PREVISÃO DE CONTRATAÇÃO BASEADA EM REDE NEURAL

Grupo 5

Luiz Tokuhara Rachel Reuters da Silva Marcelo Rizzardo Lima Alan Seigneur Alonso Caio Cesar Moura Barroso

ANÁLISE DE DADOS



Análise de negócios

A empresa Paschoalotto deseja otimizar seu processo de recrutamento, identificando automaticamente se um candidato será contratado com base nos dados fornecidos no processo seletivo. A solução busca reduzir tempo e custos associados às contratações.



Problema a ser resolvido

O processo de contratação envolve múltiplas variáveis que impactam a decisão de contratar ou não um candidato. Analisar esses dados manualmente é um desafio, e a automação por machine learning visa aprimorar a eficiência.

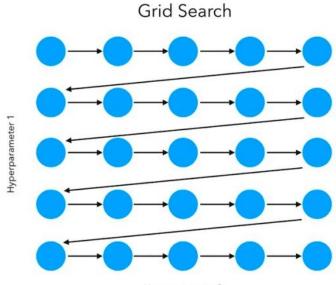
dade (número inteiro) **Sexo** (binário) Nível de educação (categórico) Pontuação na entrevista (número inteiro) Anos de experiência (número inteiro) **Empresas anteriores** (número inteiro) Distância da empresa (ponto flutuante) Pontuação na personalidade (número inteiro) Pontuação nas habilidades (número inteiro) Estratégia de recrutamento (categórico)

Proposta

O experimento proposto envolve a criação de um modelo de rede neural para prever a contratação de candidatos.

O processo inclui a utilização de Grid Search para otimização dos hiperparâmetros, buscando maximizar a precisão do modelo.

Os dados serão divididos em treino e teste, e a eficácia do modelo será avaliada com base em métricas como acurácia, precisão e recall. O objetivo é validar se o modelo é eficaz na previsão das contratações e ajustar sua performance conforme necessário.



Hyperparameter 2

Uma rede neural (feed forward) foi escolhida por sua capacidade de capturar padrões complexos em grandes volumes de dados. Utilizou-se o Grid Search para otimizar os hiperparâmetros e encontrar a melhor configuração para maximizar a acurácia do modelo. O modelo foi escolhido por sua flexibilidade e precisão em tarefas de classificação.

Preparação dos dados

Os dados foram pré-processados para remover inconsistências e normalizados para garantir a uniformidade dos valores. Além disso, foi utilizado SMOTE para que melhorar o balanceamento dos dados.

As variáveis categóricas foram transformadas em numéricas através de técnicas como one-hot encoding, e os dados foram divididos em conjunto de treino e teste.

Resultados esperados

Esperamos identificar com alta acurácia quais candidatos têm maior probabilidade de serem contratados, auxiliando no processo decisório e reduzindo o tempo de recrutamento.

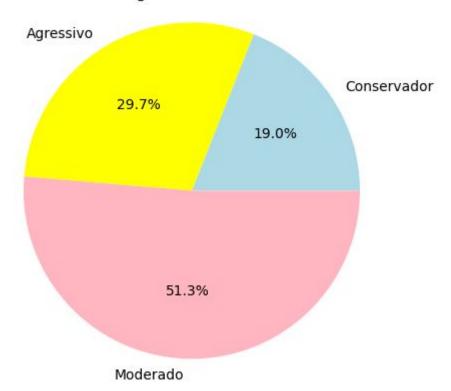
Dos 1500 dados analisados, somente 31% (465) dos candidatos foram contratados.

Contratados e não contratados

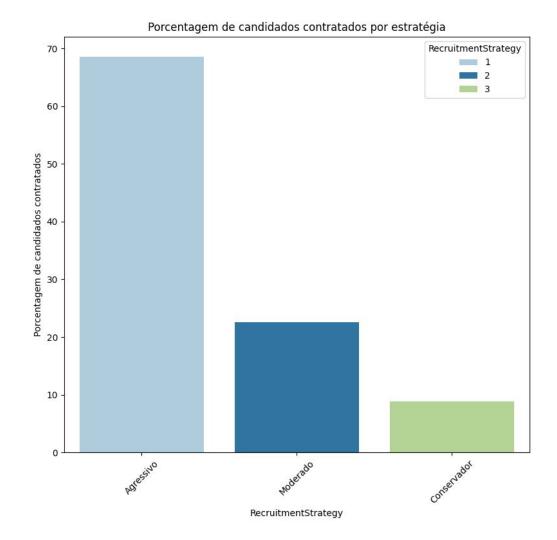


Em mais de 50% dos casos foi utilizado o método "moderado" de recrutamento.

