*, Vol. 84, pp. 230-238.
- Afonso, M.L., Dinis-Almeida, M., Fael, C.S. (2017). Study of the porous asphalt performance with cellulosic fibres, *Construction and building materials*, Vol. 135, pp. 104-111.
- Aguado Díaz, C. (2015). Estudio del daño por humedad en mezclas bituminosas fabricadas con áridos siderúrgicos.
- Amado, V. (2000). Expanding the use of pavement management data, *2000 MTC Transportation Scholars Conference, Ames, Iowa*.
- Amadore, A., Bosurgi, G., Pellegrino, O. (2013). Analysis of hot mix asphalt compaction data by means of fuzzy clustering techniques, *Construction and building materials*, Vol. 40, pp. 430-437.
- Antunes, R.P.N., John, V., Pileggi, R.G. (2005). Influência da seqüência de mistura nas propriedades reológicas de argamassas avaliada por squeeze-flow, *SIMPÓSIO BRASILEIRO DE TECNOLOGIA DE ARGAMASSAS*, Vol. 1.
- Antunes, V.F.S. (2013). Influência do filer no comportamento de mastiques betuminosos.
- Anurag, K., Xiao, F., Amirkhanian, S.N. (2009). Laboratory investigation of indirect tensile strength using roofing polyester waste fibers in hot mix asphalt, *Construction and building materials*, Vol. 23 (5), pp. 2035-2040.
- Barai, S.K. (2003). Data mining applications in transportation engineering, *Transport*, Vol. 18 (5), pp. 216-223.
- Barai, S.V., Reich, Y. (2002). Weld classification in radiographic images: data mining approach, *Proceedings of National Seminar on Non Destructive Evaluation*.

- Behiry, A.E.A.E.-M. (2013). Laboratory evaluation of resistance to moisture damage in asphalt mixtures, *Ain Shams Engineering Journal*, Vol. 4 (3), pp. 351-363.
- Bernucci, L.B., Motta, L.M.G.d., Ceratti, J.A.P., Soares, J.B. (2008). Pavimentação asfáltica: formação básica para engenheiros, *Rio de Janeiro*, pp. 504.
- Bharati, M., Ramageri, M. (2010). Data mining techniques and applications.
- Bi, J., Bennett, K.P. (2003). Regression error characteristic curves, *ICML*, pp. 43-50.
- Bishop, I.D. (1996). Comparing regression and neural net based approaches to modelling of scenic beauty, *Landscape and Urban Planning*, Vol. 34 (2), pp. 125-134.
- Bosurgi, G., Trifirò, F. (2005). A model based on artificial neural networks and genetic algorithms for pavement maintenance management, *International Journal of Pavement Engineering*, Vol. 6 (3), pp. 201-209.
- Branco, D.T.F. (2013). Estudo de misturas betuminosas semi-temperadas por injeção de água.
- Branco, F., Pereira, P., Santos, L.P. (2008). *Pavimentos rodoviários*.
- Brandão, M.F.C.M. (2015). Estudo de betumes modificados recuperados de misturas produzidas pelo método húmido e pelo método seco.
- Brandón Basdediós, Ó. (2016). Estudio de la sensibilidad al agua de mezclas bituminosas en caliente fabricadas con residuos de construcción y demolición: proyecto técnico.
- Capitão, S.D. (1996). Misturas betuminosas de alto módulo de deformabilidade: contribuição para a caracterização do seu comportamento.
- Caro, S., Masad, E., Bhasin, A., Little, D.N. (2008). Moisture susceptibility of asphalt mixtures, Part 1: mechanisms, *International Journal of Pavement Engineering*, Vol. 9 (2), pp. 81-98.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., Wirth, R. (2000). CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide.
- Cheng, D., Little, D.N., Lytton, R.L., Holste, J.C. (2003). Moisture damage evaluation of asphalt mixtures by considering both moisture diffusion and repeated-load conditions, *Transportation research record*, Vol. 1832 (1), pp. 42-49.
- Copeland, A.R. (2007). Influence of moisture on bond strength of asphalt-aggregate systems.
