

Mestrado Integrado em Engenharia de Gestão e Sistemas de Informação 2023/2024

4º Ano

1º Semestre

Aprendizagem Automática em Sistemas de Informação



Francisco Miguel Pinheiro Cardoso A79570

Índice

| 1. | Mod | eling | 1 |
|----|---------|------------------------------------|----|
| | 1.1 | Select Modeling Technique | 1 |
| | 1.1.1 | Modeling Techniques | 1 |
| | 1.1.2 | 2 Modeling Assumptions | 2 |
| | 1.2 Ger | nerate Test Design | 2 |
| | 1.2.1 | Test Design | 2 |
| | 1.3 Bui | ld Model | 3 |
| | 1.3.1 | Parametter settings | 3 |
| | 1.3.2 | 2 Models | 7 |
| | 1.4 Ass | ess Model | 11 |
| | 1.4.1 | Model Assessment | 11 |
| 2. | Evalu | uation | 15 |
| | 2.1 Eva | luation Results | 15 |
| | 2.1.1 | Assessment of Data Minning Results | 15 |
| | 2.1.2 | 2 Approved Models | 16 |
| | 2.2 Rev | riew Process | 17 |
| | 2.2.1 | Review Process | 17 |
| | 2.3 Det | ermine Next Steps | 17 |
| | 2.3.1 | List of possible actions | 17 |
| | 2.3.2 | 2 Decision | 17 |

1. Modeling

1.1 Select Modeling Technique

1.1.1 Modeling Techniques

Nesta fase selecionei diferentes técnicas de modelação de regressão a aplicar aos quatro cenários criados na fase anterior. As técnicas escolhidas estão na seguinte tabela.

| Técnicas | Descrição |
|-----------------------|---|
| Decision Tree | Uma árvore de decisão é um mapa dos possíveis resultados de uma série de escolhas relacionadas. |
| Random Forest | Cria várias árvores de decisão durante o treinamento e as combina para obter uma decisão mais robusta e geralmente mais precisa do que as decisões individuais das árvores. |
| Suport Vector Machine | Uma SVM constrói Hiper planos num espaço n-dimensional para classificar ou regredir dados. |
| Linear Regression | O objetivo principal da regressão linear é a análise de duas variáveis e seus respetivos resultados. Essa análise parte sempre de uma variável dependente com outras chamadas de independentes. O objetivo geral é encontrar relações entre essas variáveis de análise. |
| Deep Learning | O mecanismo Deep Learning é caraterizado pela inserção de dados em um computador para avaliar as respostas, a fim de confirmar previsões precisas e corrige as erradas, sendo modelos quase impossíveis de explicar e compreender, mesmo por especialistas que podem ver as suas estruturas |

1.1.2 Modeling Assumptions

Muitas técnicas de modelação fazem suposições específicas sobre um conjunto de dados. Por exemplo, que todos os atributos têm distribuições uniformes, que o atributo de classe deve ser simbólico, etc.

Suposições:

- Decision Tree: Se os valores forem contínuos, eles vão sofrer uma discretização antes da construção do modelo.
- Random Forest: Se os valores forem contínuos, eles vão sofrer uma discretização antes da construção do modelo.
- Support Vector Machine: Assume que os dados são independentes e distribuídos de forma idêntica
- Linear Regression: Pressuposto de que existe uma relação linear entre as variáveis independentes e dependentes e que não deveria existir multicolinearidade (problema comum em regressões, onde as variáveis independentes possuem relações lineares exatas ou aproximadamente exatas).
- Deep Learning: Pressuposto de que há mínima ou nenhuma multicolinearidade entre as variáveis independentes.

1.2 Generate Test Design

1.2.1 Test Design

Nesta etapa vou descrever o plano de conceção dos testes. Inclui a definição dos diferentes cenários de testes a escolha das técnicas e métodos de avaliação a aplicar a cada um deles, como se pode verificar na seguinte tabelas.

