# Relatório Trabalho 3

Disciplina INF1771 – Inteligência Artificial, PUC-Rio 2018.2

Aluno André Mazal Krauss

Professora Renatha Capua

## Organização do projeto e execução

O código do projeto está organizado em dois arquivos que acompanham este relatório. *Exploracao e Justificativa.ipynb* é um Jupyter Notebook que contém toda a parte de experimentação de parâmetros e desenho de gráficos. Para executá-lo, é necessário abri-lo com o Jupyter, porém os resultados da execução também estão em *Exploracao e Justificativa.html* em formato html e *Exploracao e Justificativa.pdf* em formato pdf. O mesmo vale para *Aplicacao.ipynb*, que contém uma simples execução dos algoritmos escolhidos sobre a base de dados, e cujo resultado está em *Aplicacao.html* e *Aplicacao.pdf.* A base de dados original está em covtype.data.

## Informações Gerais e Definição do Problema

A base de dados escolhida para a realização do trabalho é a *Covertype Data Set.* A base de dados descreve características de 4 reservas florestais localizadas na *Roosevelt National Forest,* na parte Norte do Colorado, nos EUA. O terreno do parque foi repartido em lotes de 30x30 metros para a sua categorização na base de dados, cujas informações foram determinadas, pela *US Forest Service (USFS)* e *US Geological Survey (USGS).* A base possui 581012 instâncias, cada uma com 12 medições (que são representadas em 54 colunas de dados).

O problema consiste em, para um lote 30x30, prever qual tipo de cobertura vegetal nele predomina. Para isso, devem ser usados os demais atributos fornecidos, que descrevem aspectos geográficos e geológicos do lote em questão.

Para sua resolução, utilizo os algoritmos da Árvore de Decisão e o *K Nearest Neighbors Classifier*(KNN).

A base de dados está disponível abertamente no *Machine Learning Repository* da *University of California Irvine,* e foram doados por Jock A. Blackard, Denis J. Dean e Charles W. Anderson. Mais informações estão disponíveis na página web[[1]](#footnote-1) da base de dados.

## Descrição da Modelagem dos Exemplos de Treinamento

### Atributos selecionados para descrever os exemplos

Farei aqui uma breve descrição dos atributos usados na predição, conforme estão descritos na documentação da base de dados.

1. Elevação – A elevação do terreno, medida em metros acima do nível do mar.
2. Aspecto – O aspecto do terreno, ou seja, a direção cardinal para onde sua face inclinada aponta. Medida em graus azimute entre 0 e 360.
3. Inclinação – A inclinação do terreno, em graus.
4. Distância Horizontal até corpo dágua – A distância em metros até o corpo dágua mais próximo
5. Distância Vertical até corpo d’água – A distância em metros até o corpo de água mais próximo. Pode ser negativa, indicando que o terreno está localizado abaixo do corpo d’água.
6. Distância Horizontal até Rodovias – a distância horizontal até rodovias, medida em metros.
7. Sombreamento\_9am – Índice de 0 a 255 quantificando a exposição ao sol às 9:00 do solstício de verão.
8. Sombreamento\_12am – Índice de 0 a 255 quantificando a exposição ao sol ao meio-dia do solstício de verão.
9. Sombreamento\_3pm – Índice de 0 a 255 quantificando a exposição ao sol às 15:00 do solstício de verão.
10. Distância Horizontal até foco de incêndio – a distância horizontal até um foco inicial de incêndios florestais, medida em metros.
11. Área florestal - a Área de Preservação em que se encontra o lote em questão. No arquivo essas informação é expressa em 4 colunas binárias, que podem ser sintetizadas em uma simples categorização, em que cada área florestal tem os seguintes índices: Rawah(1), Neota(2), Comanche Peak(3) e Cache la Poudre(4).

Para além dos atributos, também há a própria classificação a ser predita. Há 7 diferentes classes de cobertura vegetais presentes na base de dados:

1. *Spruce/Fir*
2. *Lodgepole Pine*
3. *Ponderosa Pine*
4. *Cottonwood / Willow*
5. *Aspen*
6. *Douglas-fir*
7. *Krummholz*

Esta mesma numeração é usada na base de dados e no código desenvolvido.