- Cortes, C., Vapnik, V. (1995). Support-vector networks, *Machine learning*, Vol. 20 (3), pp. 273-297.
- Cortez, P. (2010). Data mining with neural networks and support vector machines using the R/rminer tool, *Industrial Conference on Data Mining*, pp. 572-583.
- Costa, A.R.A. (2013). Formulação e desempenho de misturas betuminosas temperadas.

- Costa, L.M.B., Hugo, M.R., Silva, D., Oliveira, J.R.M., Fernandes, S.R.M. (2013). Incorporation of waste plastic in asphalt binders to improve their performance in the pavement, *International journal of pavement research and technology*, Vol. 6 (4), pp. 457-464.
- Costa, P., Donnelly, A., Rowstron, A., O'Shea, G. (2012). Camdoop: Exploiting in-network aggregation for big data applications, *Proceedings of the 9th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation*, pp. 3-3.
- Costa, P.L. (2015). Estudo da compactabilidade em laboratório de misturas betuminosas com resíduos plásticos.
- Cui, S., Blackman, B.R.K., Kinloch, A.J., Taylor, A.C. (2014). Durability of asphalt mixtures: Effect of aggregate type and adhesion promoters, *International Journal of Adhesion and Adhesives*, Vol. 54, pp. 100-111.
- Curtis, C.W. (1990). A literature Review of liquid antistripping and test for measuring stripping-Relatório Técnico UIR-90-016, *Strategic Highway Research Program (SHRP)*.
- da Cruz, A.J.R. (2007). Data mining via redes neuronais artificiais e máquinas de vetores de suporte.
- Dehnad, M.H., Khodaii, A., Nejad, F.M. (2013). Moisture sensitivity of asphalt mixtures under different load frequencies and temperatures, *Construction and building materials*, Vol. 48, pp. 700-707.
- Duarte, R.M.B. (2012). Aplicação das normas europeias nas misturas betuminosas.
- Evangelista, L., Guedes, M., De Brito, J., Ferro, A.C., Pereira, M.F. (2015). Physical, chemical and mineralogical properties of fine recycled aggregates made from concrete waste, *Construction and building materials*, Vol. 86, pp. 178-188.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases, *AI magazine*, Vol. 17 (3), pp. 37.
- Fernandes, S., Costa, L., Silva, H., Oliveira, J. (2015). Utilization of waste materials to improve asphalt mixtures performance, *6th International Conference on Mechanics and Materials in Design*, Ponta Delgada/Azores, July 26-30.
- Fernandes, S.R.M. (2013). Desenvolvimento de betumes inovadores modificados com resíduos.
- Ferreira, C.I.G. (2009). Avaliação do desempenho de misturas betuminosas temperadas.
- Folorunso, O., Ogunde, A.O. (2004). Data Mining as a technique for knowledge management in business process redesign, *The Electronic Journal of Knowledge Management*, Vol. 2 (1), pp. 33-44.

- Freire, A.C. (2002). *Deformações Permanentes de Misturas Betuminosas em Pavimentos Rodoviários.*, Coimbra.
- Furlan, A.P., Gouveia, L.T., Fabbri, G.T.P., Fernandes Jr, J.L. (2004). Influência de Características dos Agregados na Susceptibilidade a Dano por Umidade de Misturas Asfálticas, *Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás-IBP, 17º Encontro de Asfalto.*
- Gardete, D., Santos, L.P., Capitão, S. (2016). Avaliação da trabalhabilidade de misturas betuminosas com base nas curvas de compactação, *8º Congresso Rodoviário Português.*
- Gholizadeh, S. (2015). Performance-based optimum seismic design of steel structures by a modified firefly algorithm and a new neural network, *Advances in Engineering Software*, Vol. 81, pp. 50-65.
- Giraud-Carrier, C. (2004). *Success Stories in Data/Text Mining*, Brigham Young University.
- Goebel, M., Gruenwald, L. (1999). A survey of data mining and knowledge discovery software tools, *ACM SIGKDD explorations newsletter*, Vol. 1 (1), pp. 20-33.
