

# Predição de Renda Anual

Leandro Luciani Tavares, Luiz Benedito Aidar Gavioli, Victor Narcizo de Oliveira Neto  
*Departamento de Computação (DComp)*  
*Universidade Federal de São Carlos (UFSCar)*  
*18052-780, Sorocaba, São Paulo, Brasil*  
*leandro.ltavares@gmail.com, luizbag@gmail.com, vnarcizo@gmail.com*

**Resumo—Resumo, deixar para o final.**

**Keywords—component; formatting; style; styling;**

## I. INTRODUÇÃO

Aprendizado de máquina é atualmente um dos principais campos da computação, sendo um sub-campo da Inteligência Artificial, o qual pretende dar habilidade às máquinas de obter conhecimento e se aperfeiçoarem em determinada tarefa, sendo ela muitas vezes pouco trivial ou até mesmo impossível para um humano realizar devido à complexidade ou ao volume dos dados.

Nesse projeto, essa tarefa consiste em comparar o desempenho dos principais algoritmos de classificação estudados na disciplina de Aprendizado de Máquina: o KNN (K-nearest neighbours), a Regressão logística, as Redes Neurais Artificiais (RNA), as Máquinas de Vetores de Suporte (SVM) e o Naive-Bayes na classificação de padrões de renda. [1]

A predição de padrões de renda, é uma necessidade crescente de instituições financeiras, como bancos, seguradoras, factories, casas de câmbio, cooperativas de crédito, entre outras. Equipadas com ferramentas e dados, as instituições, tem a possibilidade de fornecer serviços personalizados para seus clientes como, por exemplo, taxas diferenciadas para clientes baseados em suas rendas anuais. Ou adequar seu modelo de negócios a determinado tipo de consumidor sabendo-se que, por exemplo, este tem um perfil inadimplente. [2]

Em análises econômicas, prever e classificar padrões de renda é parte fundamental, dada a necessidade de estimar o desenvolvimento econômico de um país, e traçar perfis dos cidadãos, como por exemplo, qual setor da economia tem os melhores salários, qual idade tem a parcela da população que possui maior renda anual. Além de auxiliar o planejamento econômico, controle de inflação, definição de taxas de juros. [3]

A comparação se baseia na classificação de renda dos cidadãos norte-americanos, em 2 classes, sendo elas: os que possuem renda menor ou renda maior ou igual à 50 mil dólares anuais, com base em 14 atributos. A base utilizada para comparação pode ser consultada em [4] e [5].

## II. BASE DE DADOS

A base de dados fornecida estava inicialmente separada em 2 arquivos, `adult_test` e `adult_data`, aos quais adicionou-se uma linha de cabeçalho para importação no Matlab, unificou-se ambos arquivos para o pré-processamento. A base de dados é composta por 14 atributos e 1 atributo-alvo, que representa se a renda é inferior a 50 mil dólares anuais ou igual ou superior a 50 mil dólares anuais, sendo eles:

Age

Atributo contínuo que representa idade;

Workclass

Atributo categórico que representa uma das 9 classes de trabalho;

Fnlwgt

Atributo contínuo;

Education

Atributo categórico que representa um dos 16 graus de escolaridade;

Education-num

Atributo contínuo relacionado ao grau de escolaridade;

Marital-status

Atributo categórico que representa um dos 7 estados civis;

Occupation

Atributo categórico que representa uma das 14 áreas de trabalho;

Relationship

Atributo categórico que representa um dos 6 parentescos;

Race

Atributo categórico que representa uma das 5 etnias;

Sex

Atributo categórico que representa um dos 2 sexos possíveis;

Capital-gain

Atributo contínuo que representa o ganho de capital;

Capital-loss

Atributo contínuo que representa a perda de capi-

tal;

Hours-per-week

Atributo contínuo que representa as horas trabalhadas por semana;

Native-country

Atributo categórico que representa um das 41 nacionalidades.

Após o carregamento removeu-se as amostras duplicadas, resultando em um total de 48813 amostras únicas, removeu-se também amostras com atributos idênticos porém com atributo-alvo distinto, resultando em 48785 amostras.

Apresentaram-se 3615 amostras com informações ausentes para os atributos: **work-class**, **occupation**, **native-country**. Essas amostras representavam cerca de 8% do total, portanto, optou-se por removê-las da base dados. Resultando em 45170 amostras.