### Justificativa para a escolha dos atributos

Da base de dados original, a única medição descartada inteiramente foi o tipo de solo presentes no terreno. Optei por descartar de imediato esta informação para diminuir o volume de dados (esta categorização está descrita em 40 colunas binárias) e para focar exclusivamente em atributos que dispensam qualquer pesquisa detalhada no terreno em questão.

Eliminada essa medição, procurei mensurar a relevância das demais para uma classificação correta. Para isso, cabe analisar certos dados estatísticos do conjunto das amostras como um todo.

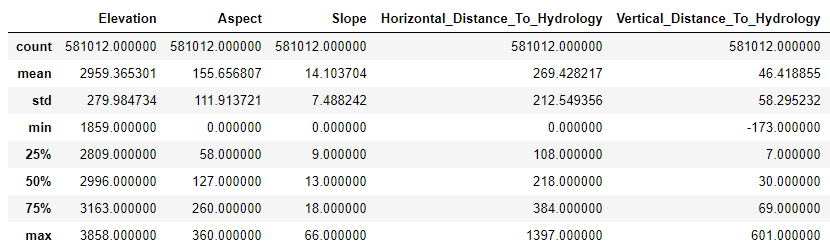


Figura 1 - Sumário estatístico pt1

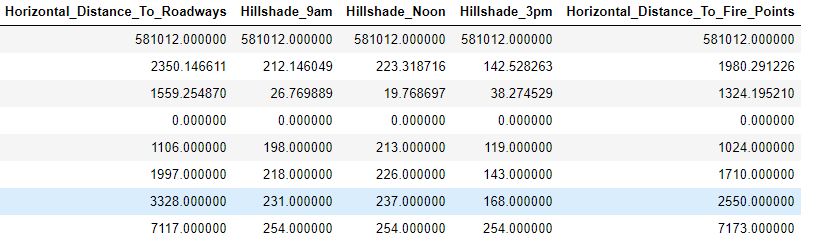
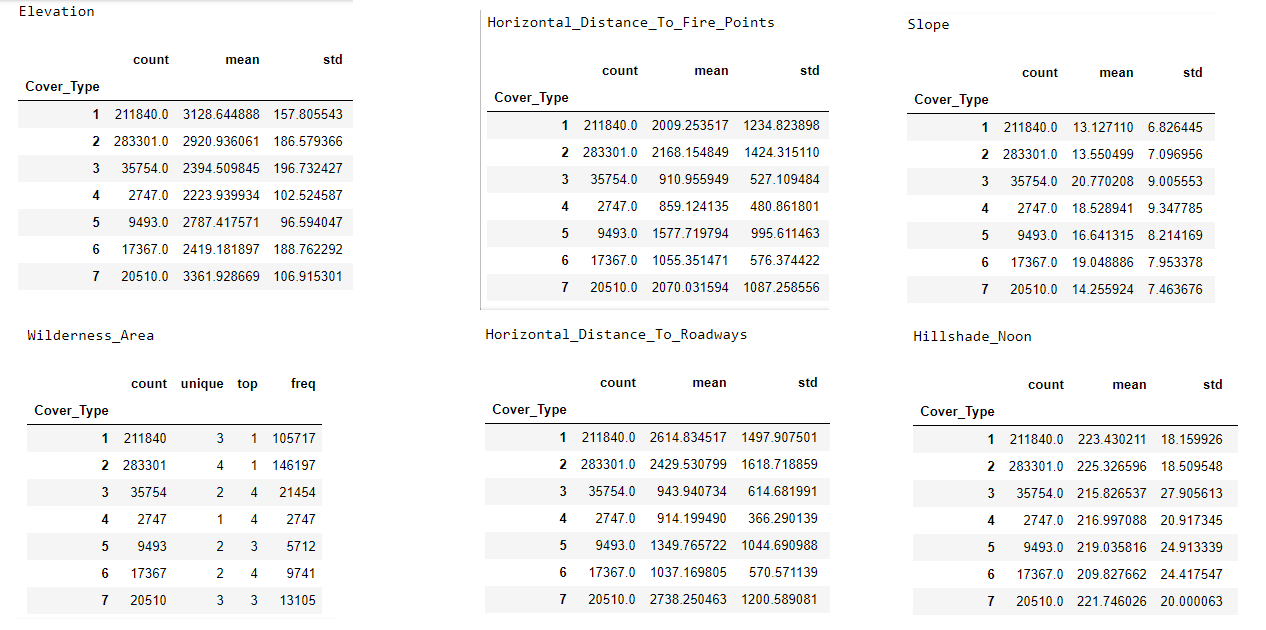