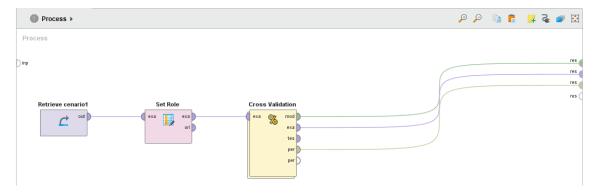
| Cenário | Técnicas a utilizar | Método de teste e validação |
|-----------|---------------------|-----------------------------|
| Cenário 1 | Todas | Cross Validation |
| Cenário 2 | Todas | Cross Validation |
| Cenário 3 | Todas | Cross Validation |
| Cenário 4 | Todas | Cross Validation |

1.3 Build Model

1.3.1 Parametter settings

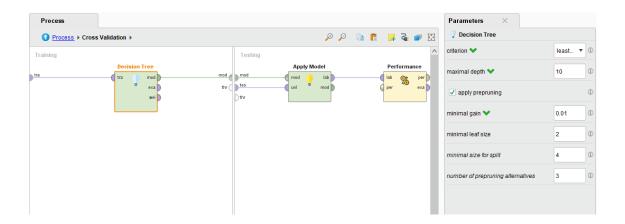
Depois de concluída a definição de cenários, bem como as técnicas a utilizar para cada um, de forma a obter os resultados mais eficazes e eficientes, foram atualizadas as configurações da ferramenta utilizada, o Rapid Miner.

Nas figuras abaixo estão representados os processos utilizados na construção dos diferentes modelos definidos. Na seguinte imagem está representado o processo utilizado nos diferentes modelos definidos.

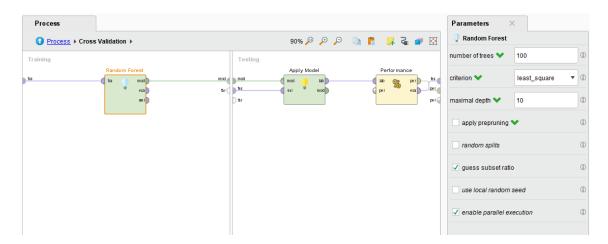


Em seguida, são apresentados os parâmetros escolhidos para as definições de cada técnica, bem como o subprocesso utilizado para cada um no operador cross validation.