- Gopalakrishnan, K., Agrawal, A., Ceylan, H., Kim, S., Choudhary, A. (2013). Knowledge discovery and data mining in pavement inverse analysis, *Transport*, Vol. 28 (1), pp. 1-10.
- Gubler, R., Baida, L.G., Partl, M.N. (2004). A new method to determine the influence of water on mechanical properties of asphalt concrete, *Road Materials and Pavement Design*, Vol. 5 (sup1), pp. 259-279.
- Guimarães, A.F.d.R. (2013). Utilização de técnicas soft computing para identificação de propriedades mecânicas de betão leve.
- Guyen, A. (2011). A multi-output descriptive neural network for estimation of scour geometry downstream from hydraulic structures, *Advances in Engineering Software*, Vol. 42 (3), pp. 85-93.
- Han, J., Pei, J., Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*, Elsevier.
- Harrison, T.H. (1998). *Intranet data warehouse: ferramentas e técnicas para a utilização do data warehouse na intranet*, Berkerley/ABDR.
- Haykin, S. (1999). Multilayer perceptrons, *Neural networks: a comprehensive foundation*, Vol. 2, pp. 156-255.
- Hechenbichler, K., Schliep, K. (2004). Weighted k-nearest-neighbor techniques and ordinal classification.
- Hicks, R.G. (1991). *Moisture damage in asphalt concrete*, Transportation Research Board.

- Huan, Y., Siripun, K., Jitsangiam, P., Nikraz, H. (2010). A preliminary study on foamed bitumen stabilisation for Western Australian pavements, *Scientific Research and Essays*, Vol. 5 (23), pp. 3687-3700.
- Huang, S.-C., Robertson, R.E., Branthaver, J.F. (2003). Physico-chemical characterization of asphalt–aggregate interactions under the influence of freeze–thaw cycles, *TRB annual meeting*.
- Hunter, R.N. (2000). *Asphalts in road construction*, Thomas Telford.
- Injadat, M., Salo, F., Nassif, A.B. (2016). Data mining techniques in social media: A survey, *Neurocomputing*, Vol. 214, pp. 654-670.
- Iskender, E. (2016). Evaluation of mechanical properties of nano-clay modified asphalt mixtures, *Measurement*, Vol. 93, pp. 359-371.
- Karbassi, A., Mohebi, B., Rezaee, S., Lestuzzi, P. (2014). Damage prediction for regular reinforced concrete buildings using the decision tree algorithm, *Computers & Structures*, Vol. 130, pp. 46-56.
- Kim, J.I., Kim, D.K. (2002). Application of neural networks for estimation of concrete strength, *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol. 6 (4), pp. 429-438.
- Kim, Y.R., Kim, N., Khosla, N.P. (1992). Effects of aggregate type and gradation on fatigue and permanent deformation of asphalt concrete, *Effects of aggregates and mineral fillers on asphalt mixture performance*, ASTM International.
- Kırbaş, U., Karaşahin, M. (2016). Performance models for hot mix asphalt pavements in urban roads, *Construction and building materials*, Vol. 116, pp. 281-288.
- Koh, H.C., Tan, G. (2011). Data mining applications in healthcare, *Journal of healthcare information management*, Vol. 19 (2), pp. 65.
- Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, *Ijcai*, Vol. 14 (2), pp. 1137-1145.
- Kohavi, R. (2001). Data mining and visualization, *Sixth Annual Symposium on Frontiers of Engineering*, pp. 30-40.
- Kringos, N., Scarpas, T., Kasbergen, C., Selvadurai, P. (2008). Modelling of combined physical–mechanical moisture-induced damage in asphaltic mixes, Part 1: governing processes and formulations, *International Journal of Pavement Engineering*, Vol. 9 (2), pp. 115-128.
- Lazzarotto, L.L., Olivveiro, A.D.P., Lazzarotto, J.J. (2006). Aspectos teóricos do data mining e aplicação das redes neurais em previsões de preços agropecuários, *44th Congress, July 23-27, 2006, Fortaleza, CearÃj, Brazil* (148202).

- Lee, D.-Y., Guinn, J.A., Khandhal, P.S., Dunning, R.L. (1990). Absorption of asphalt into porous aggregates.