Figura 2 - Sumário Estatístico pt2

As figuras 1 e 2 mostram a média(mean), desvio padrão(std), os percentis e os valores mínimo e máximo do conjunto dos dados. Ainda é difícil inferir sobre quais atributos tem maior relação com a classificação, porém essa análise já é útil por garantir que não há lacunas na base(a contagem em todos os atributos é idêntica e igual a 581012) e que cada atributo foi corretamente importado e condiz com o esperado(o Aspecto varia somente de 0 a 360, o índice de sombreamento varia somente de 0 a 255, só há atributos negativos para a distância vertical e não há valores mínimos ou máximos que sejam impossíveis).

Para prosseguir, julguei interessante realizar a mesma análise, porém dividida pela classificação. Desta análise, selecionei mostrar alguns atributos.

Figura 3 - Sumário estatístico por categoria

Primeiramente, devemos notar que, dos sete tipos de cobertura possíveis, dois se destacam: *Spruce/Fir*(1)e *Lodgepole Pine*(2). Juntas, essas duas categorias representam 85.2% de todas as amostras. Sobre os atributos, vale destacar que a Elevação tem médias bem espaçadas entre as categorias, com um baixo desvio padrão; a média das duas distâncias horizontais, até corpos d’água e até focos de incêndio, são muito distintas por categoria, porém também há um alto desvio padrão; e a média do sombreamento e da inclinação são pouco distinguíveis por categoria. Além disso, no atributo categórico Área Florestal percebe-se que há áreas coberturas de vegetação exclusivas para áreas florestais específicas. Porém, essas coberturas não são muito expressivas numericamente.

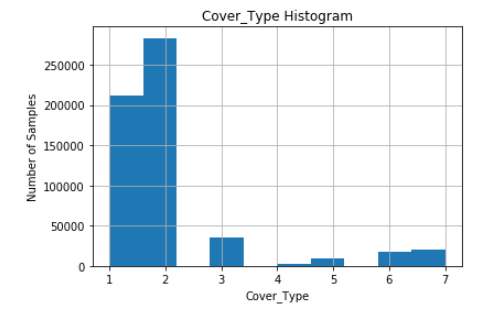
As estatísticas acima e os histogramas ajudam a entender o porque de, como veremos mais abaixo, os atributos mais relevantes para classificação serem elevação, distância até focos de incêndio e distância até estradas. Os demais atributos ajudam muito pouco individualmente, mas conjuntamente ainda acrescentam cerca de 15% de acurácia ao KNN., como veremos abaixo.