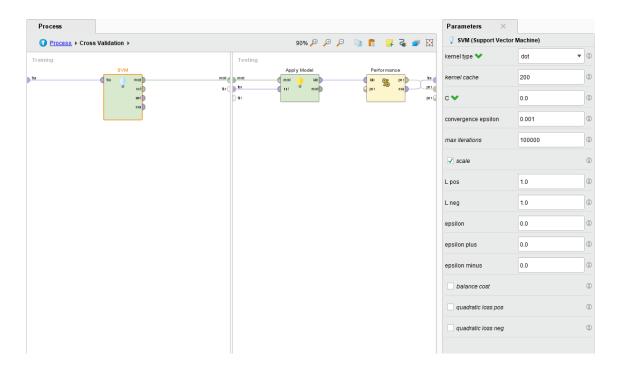
Decision Tree



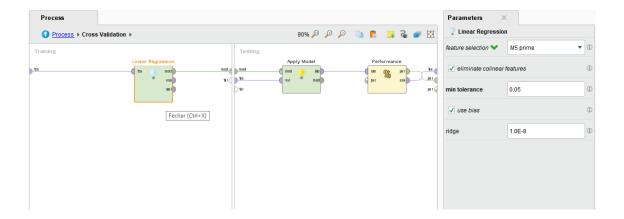
Random Forest



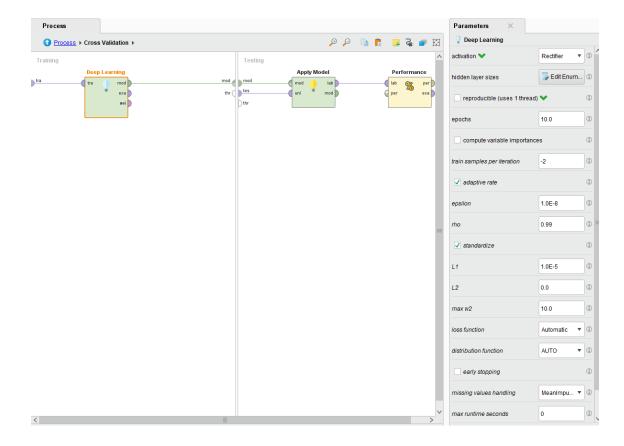
SVM



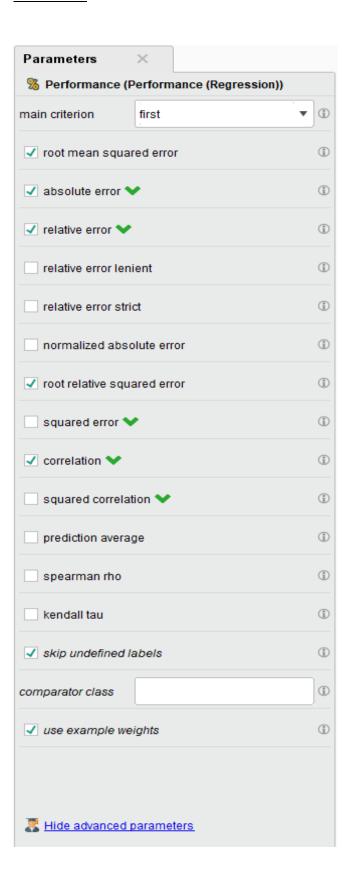
Linear Regression



Deep Learning



Peformance

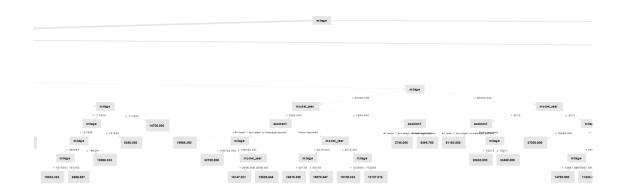


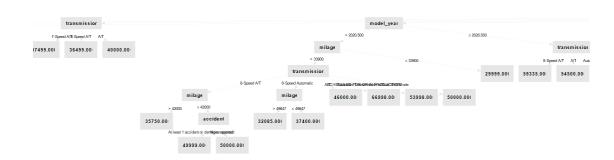
1.3.2 Models

De seguida, apresentam-se os diversos modelos obtidos para as diferentes técnicas respetivos a cada cenário.