- Lesueur, D. (2009). The colloidal structure of bitumen: consequences on the rheology and on the mechanisms of bitumen modification, *Advances in colloid and interface science*, Vol. 145 (1), pp. 42-82.
- Lettier, J.A., Fink, D.F., Wilson, N.B., Farley, F.F. (1949). Mechanism of absorption of bituminous materials by aggregate.
- Li, Z., He, H., Zhao, S. (2008). Research on support vector machine's prediction of concrete carbonization, *Business and Information Management, 2008 ISBIM'08 International Seminar on*, Vol. 1, pp. 319-322.
- Liu, G., Jin, X., Rose, A., Cui, Y., Glover, C.J. (2014). Application of density gradient column to flexible pavement materials: Aggregate characteristics and asphalt absorption, *Construction and building materials*, Vol. 72, pp. 182-188.
- Lopes, Ó.M.M. (2013). Misturas betuminosas: determinação das características para o cálculo dos pavimentos.
- Lukanen, E.O., Han, C. (1994). Performance history and prediction modeling for Minnesota pavements, *Transportation Research Board Conference Proceedings*, Vol. 1 (1).
- Machado, A.F.A. (2013). Análise da Interação betume borracha em misturas betuminosas com borracha reciclada de pneus pelo processo a seco.
- Magadi, K.L., Anirudh, N., Mallesh, K.M. (2016). Evaluation of Bituminous Concrete Mixture Properties with Steel Slag, *Transportation Research Procedia*, Vol. 17, pp. 174-183.
- Maier, H.R., Dandy, G.C. (2000). Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications, *Environmental modelling & software*, Vol. 15 (1), pp. 101-124.
- Majidzadeh, K., Brovold, F.N. (1968). *State of the art: Effect of water on bitumen-aggregate mixtures*, Highway Research Board, National Research Council.
- Marques, J.F.A. (2013). Estudo do comportamento do betume modificado com borracha produzido a temperaturas temperadas.
- Martins, F.F., Begonha, A., Braga, M.A.S. (2012). Prediction of the mechanical behavior of the Oporto granite using Data Mining techniques, *Expert Systems with Applications*, Vol. 39 (10), pp. 8778-8783.
- Martins, F.F., Camões, A. (2013). Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using data mining techniques, *Cement Wapno Beton* (1), pp. 39-51.

- Martins, F.F., Marques, R.F.P. (2010). Previsão de assentamentos de fundações superficiais através de técnicas de Data Mining, *12 ° Congresso Nacional de Geotecnia*, pp. 823-832.
- Martins, F.F., Miranda, T.F.S. (2012). Estimation of the rock deformation modulus and RMR based on Data Mining techniques, *Geotechnical and Geological Engineering*, Vol. 30 (4), pp. 787-801.
- Martins, J.L.C. (2012). Efeito da composição das misturas betuminosas na sensibilidade à água e resistência à deformação permanente.
- Mendes, S.F. (2011). Caracterização mecânica de misturas betuminosas a aplicar em infra-estruturas de transportes.
- Miknis, F.P., Pauli, A.T., Beemer, A., Wilde, B. (2005). Use of NMR imaging to measure interfacial properties of asphalts, *Fuel*, Vol. 84 (9), pp. 1041-1051.
- Miranda, H.M.B. (2008). Resistência à fadiga de misturas betuminosas com betume modificado com alta percentagem de borracha, *Engenharia Civil*.
- Miranda, R.F.M. (2014). Estudo da modificação de betumes com polímeros reciclados.
- Moghaddam, T.B., Soltani, M., Shahraki, H.S., Shamshirband, S., Noor, N.B.M., Karim, M.R. (2016). The use of SVM-FFA in estimating fatigue life of polyethylene terephthalate modified asphalt mixtures, *Measurement*, Vol. 90, pp. 526-533.
- Moreno-Navarro, F., Sol-Sánchez, M., Rubio-Gámez, M.C. (2015). The effect of polymer modified binders on the long-term performance of bituminous mixtures: the influence of temperature, *Materials & Design*, Vol. 78, pp. 5-11.
- Navega, S. (2002). Princípios essenciais do data mining, *Anais do Infoimagem*.