Figura 4 - O histograma por classe mostra que sua distribuição não é equilibrada

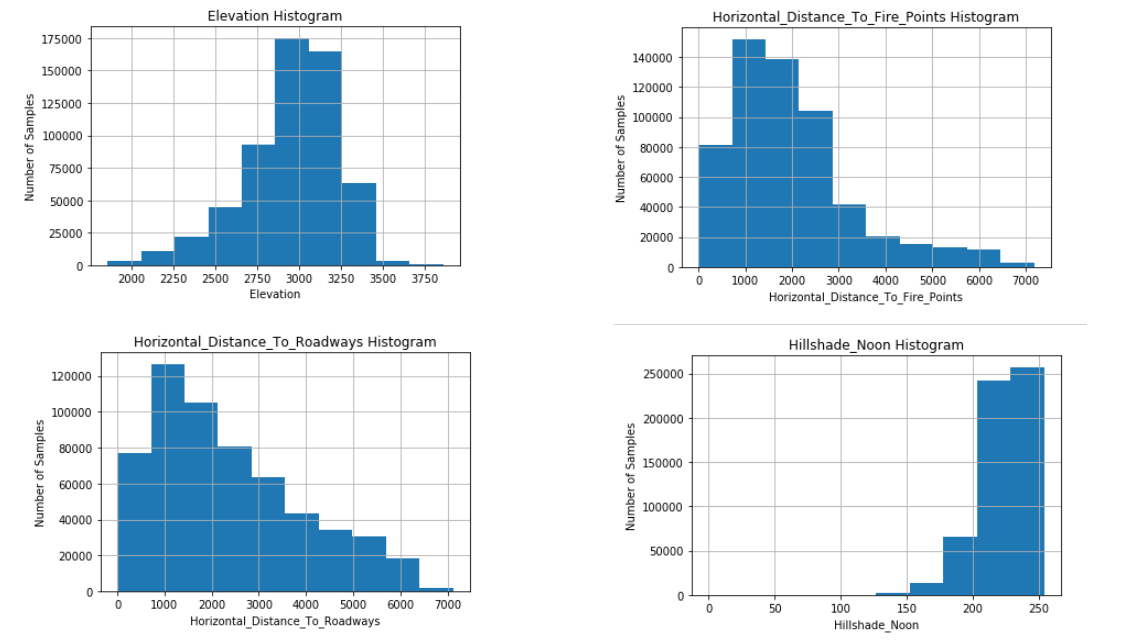
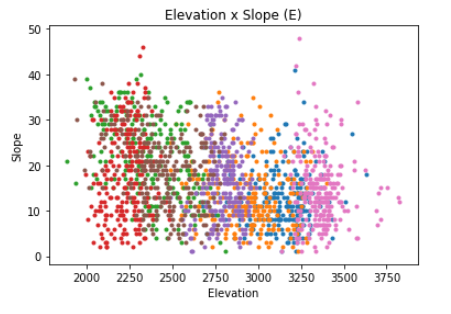
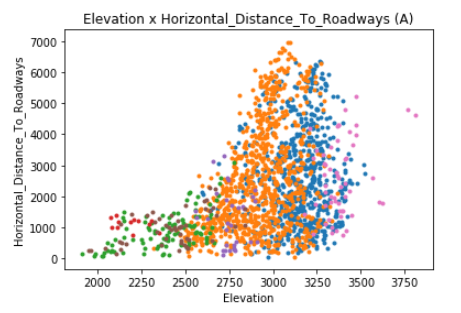
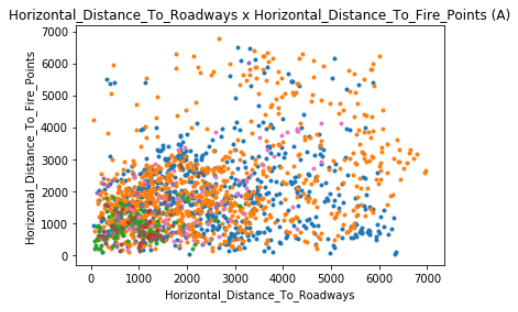
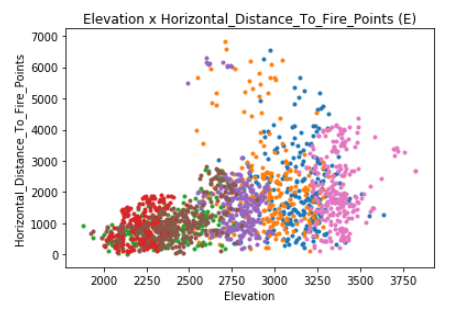
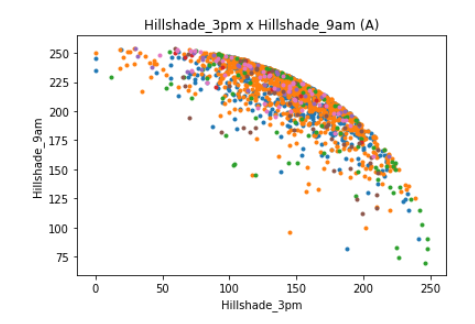
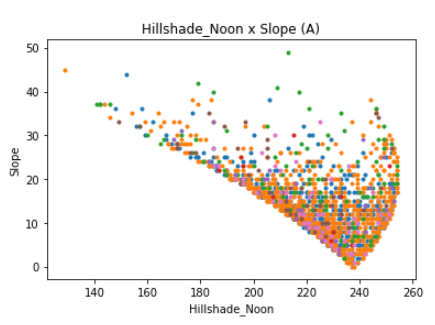
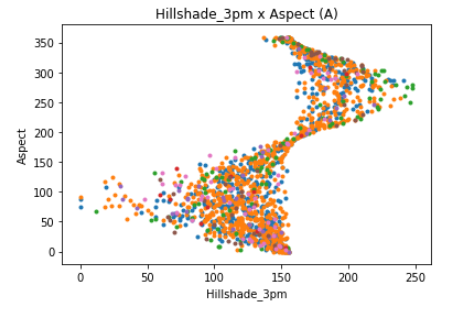