Os atributos contínuos não sofreram modificações para os métodos do KNN, Regressão Logística, Redes Neurais e SVM, entretanto para o método Naive Bayes discretizou-se os valores em 10 cestas e aplicou-se a suavização de Laplace a fim de tratar cestas que não contenham valores.

Os atributos categóricos foram convertidos em colunas, sendo que cada coluna representa um dos valores possíveis para o atributo original e, o valor de cada uma das colunas passa a ser binário, indicando se a categoria do atributo original é a representada pela coluna.

Devido a expansão dos atributos categóricos, 3 colunas representavam atributos ausentes para 3 atributos originais, devido a remoção das amostras com atributos ausentes, tornou-se irrelevante manter essas colunas, portanto, as mesmas foram removidas, após essas transformações os 14 atributos originais tornaram-se 105. Para o método Naive Bayes os 14 atributos originais tornaram-se 160.

O atributo-alvo foi convertido em um atributo binário, 1 para representar a classe positiva (renda igual ou superior a 50 mil dolares anuais) e, 0 para representar a classe negativa (renda inferior a 50 mil dolares anuais). 11197 amostras (24,79%) representam a classe positiva e 33973 amostras representam a classe negativa (75,21%).

Implementou-se 2 tipos de normalização para todos os atributos, exceto o atributo-alvo:

Normalização por reescala

Restringe o intervalo de valores entre 0 e 1 para um atributo, mais sensível a outliers;

Normalização por padronização

Garante que os valores tenham média igual a 0 e desvio-padrão igual a 1.

Para se permitir a visualização dos dados, implementou-se a Análise de componentes principais (PCA), para redução dos 105 atributos para 2, resultando na imagem disposta na Figura 1, na qual a classe positiva, renda igual ou superior a 50 mil dólares anuais, é representada por + e a classe negativa, renda inferior a 50 mil dólares anuais, é representada por o.

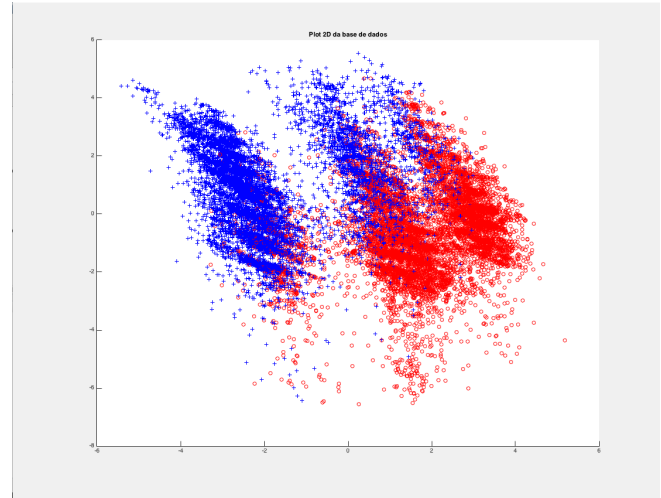


Figura 1. Plot 2D dos atributos

### III. METODOLOGIA EXPERIMENTAL

Particionou-se a base de dados utilizando-se a metodologia de validação cruzada (*k-fold cross-validation*), visto que os dados não são sensíveis ao tempo. Utilizou-se 10 partições, sendo 9 delas para o treinamento e 1 para a validação, dessa forma os conjuntos de treinamento contém 40653 amostras e os conjuntos de teste 4517 escolhidas aleatoriamente.

Para avaliação do poder de classificação de cada método aplicou-se as medidas mais utilizadas, como acurácia, F-medida, precisão e revocação, contabilizando também o tempo de treinamento e teste de cada partição.

A fim de verificar a possibilidade de superajustamento ou subajustamento, gerou-se também os gráficos das curvas de aprendizado, realizando os treinamentos com partições incrementais, iniciando com 1 partição e finalizando com 9.

Para este relatório, utilizou-se normalização por padronização para todos os testes.

Apresentam-se aqui os parâmetros selecionados, a fim de possibilitar a reprodução dos resultados obtidos em cada método:

#### A. KNN

O KNN (*K-vizinhos mais próximos*) é um método baseado em distâncias que consiste em selecionar os K vizinhos do conjunto de treinamento menos distante da amostra de teste, e por distante entende-se, que apresente a menor diferença entre os atributos.