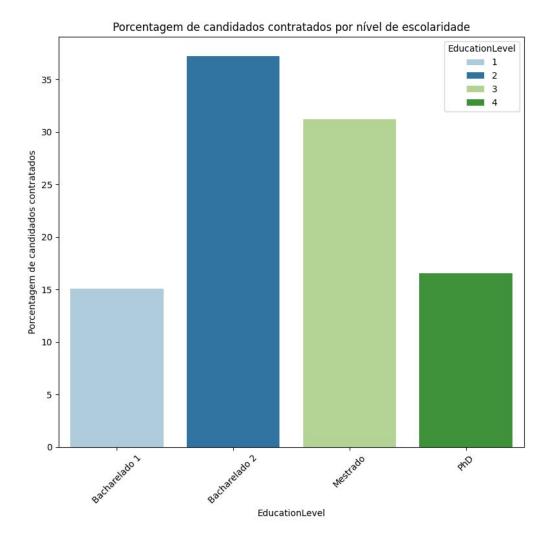
Estratégia de recrutamento



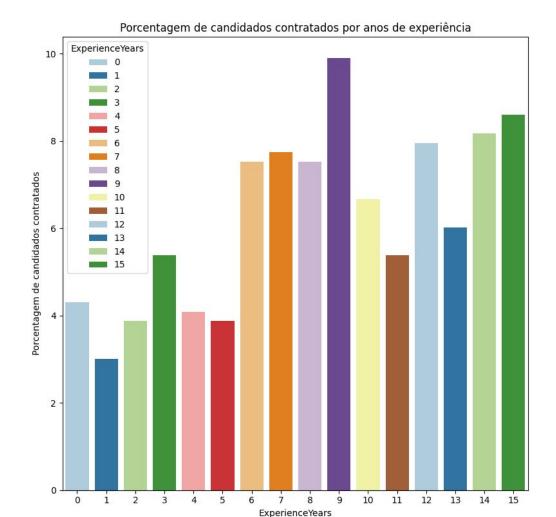
Quase 70% das contratações foram feitas pelo método "agressivo" de recrutamento.



Candidatos com maior escolaridade possuem vantagem no recrutamento.



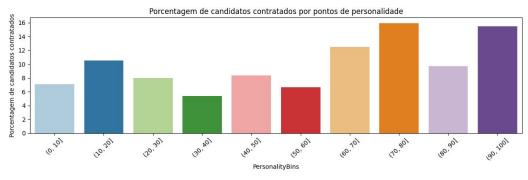
Candidatos com mais anos de experiência possuem vantagem no recrutamento.



Candidatos com maior pontuação na entrevista, habilidades e personalidade possuem vantagem no recrutamento.

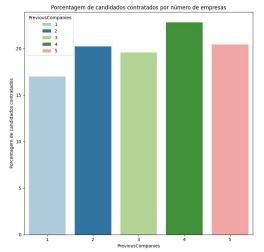


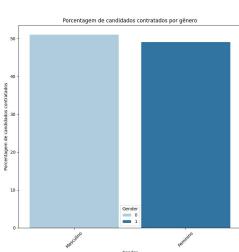


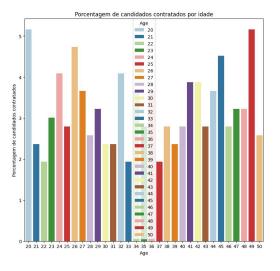


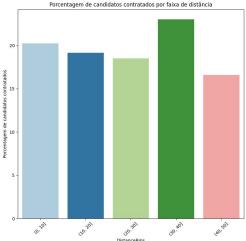
Features removidas por não influenciarem no treinamento:

- Número de empresas trabalhadas
- Idade
- Gênero
- Distância da empresa









BASELINE RANDOM FOREST

Objetivo: Superar os resultados da Random Forest + SMOTE



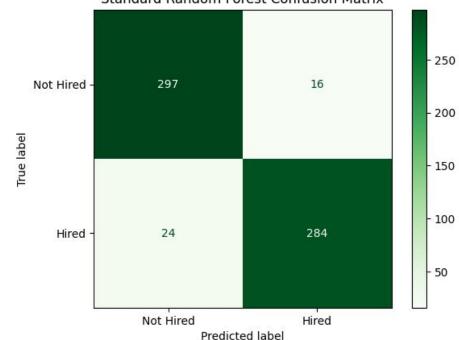
Acurácia: 0.9355 Precisão: 0.9466 Recall: 0.9220

Especificidade: 0.9488

F1 Score: 0.93421

ROC AUC Score: 0.96945

Standard Random Forest Confusion Matrix



Resumo das múltiplas rodadas de Grid Search

1 RODADA:

```
Batch size = 32

LR = 0.001

Epochs= 1000

Activation= [Tanh, RELU]

Loss Function = [MSE, Binary cross entropy]

Optimizer = [Adam, RMSProp]

Hidden Layers = [1, 2, 3, 4] - Dropout 0.3

Neurons = [8, 16, 24, 32]

KFold = 5
```

Best = Accuracy no grupo de treino 92,8%

2 RODADA:

```
Batch size = 32

LR = 0.001

Epochs= 1500

Activation= Tanh

Loss Function = [MSE, Binary cross entropy]

Optimizer = [Adam, RMSProp]

Hidden Layers = 1

Neurons = [8, 16]

KFold = 5
```

Best = Accuracy no grupo de treino 93,8647%

Resumo das múltiplas rodadas de Grid Search

3 RODADA:

Batch size = 16 LR = 0.0002 Epochs= 1500 Activation = Tanh Loss Function = Binary cross entropy Optimizer = RMSProp Hidden Layers = [1,2] - With BatchNormalization Neurons = [16,24,32] KFold = 5

Best = Accuracy no grupo de treino 88,3%

4 RODADA:

Batch size = 32
LR = 0.001
Epochs= 1500
Activation = Tanh
Loss Function = MSE
Optimizer = Adam
Hidden Layers = 1
Neurons = 40
Kernel Init = [he_uniform, uniform, lecun_uniform, normal, zero, glorot_normal,glorot_uniform, he_normal , he_uniform]
Weight Constraint = [1,2,3,4,5]
KFold = 5

Best = Accuracy no grupo de treino 68,7%

Resumo das múltiplas rodadas de Grid Search

5 RODADA:

```
Batch size = 32

LR = [0.1, 0.01]

Epochs= 1500

Activation = Tanh

Loss Function = MSE

Optimizer = SGD (Momentum = 0.9)

Hidden Layers = 1

Neurons = 40

Kernel Init = HE_Normal

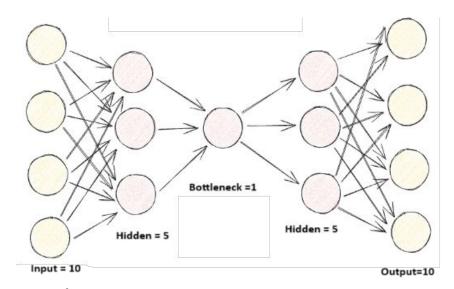
KFold = [5, 10]
```

Best = Accuracy no grupo de treino 93,64%

Resumo das múltiplas rodadas de Grid Search

6 RODADA:

Auto encoder + Random Forest



Batch size = 32 LR = 0.001 Epochs= 500 Activation = RELU Loss Function = [MSE, Binary cross entropy] Optimizer = [Adam, RMSProp] Best Accuracy = 64%

Acurácia: 0.637777 Precisão: 0.407692 Recall: 0.38129

Especificidade: 0.75241157

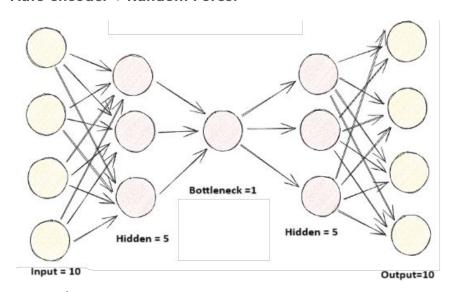
F1 Score: 0.39405204

ROC AUC Score: 0.56299012

Resumo das múltiplas rodadas de Grid Search

7 RODADA:

Auto encoder + Random Forest



Batch size = 32 LR = 0.001 Epochs= 1500 Activation = TANH Loss Function = MSE Optimizer = Adam