Figura 5 - Histogramas por atributo. Repare como o sombreamento é mais concentrado do que a elevação e as distancias mostradas

Por último, para justificar novamente a intuição de que Elevação, distância até focos de incêndio e distância até estradas são mais relevantes, mostro alguns *scatter plots* que reforçam essa ideia, mostrando que estes tem boa separabilidade. Para alguns plot foram utilizadas 250 amostras *por categoria*, ou seja, as menores categorias estão super-representadas, enquanto as maiores estão sub-representadas. Para outros, as amostras foram simplesmente escolhidas aleatoriamente. Isso é indicado pela letra E(de estratificação por classe) ou A(de aleatório) no título do gráfico. O meu único critério para escolha entre um e outro foi qual fornecia a melhor visualização.



Visualizando esses gráficos, poderíamos intuir que KNN seria uma abordagem adequada ao nosso problema, se usarmos os atributos corretos. Para além disso, alguns comentários:

* Nos gráficos envolvendo elevação, podemos facilmente perceber que ela divide bem as classes, com “colunas” de cor sendo facilmente visíveis.
* A distância até focos de incêndio e a distância até estradas se saem bem quando pareadas com a elevação. Porém, elas aparentemente não bastam em separado, principalmente por falhar em dividir as duas maiores classes (em cor laranja e azul).
* Como é de se esperar, existem relações interessantes entre os sombreamentos em diferentes horas do dia e a inclinação do terreno. Porém, infelizmente, essa informação aparentemente não ajuda na classificação da cobertura vegetal.

## Descrição dos Experimentos Realizados

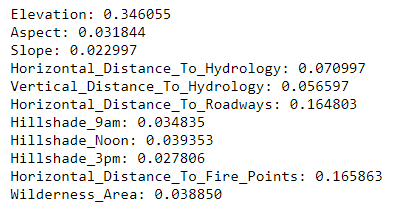
Para realizar os experimentos e escolher os parâmetros, comecei dividindo a base de dados numa relação 80/20 entre uma base de experimentação e outra de validação. Realizei então repetidos k-folds na base de experimentação buscando estimar a acurácia do método para diversos parâmetros. Tendo por fim escolhido os métodos e parâmetros adequados, os aplico sobre o grupo de validação para avaliar se a acurácia esperada se confirmou.

Realizado o K-Fold, cada treinamento é realizado com 418320 amostras.