O único parâmetro do KNN é o valor K, para o qual testou-se com os valores: 1, 3, 5, 7, 11, 21, 51. Para este relatório, selecionou-se o K = 51.

#### B. Regressão logística

O método da regressão logística consiste em encontrar uma função (*hipótese*) que classifique os atributos, mini-

mizando o erro entre as amostras, através do ajuste dos coeficientes do polinômio  $\theta$ .

Implementou-se 3 variações das hipóteses:

Hipótese Linear

Atributos elevados a primeira potência;

Hipótese Quadrática

Atributos elevados a primeira e segunda potência;

Hipótese Cúbica

Atributos elevados a primeira, segunda e terceira potência;

A regressão logística ainda pode utilizar um parâmetro de regularização a fim de evitar os super ajustamento ao conjunto de treinamento, balanceando a complexidade da hipótese.

Para seleção dos parâmetros testou-se, através de busca em grid, as 3 hipóteses, com parâmetro  $\lambda = 0$ , ou seja, sem regularização, e com a regularização variando de  $10^0$  a  $10^3$  com passo 1 na potência. Para este relatório, selecionou-se a hipótese linear com  $\lambda = 1$ .

#### C. Redes Neurais Artificiais

As Redes Neurais Artificiais, utilizadas foram os Perceptrons Multi-camadas, que consistem uma série de camadas massivamente conectadas de regressores logísticos, portanto, o método consiste em ajustar matrizes de coeficientes  $\theta$  a fim de minimizar o erro de classificação das amostras.

Entre os parâmetros a serem ajustados, existe a taxa de aprendizagem  $\alpha$ , o número de camadas o número de neurônios de cada camada.

#### D. SVM - Máquinas de vetores de suporte

O SVM foi implementado utilizando-se a biblioteca LIBSVM [6]

Os parâmetros incluem a seleção do kernel, dos coeficientes  $C$ , que representa o parâmetro de custo (para os kernel linear, radial e polinomial) e  $\gamma$  (para os kernel radial e polinomial).

Testou-se o SVM com kernel linear, com  $C$  com valores de  $10^{-4}$  a  $10^2$ , com passo incremental 1 na potência. Para o kernel radial e polinomial, testou-se através de busca em grid, com  $C$  variando de  $10^{-4}$  a  $10^2$ , e  $\gamma$  variando de  $10^{-2}$  a  $10^2$  ambos com passo incremental 1 na potência.

#### E. Naive Bayes

O método Naive-Bayes se baseia nas probabilidades de ocorrência de cada classe, e de cada atributo individualmente sabendo a classe em que o mesmo se encontra. O métodos Naive-Bayes se baseia apenas nas probabilidades, portanto não possui parâmetros a serem ajustados.

### IV. RESULTADOS

#### A. KNN

O único parâmetro do KNN é o valor  $K$ , para os resultados selecionou-se o valor  $K = 51$ , obtendo-se os resultados apresentados na Tabela I:

Tabela I  
RESULTADOS PARA O KNN SENDO  $K = 51$

Partição	Acurácia	F-medida	Precisão	Revocação	Tempo
1	0.74607	0.74607	0.74607	0.74607	37.549
2	0.75515	0.75515	0.75515	0.75515	37.233
3	0.74925	0.74925	0.74925	0.74925	37.347
4	0.75603	0.75603	0.75603	0.75603	38.548
5	0.76179	0.76179	0.76179	0.76179	39.026
6	0.74662	0.74662	0.74662	0.74662	38.081
7	0.75293	0.75293	0.75293	0.75293	37.536
8	0.75183	0.75183	0.75183	0.75183	36.817
9	0.75803	0.75803	0.75803	0.75803	36.604
10	0.74341	0.74341	0.74341	0.74341	36.824
Média	0.75211	0.75211	0.75211	0.75211	37.557

#### B. Regressão logística

Visando melhor desempenho de tempo, selecionou-se a hipótese linear com um fator de regularização  $\lambda = 1$ , obtendo-se os resultados apresentados na Tabela II.