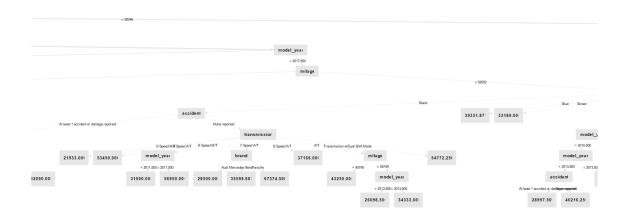
Cenário 1

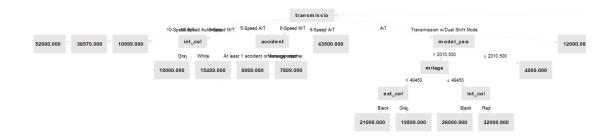
Amostra do modelo de Árvore de Decisão





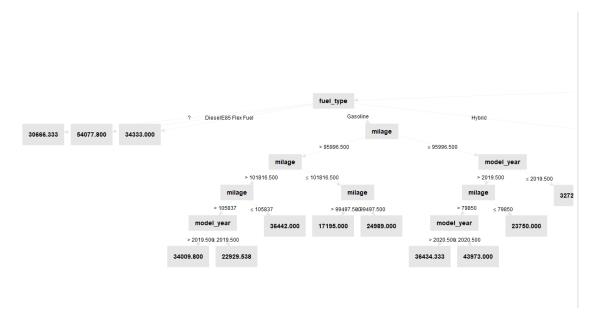
Amostra do modelo de Árvore de Decisão

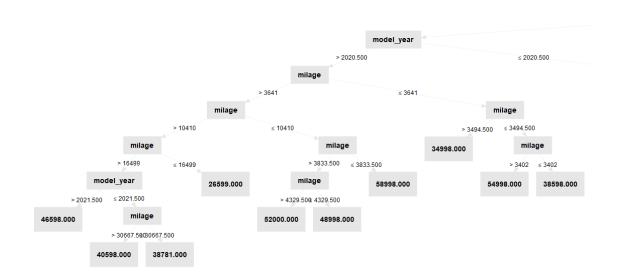




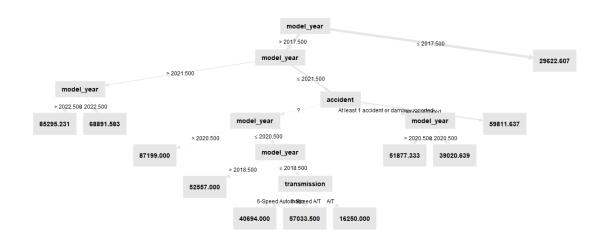
Cenário 3

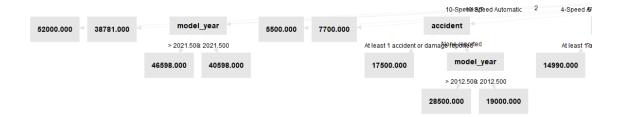
Amostra do modelo de Árvore de Decisão





Cenário 4 Modelo de Árvore de Decisão





1.4 Assess Model

1.4.1 Model Assessment

Cenário 1

| | Técnicas | | | | | |
|-----------------------------|---------------|------------------|---------|-------------------------------|------------------|--|
| | Decision Tree | Random Forest | SVM | Linear Regression (500) | Deep Learning | |
| Root mean squared error | 75711 | 61488 | 75105 | 53275 | 56995 | |
| Absolute error | 23866 | 16370 | 28291 | 37414 | 18583 | |
| Relative error | 59.35% | 48.51% | 108.38% | 177.13% | 59.34% | |
| Root relative squared error | 1.041 | 0.762 | 1.014 | 1.162 | 0.696 | |
| Correlation | 0.417 | 0.622 | 0.443 | 0.431 | 0.666 | |

Analisando os resultados da tabela anterior referente ao cenário 1, consigo concluir que a técnica Random Forest é a que apresenta melhores resultados. No entanto, é possível verificar que os valores não são muito favoráveis para a previsão de valores pois há uma margem muito grande erro. É de notar também que para a técnica Linear Regression foram utilizados apenas 500 casos como amostra devido à capacidade do computador em analisar os dados.

| | Técnicas | | | | | |
|-----------------------------|---------------|------------------|--------|----------------------|------------------|--|
| | Decision Tree | Random Forest | SVM | Linear Regression | Deep Learning | |
| Root mean squared error | 74983 | 56195 | 67873 | 50719 | 51292 | |
| Absolute error | 23747 | 17209 | 26431 | 30750 | 19440 | |
| Relative error | 65.11% | 57.14% | 94.15% | 107.79% | 70.10% | |
| Root relative squared error | 1.201 | 0.786 | 1.022 | 1.323 | 0.704 | |
| Correlation | 0.354 | 0.674 | 0.504 | 0.527 | 0.748 | |

Analisando os resultados da tabela anterior referente ao cenário 2, consigo concluir que a técnica Random Forest é a que apresenta melhores resultados. No entanto, é possível verificar que os valores não são muito favoráveis para a previsão de valores pois há uma margem muito grande erro. É de notar também que para a técnica Linear Regression foram utilizados apenas 100 casos como amostra devido à capacidade do computador em analisar os dados.

| | Técnicas | | | | | |
|-----------------------------|---------------|------------------|---------|-------------------------------|------------------|--|
| | Decision Tree | Random Forest | SVM | Linear Regression (100) | Deep Learning | |
| Root mean squared error | 75482 | 60637 | 75105 | 81034 | 55899 | |
| Absolute error | 23646 | 16147 | 28291 | 55507 | 16730 | |
| Relative error | 58.30% | 43.40% | 108.38% | 164.28% | 49.67% | |
| Root relative squared error | 1.016 | 0.747 | 1.014 | 3.121 | 0.664 | |
| Correlation | 0.403 | 0.653 | 0.445 | 0.416 | 0.689 | |

Analisando os resultados da tabela anterior referente ao cenário 3, consigo concluir que a técnica Random Forest é a que apresenta melhores resultados. No entanto, é possível verificar que os valores não são muito favoráveis para a previsão de valores pois há uma margem muito grande erro. É de notar também que para a técnica Linear Regression foram utilizados apenas 100 casos como amostra devido à capacidade do computador em analisar os dados.

| | Técnicas | | | | | |
|-----------------------------|---------------|------------------|---------|-------------------------------|------------------|--|
| | Decision Tree | Random Forest | SVM | Linear Regression (100) | Deep Learning | |
| Root mean squared error | 71570 | 66891 | 75106 | 51192 | 57794 | |
| Absolute error | 25765 | 18433 | 28291 | 32220 | 19086 | |
| Relative error | 92.60% | 56.76% | 108.38% | 114.52% | 65.78% | |
| Root relative squared error | 0.946 | 0.863 | 1.014 | 1.455 | 0.702 | |
| Correlation | 0.299 | 0.564 | 0.427 | 0.412 | 0.663 | |

Analisando os resultados da tabela anterior referente ao cenário 4, consigo concluir que a técnica Random Forest é a que apresenta melhores resultados. No entanto, é possível verificar que os valores não são muito favoráveis para a previsão de valores pois há uma margem muito grande erro. É de notar também que para a técnica Linear Regression foram utilizados apenas 100 casos como amostra devido à capacidade do computador em analisar os dados.