### Árvore de Decisão limitada a profundidade N

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Limite de profundidade N** | **Acurácia média dos 10-folds** | **Tempo de treino médio(segundos)** | **Número médio de nós na árvore** |
| 1 | 63.36% | 1.22 | 3.0 |
| 3 | 67.45% | 1.81 | 15.0 |
| 5 | 69.24% | 2.39 | 63.0 |
| 10 | 76.31% | 3.72 | 1534.8 |
| 20 | 90.48% | 5.76 | 34653.0 |
| 30 | 92.25% | 6.09 | 59640.2 |
| Sem limites (profundidade máxima: 41) | 92.26% | 6.07 | 52896.0 |

Escolhi treinar primeiro a árvore de decisão porque, ao analisarmos a árvore, nos é possível avaliar a importância relativa dos atributos utilizados. A biblioteca Sklearn oferece para isso a funcionalidade dos *feature importances,* que calcula, para cada atributo, sua importância relativa (de 0.0 a 1.0), baseado em quantas amostras ele separa e em qual grau de pureza[[2]](#footnote-2). Me baseei nesses valores para realizar mais testes sobre a árvore e o KNN.



Os valores se alinham com a análise anterior, destacando a Elevação como o atributo mais importante, seguido da distância até focos de incêndio e da distância até estradas.

### Árvore de decisão limitada a profundidade N e 3 atributos

Como discutido acima, os três atributos são Elevação, Distância até foco de incêndio e distância até estrada. Decidi, portanto, experimentar com uma árvore de decisão que só considerasse esses três. Porém, como visto na tabela abaixo, a árvore apresentou acurácia muito inferior com uma estrutura mais complexa que anteriormente (possui maior quantidade de nós e maior profundidade). Este pior resultado é esperado, dado que há menos informações disponíveis para o treinamento. O tempo de treinamento sim sofreu melhora, mas não creio que compensa o ônus geral.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Limite de profundidade N** | **Acurácia média dos 10-folds** | **Tempo de treino médio** | **Número médio de nós na árvore** |
| Sem limites (profundidade: 47) | 81.55% | 2.61 | 124847.2 |

### KNN

Apresento na tabela abaixo os resultados da experimentação com a quantidade de vizinhos a ser usada no KNN. Vê-se que 3 vizinhos foi a quantidade com maior acurácia. Além disso, vale notar que o tempo de treinamento não varia de acordo com a quantidade de vizinhos considerada, mas o tempo de avaliação sim, aumentando consideravelmente.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **N vizinhos** | **Acurácia média dos 10-folds** | **Tempo de treino médio(segundos)** | **Tempo de avaliação médio (por amostra, em ms)** |
| 1 | 96.40% | 2.94 | 0.029 |
| 3 | 96.76% | 2.28 | 0.032 |
| 5 | 96.63% | 2.34 | 0.041 |
| 7 | 96.39% | 2.75 | 0.057 |
| 9 | 96.03% | 2.35 | 0.055 |
| 11 | 95.67% | 2.32 | 0.064 |
| 15 | 94.96% | 2.44 | 0.077 |
| 25 | 93.38% | 2.27 | 0.099 |
| 51 | 90.06% | 2.33 | 0.151 |
| 101 | 85.83% | 2.26 | 0.230 |

### KNN limitado a três atributos

Novamente, decidi experimentar utilizar somente os três atributos mais relevantes (Elevação, Distância até focos de incêndio e Distância até rodovias), pretendendo obter uma acurácia satisfatória com tempos de execução menores. De fato, houve uma expressiva redução no tempo de treinamento e avaliação, mas com um grande custo na acurácia. Além disso, o numero ótimo de vizinhos se elevou para 9, apesar da faixa de 3 a 15 estar muito próxima.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **N vizinhos** | **Acurácia média dos 10-folds** | **Tempo de treino médio(segundos)** | **Tempo de avaliação médio (por amostra, em ms)** |
| 1 | 78.08% | 1.06 | 0.009 |
| 3 | 81.28% | 0.96 | 0.012 |
| 5 | 82.00% | 0.95 | 0.014 |
| 7 | 82.70% | 0.97 | 0.016 |
| 9 | 82.87% | 0.96 | 0.017 |
| 11 | 82.85% | 0.95 | 0.018 |
| 15 | 82.55% | 0.98 | 0.023 |