- Oliveira, J., Ribeiro, R.E.S., Silva, H.M.R.D.d. (2009). Utilização de betumes de elevada penetração aditivados em misturas betuminosas de desgaste, *XV Congresso Ibero-Latino Americano do Asfalto*.
- Oliveira, J., Silva, H.M.R.D.d., Fonseca, P., Gomes, V. (2011). Estudo das condições de aplicação duma mistura temperada produzida com um novo aditivo e do seu desempenho num trecho experimental, *Congresso Ibero-Latinoamericano do Asfalto-XVI CILA 2011*.
- Ozsahin, T.S., Oruc, S. (2008). Neural network model for resilient modulus of emulsified asphalt mixtures, *Construction and building materials*, Vol. 22 (7), pp. 1436-1445.
- Ozturk, H.I., Kutay, M.E. (2014). An artificial neural network model for virtual Superpave asphalt mixture design, *International Journal of Pavement Engineering*, Vol. 15 (2), pp. 151-162.

- Pais, J.C., Palha, C.A.O.F. (2010). Resistência à fadiga em misturas betuminosas para pavimentos rodoviários, *8º Congresso Nacional de Mecânica Experimental, Guimarães*, pp. 1-12.
- Pakkala, T.A., Köliö, A., Lahdensivu, J., Kiviste, M. (2014). Durability demands related to frost attack for Finnish concrete buildings in changing climate, *Building and environment*, Vol. 82, pp. 27-41.
- Pal, M., Deswal, S. (2011). Support vector regression based shear strength modelling of deep beams, *Computers & Structures*, Vol. 89 (13), pp. 1430-1439.
- Palma, L.M. (2015). Produção de misturas betuminosas a quente com incorporação de material fresado.
- Pasandín, R., María, A. (2013). Sensibilidad al agua y propiedades mecánicas de mezclas bituminosas en caliente fabricadas con áridos reciclados de residuos de construcción y demolición.
- Pellinen, T., Xiao, J., Shah, A. (2008). *The effect of aging on mechanical properties of hot-mix asphalt*. , International Society for Asphalt Pavements Symposium Zurich. Switzerland.
- Pereira, A.I.R. (2014). Caracterização reológica e avaliação da resistência à fadiga de betumes com o reómetro de corte dinâmico.
- Pereira, F.J.Q. (2009). Estudo da sensibilidade à água de misturas betuminosas.
- Plati, C., Loizos, A., Papavasiliou, V., Kaltsounis, A. (2010). Investigating in situ properties of recycled asphalt pavement with foamed asphalt as base stabilizer, *Advances in Civil Engineering*, Vol. 2010.
- Pradyumna, T.A., Jain, P.K. (2016). Use of RAP Stabilized by Hot Mix Recycling Agents in Bituminous Road Construction, *Transportation Research Procedia*, Vol. 17, pp. 460-467.
- Quinlan, J.R. (1986). Induction of decision trees, *Machine learning*, Vol. 1 (1), pp. 81-106.
- Ramanujam, J.M., Jones, J.D. (2007). Characterization of foamed-bitumen stabilisation, *International Journal of Pavement Engineering*, Vol. 8 (2), pp. 111-122.
- Ribeiro, R.M.B.C.G. (2015). Estimativa dos parâmetros de compactação de solos usando técnicas de data mining.
- Roberts, F.L., Kandhal, P.S., Brown, E.R., Lee, D.-Y., Kennedy, T.W. (1991). Hot mix asphalt materials, mixture design and construction.
- Rodil, J. (2005). *75 anos da administração rodoviária portuguesa*, Almada: EP-Estradas de Portugal.

- Sakellariou, M.G., Ferentinou, M.D. (2005). A study of slope stability prediction using neural networks, *Geotechnical & Geological Engineering*, Vol. 23 (4), pp. 419.
- Saltan, M., Uz, V.E., Aktas, B. (2013). Artificial neural networks–based backcalculation of the structural properties of a typical flexible pavement, *Neural Computing and Applications*, Vol. 23 (6), pp. 1703-1710.