Tabela II  
RESULTADOS PARA A REGRESSÃO LOGÍSTICA SENDO A HIPÓTESE LINEAR E  $\lambda = 1$

Partição	Acurácia	F-medida	Precisão	Revocação	Tempo
1	0.85707	0.85605	0.85852	0.85503	T
2	0.86280	0.86187	0.86440	0.86086	T
3	0.85621	0.85517	0.85814	0.85411	T
4	0.85834	0.85739	0.86030	0.85639	T
5	0.86338	0.86256	0.86481	0.86167	T
6	0.85910	0.85808	0.86049	0.85705	T
7	0.86925	0.86820	0.87120	0.86700	T
8	0.86938	0.86837	0.87098	0.86722	T
9	0.86246	0.86157	0.86410	0.86059	T
10	0.85825	0.85708	0.86031	0.85587	T
Média	0.86162	0.86063	0.86333	0.85958	T

#### C. Redes Neurais Artificiais

#### D. Máquinas de vetores de suporte

Tabela III  
RESULTADOS PARA SVM COM KERNEL LINEAR E  $C = 0.01$

Partição	Acurácia	F-medida	Precisão	Revocação	Tempo
1	0.84725	0.84635	0.84835	0.84553	387.15
2	0.85753	0.85665	0.85894	0.85575	371.86
3	0.85985	0.85886	0.86134	0.85784	398.54
4	0.85467	0.85379	0.85627	0.85291	396.04
5	0.86017	0.85941	0.86129	0.85862	370.89
6	0.85363	0.85271	0.85463	0.85186	371.20
7	0.86295	0.86198	0.86457	0.86094	371.87
8	0.86137	0.86044	0.86265	0.85948	373.39
9	0.85854	0.85770	0.85991	0.85684	371.56
10	0.85725	0.85617	0.85880	0.85508	371.22
Média	0.85732	0.85641	0.85867	0.85548	378.37

#### E. Naive Bayes

### V. CONCLUSÃO

The conclusion goes here. this is more of the conclusion

Tabela IV  
RESULTADOS PARA SVM COM KERNEL RADIAL,  $C = 1$  E  $\gamma$

Partição	Acurácia	F-medida	Precisão	Revocação	Tempo
1	0.84725	0.84635	0.84835	0.84553	387.15
2	0.85753	0.85665	0.85894	0.85575	371.86
3	0.85985	0.85886	0.86134	0.85784	398.54
4	0.85467	0.85379	0.85627	0.85291	396.04
5	0.86017	0.85941	0.86129	0.85862	370.89
6	0.85363	0.85271	0.85463	0.85186	371.20
7	0.86295	0.86198	0.86457	0.86094	371.87
8	0.86137	0.86044	0.86265	0.85948	373.39
9	0.85854	0.85770	0.85991	0.85684	371.56
10	0.85725	0.85617	0.85880	0.85508	371.22
Média	0.85732	0.85641	0.85867	0.85548	378.37

#### AGRADECIMENTOS

The authors would like to thank... more thanks here

#### REFERÊNCIAS

- [1] T. A. Almeida. (2015) Predição de renda anual. [Online]. Available: <http://www.moodle.ufscar.br/file.php/4639/projeto/grupos/P1/P1.pdf>
- [2] P. Chetty. (2011) Importance of prediction of income of customers to banks. [Online]. Available: <http://www.projectguru.in/publications/importance-of-prediction-of-income-of-customers-to-banks/>
- [3] A. Dahir. (2014) The importance of estimating the national income of a country and the difficulties economist encounter while carrying such estimation especially in the developing countries. [Online]. Available: <http://pt.slideshare.net/delmujahid/question-2-40726032>
- [4] M. Lichman, "UCI machine learning repository," 2013. [Online]. Available: <http://archive.ics.uci.edu/ml>
- [5] R. Kohavi and B. Becker. (1996) Adult data set. [Online]. Available: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Adult>
- [6] C.-C. Chang and C.-J. Lin, "LIBSVM: A library for support vector machines," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 2, pp. 27:1–27:27, 2011, software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [7] D. F. Gordon and M. Desjardins, "Evaluation and selection of biases in machine learning," 1995.
- [8] R. Tibshirani, "Bias, variance and prediction error for classification rules," 1996.
- [9] C. Elkan, "Evaluating classifiers," 2012.
- [10] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," 2009.