### KNN considerando Aspecto como medida modular

Logo de início, pensei que deveria considerar o Aspecto do terreno diferentemente das demais medidas. Pensei nisso porque, diferentemente das demais, o aspecto tem uma característica modular, por ser uma medição de ângulo em um círculo de 360 graus. Isso significa que um valor de 359 deveria ser mais próximo do 1 do que o valor de 90, por exemplo, porque poderíamos “dar a volta completa”. Para isso, implementei uma pequena função, que passei como métrica customizada ao KNN. Porém, o uso da minha função aumentou enormemente o tempo de processamento sem melhorar significativamente a predição, então abandonei a ideia. De fato, creio que usar uma função própria atrapalha as otimizações nativas do Sklearn, e o aspecto, como visto anteriormente, não seria um bom divisor para as predições.

## Resultados Finais

Com toda a análise de alternativa feita acima, decidi pelo Árvore de Decisão com 12 atributos e sem limite de profundidade e pelo KNN com 12 atributos e 3 vizinhos. Apresento abaixo os resultados dos testes, com set de treinamento de 80% da base de dados (464809 amostras) e set de validação de 20% (116203 amostras).

Nas imagens abaixo, os seguintes termos significam:

* *Precision:* é a razão tp / (tp + fp), onde tp é o número de verdadeiros positivos para aquela classe, e fp o número de falsos negativos. Representa a capacidade do preditor de não classificar erroneamente um objeto como sendo pertencente à classe em questão.
* *Recall:* É a razão tp / (tp + fn), onde tp é o número de verdadeiros positivos para a classe e fn o número de falsos negativos. Ou seja, representa a capacidade do preditor de corretamente identificar um objeto como pertencente à classe em questão.
* *F1 –* score: É o cálculo (2\*precision \* recall) / precision + recall. É essencialmente uma média entre *precision* e *recall.*
* *Support:* quantidade de amostras daquela classe entre as 116203 amostras de validação.

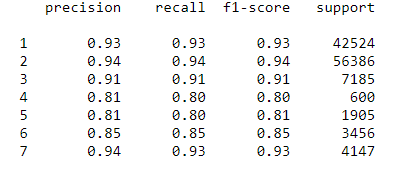
De forma geral, esses valores calculados por classe revelam que obtivemos melhores resultados para aquelas que tem mais amostras na base de dados, o que é esperado.

### Árvore de Decisão

Acurácia obtida: 92.65%

Tempo de treinamento: 14.15 segundos, para 464809 amostras

Tempo médio para uma predição: 0.1 ms

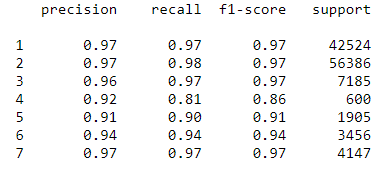


### KNN

Acurácia obtida: 96.96%

Tempo de treinamento: 3.96 segundos, para 464809 amostras

Tempo médio para uma predição: 1.2 ms



## Considerações Finais

Apesar de escolher dois métodos bem simples de aprendizado supervisionado, considero que obtive resultados com bons níveis de acurácia e tempo. A plataforma python + Sklearn se provou muito adequada para obter resultados de maneira rápida e prática, oferecendo também acesso a outras ferramentas, como a biblioteca matplotlib e numpy, para obter gráficos estatísticas a partir dos dados. Esse conjunto me permitiu focar na análise dos dados e dos resultados, e não na implementação dos algoritmos. Entretanto, descobri uma desvantagem na perda de desempenho sofrida ao tentarmos usar métricas customizadas.

1. http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Covertype [↑](#footnote-ref-1)
2. A documentação do *Sklearn* não é muito específica sobre esse cálculo, e somente afirma que usa a *Gini Importance*. [↑](#footnote-ref-2)