- Santos, J.M.R.d. (2010). Materiais utilizados na construção de pavimentos rodoviários.
- Santos, M.F., Azevedo, C.S. (2005). *Preâmbulo [a]" Data mining: descoberta de conhecimento em bases de dados"*, FCA editores.
- Sardão, E. (2012). Camadas de Desgaste Betuminosas com Incorporação de Seixo Britado–Análise de Alguns Parâmetros Relativos ao Atrito Superficial.
- Sarıdemir, M. (2009). Prediction of compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume by artificial neural networks, *Advances in Engineering Software*, Vol. 40 (5), pp. 350-355.
- Sengoz, B., Agar, E. (2007). Effect of asphalt film thickness on the moisture sensitivity characteristics of hot-mix asphalt, *Building and environment*, Vol. 42 (10), pp. 3621-3628.
- Shafabakhsh, G.H., Ani, O.J., Talebsafa, M. (2015). Artificial neural network modeling (ANN) for predicting rutting performance of nano-modified hot-mix asphalt mixtures containing steel slag aggregates, *Construction and building materials*, Vol. 85, pp. 136-143.
- Shirazi, H., Abdallah, I., Nazarian, S. (2009). Developing artificial neural network models to automate spectral analysis of surface wave method in pavements, *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 21 (12), pp. 722-729.
- Silva, C.C. (2014). Utilização de betume-espuma na produção de misturas betuminosas mais sustentáveis.
- Silva, H.M.R.D.d. (2006). Caracterização do Mastique Betuminoso e da Ligação Agregado-Mastique: Contribuição para o estudo do comportamento das misturas betuminosas.
- Silva, H.M.R.D.d., Oliveira, J., Costa, L., Peralta, J., Batista, F. (2014). Estudo para produção de misturas com betume borracha a menores temperaturas, *Engenharia Civil*, Vol. 49, pp. 29-42.
- Silva, H.M.R.D.d., Sousa, R., Oliveira, J. (2009). Fabrico de misturas betuminosas de alto módulo a menores temperaturas com betume 35/50 e parafinas, *XV Congresso Ibero-LatinoAmericano do Asfalto*, pp. 375-384.
- Silwattananusarn, T., Tuamsuk, K. (2012). Data mining and its applications for knowledge management: a literature review from 2007 to 2012, *arXiv preprint arXiv:12102872*.

- Specht, L., Khatchaturian, O. (2014). Application of artificial intelligence to modelling asphalt–rubber viscosity, *International Journal of Pavement Engineering*, Vol. 15 (9), pp. 799-809.
- Suwansawat, S., Einstein, H.H. (2006). Artificial neural networks for predicting the maximum surface settlement caused by EPB shield tunneling, *Tunnelling and Underground Space Technology*, Vol. 21 (2), pp. 133-150.
- Taffese, W.Z., Sistonen, E. (2016). Neural network based hygrothermal prediction for deterioration risk analysis of surface-protected concrete façade element, *Construction and building materials*, Vol. 113, pp. 34-48.
- Tarefder, R.A., White, L., Zaman, M. (2005). Neural network model for asphalt concrete permeability, *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 17 (1), pp. 19-27.
- Taylor, M.A., Khosla, N.P. (1983). *Stripping of asphalt pavements: State of the art (discussion, closure)*.
- Torres, H.P. (2014). Utilização de betumes modificados na regeneração de misturas com elevadas percentagens de reciclagem.
- Witten, I.H., Frank, E., Hall, M.A., Pal, C.J. (2016). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*, Morgan Kaufmann.
- Xu, J.-Z., Hao, P.-W., Ma, Y.-F., Liu, N. (2012). Study on the optimization design of mixing moisture content in foamed asphalt mix, *Materials and structures*, Vol. 45 (7), pp. 1071-1085.
- Yildirim, Y. (2007). Polymer modified asphalt binders, *Construction and building materials*, Vol. 21 (1), pp. 66-72.
- Zhang, H., Fu, X., Jiang, H., Liu, X., Lv, L. (2015). The relationships between asphalt ageing in lab and field based on the neural network, *Road Materials and Pavement Design*, Vol. 16 (2), pp. 493-504.