





Validação de Assinaturas Utilizando Redes Neurais e Árvore de Decisão

Reconhecimento de Padrões

Arthur Flor e Jessiane Pereira {afsn, jsmp}@ecomp.poli.br







Conteúdo

- 1. Introdução
- 2. Fluxograma do Projeto
- 3. Elementos do Fluxograma
- 4. Ferramentas
- **5.** Resultados
- 6. Conclusões
- 7. Referências

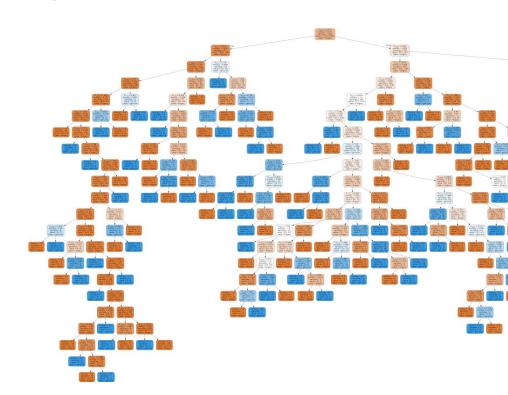






Introdução

No contexto do estudo de reconhecimento de escrita, o projeto utiliza a técnica de Árvore de Decisão para classificar imagens de assinaturas, buscando identificar se a escrita é autêntica ou forjada.

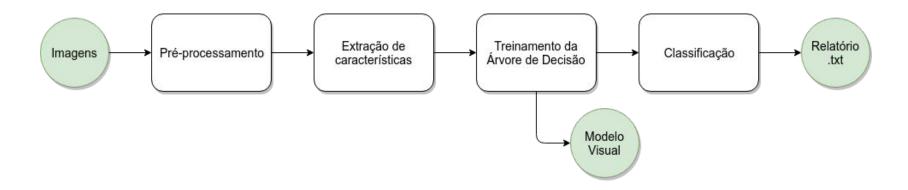








Fluxograma do Projeto









Dados Utilizados

- → SigComp2009
- → Última atualização em 2012
- → 3462 imagens de assinaturas (tamanho variado)
- → 2 classes (autêntica, forjada)



Exemplo das imagens do dataset

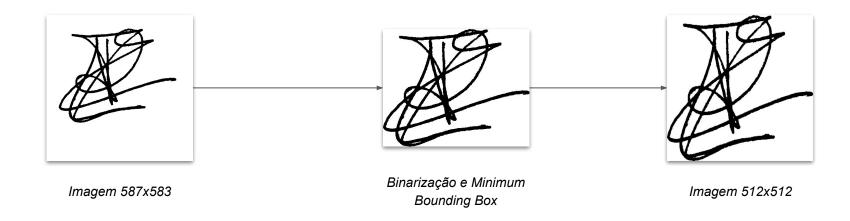






Pré-processamento

- Binarização da imagem
- 2. Minimum Bounding Box no caractere
- 3. Redimensionamento da imagem para 512x512



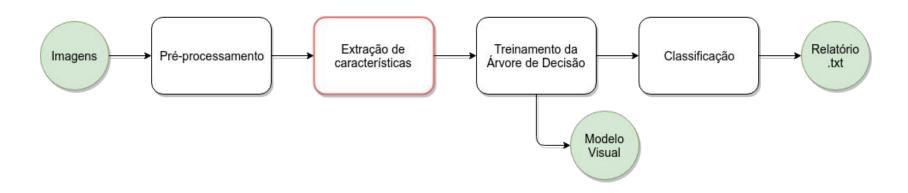






Extração de Características

- → Momentos Invariantes de Hu (vetor com 7 características)
- → Convolutional Neural Network CNN (vetor com 2048 características)



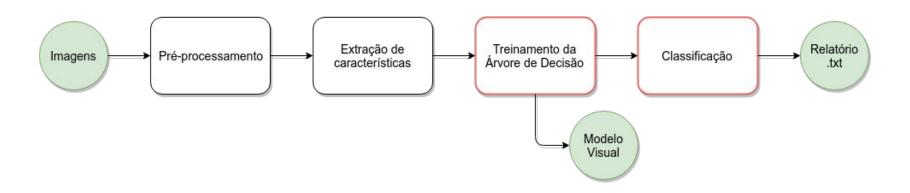






Algoritmos para Treinamento/Classificação

- → Implementação manual: C4.5
- → Implementação com sklearn: CART e Random Forest



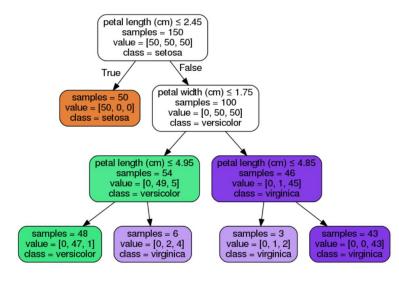






Ferramentas

- → Python
- → Scikit-learn
- → Theano/Lasagne
- → Graphviz



Exemplo do modelo visual gerado pela biblioteca Graphviz







Experimento

- → Executar todas as combinações das técnicas de extração de características e de árvore de decisão (6 combinações);
- → Dividir as imagens, de modo aleatório, em 66,67% para treinamento e 33,33% para teste;
- → Realizar 30 vezes rodadas para cada combinação, armazenando o tempo de execução e a taxa de acerto.







Resultados (Precisão)

Treinamento: 2308 imagens

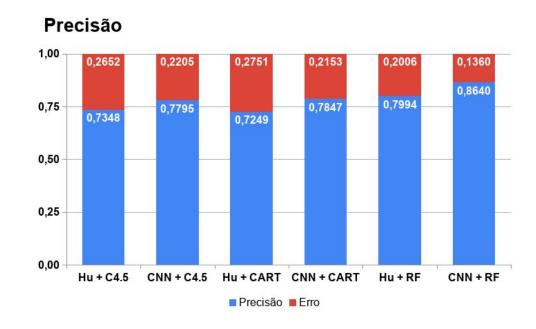
Teste: 1154 imagens

Máx:

CNN + RF (86,40%): 997/1154

Mín:

Hu + CART (72,49%): 837/1154









Resultados (Tempo)

Treinamento: 2308 imagens

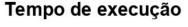
Teste: 1154 imagens

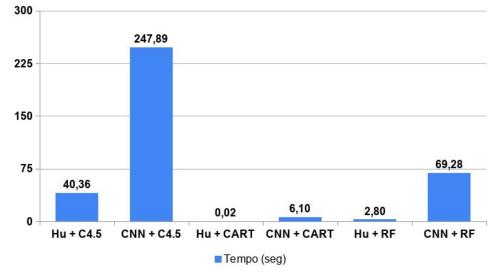
Máx:

CNN + C4.5: 247,89s

Mín:

Hu + CART: 0,02s











Conclusões

- → A taxa de acerto melhora conforme o pré-processamento;
- → A árvore de decisão obteve um melhor resultado quando combinada com a CNN;
- → O código implementado manualmente (C4.5) não está otimizado. Isso foi observado no tempo de execução quando combinado a CNN (input de 2048 características).







Referências

- → http://www.iapr-tc11.org/mediawiki/index.php?title=ICDAR_2009_Signature_Verification_Competition_(SigComp2009)
- → https://machinelearningmastery.com/implement-decision-tree-algorithm-scratch-python/
- → http://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html
- → https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html
- → https://github.com/luizgh/sigver_wiwd
- → https://medium.com/@williamkoehrsen/random-forest-simple-explanation-377895a60d2d
- → https://towardsdatascience.com/random-forest-in-python-24d0893d51c0
- → https://www.graphviz.org/