2. Fvaluation

2.1 Evaluation Results

2.1.1 Assessment of Data Minning Results

Depois de criados todos os modelos, é possível verificar que o erro relativo surge na ordem dos 43.40% e 57.14% o que são valores não satisfatórios, pois indica que há um erro relativo de metade das previsões efetuadas serem falhadas.

É possível verificar melhor esta condição, na prática, através do erro absoluto médio (MAE) onde na melhor previsão existe um erro de previsão de 16147\$, em relação aos preços reais dos carros.

A métrica root relative squared error, combina elementos do erro relativo (RMSE) e erro quadrático. Os valores demonstram que o erro relativo do RMSE é menor do que 1. O que indica que as previsões desempenhadas pelo modelo são relativamente boas, no que diz respeito aos valores reiais.

Por fim, na correlação podemos verificar que um valor de 0.653, por exemplo, sugere que há uma tendência para as previsões e os valores reias dos preços dos carros aumentem e diminuam juntos, ou seja, quando o modelo prevê um preço maior, os valores reias tendem a ser mais altos e o mesmo acontece de forma inversa.

2.1.2 Approved Models

Na tabela seguinte, encontram-se apresentados para cada cenário, o seu melhor modelo.

| Cenário | Modelo | Root mean squared error | Absolute error | Relative error | Root relative squared error | Correlation |
|-----------|------------------|-------------------------------|-------------------|-------------------|--------------------------------------|-------------|
| Cenário 1 | Random Forest | 61488 | 16370 | 48.51% | 0.762 | 0.622 |
| Cenário 2 | Random Forest | 56195 | 17209 | 57.14% | 0.786 | 0.674 |
| Cenário 3 | Random Forest | 60637 | 16147 | 43.40% | 0.747 | 0.653 |
| Cenário 4 | Random Forest | 66891 | 18433 | 56.76% | 0.863 | 0.564 |

Analisando a tabela anterior é possível perceber que, de forma geral, todos os modelos apresentam valores semelhantes, uns melhores que outros, no entanto, consoante os valores dos dados fazem com que não sejam muito divergentes.

Relativamente ao absolute error, o cenário que apresenta melhores resultados é o Cenário 3, bem como relativamente ao root relative squared error. Já em relação à correlation os valores são bastantes semelhantes e positivos. Ou seja, o melhor cenário seria o 3.

Assim sendo, posso afirmar que os critérios de sucesso, não foram atingidos pois as previsões possuem valores demasiados altos do que o esperado.

2.2 Review Process

2.2.1 Review Process

A principal limitação do projeto sentida, foi a qualidade dos dados. Os mesmos não apresentavam uma estrutura ideal para avaliação, tendo de ser realizadas várias transformações e talvez seria necessário a realização de mais para uma melhor obtenção de previsões. Os modelos foram insatisfatórios na generalidade dos cenários avaliados, não conseguindo cumprir critérios de sucesso pretendidos.

2.3 Determine Next Steps

2.3.1 List of possible actions

Devido ao contexto académico em que este projeto se enquadra, o projeto será dado como terminado. Num caso real, os próximos passos estariam relacionados ou com o deployment, ou com a iniciação de uma nova iteração. Neste caso, o grupo optaria pela segunda opção, caso houvesse recursos, orçamento e tempo para tal.

2.3.2 Decision

Para ir ao encontro do objetivo de negócio e reduzir o erro absoluto, considera-se necessário continuar a recolher dados das transações realizadas. Assim, com uma maior quantidade de dados, seria possível reduzir a taxa de erro através da geração de um modelo mais assertivo e verificar os carros mais antigos e perceber se os valores são mais assertivos para tentar promover a venda dos mesmos.