Acurácia: 0.60666666 Precisão: 0.3766233 Recall: 0.41726618

Especificidade: 0.691318

F1 Score: 0.3959044

ROC AUC Score: 0.6472969

Resumo das múltiplas rodadas de Grid Search

8 RODADA:

Batch size = full (batch mode) LR = [0.1, 0.01, 0.001]

Epochs= 2000

Activation = Tanh

Loss Function = MSE

Optimizer = ADAM

Kernel Init = GLOROT NORMAL =

Hidden Layers = 2

Dropout = 0.3

Neurons = 80

KFold = [5, 10]

Early stop patience = 100 (val_loss + Accuracy)

Acurácia: 0.9694041867954911 Precisão: 0.976897689768977 Recall: 0.961038961038961

Especificidade: 0.9776357827476039

Indicada para redes profundas, quando os dados seguem uma distribuição próxima da normal e a

função de ativação utilizada é a tanh.

F1 Score: 0.9689034369885435

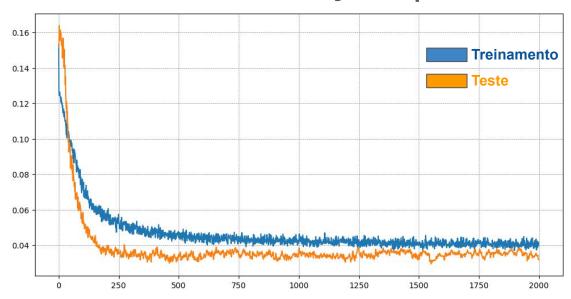
ROC AUC Score: 0.9665055391892452



Convergência

- Equilíbrio entre Teste e Treinamento
- Oscilação razoavelmente baixa
- Baixo Overfitting
- Boa convergência

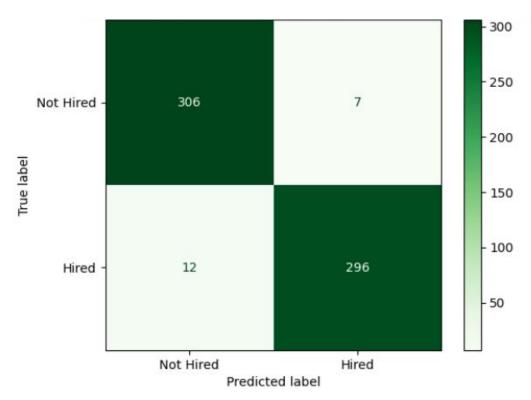
Monitorando a função de perda



Matriz Confusão

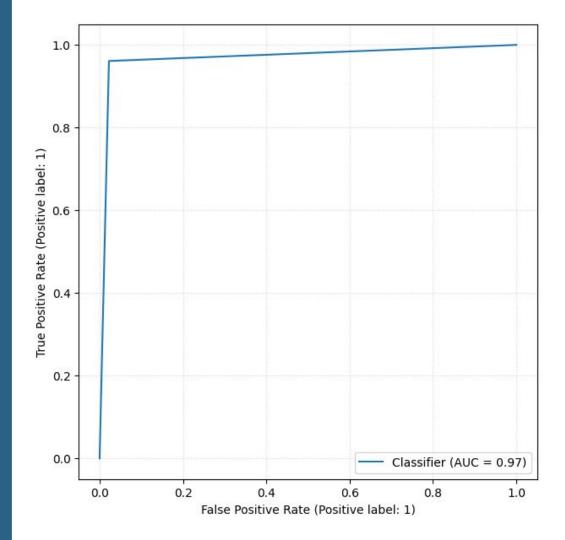
- TP (296): Contratações corretamente identificadas
- FP (7): Contratações incorretamente identificadas.
- FN (12): Identificou como Candidatos no Banco de dados porém foram contratados.
- TN (306): Candidatos no Banco de dados corretamente identificadas.

Matriz Confusão no grupo de teste



Curva ROC

Usando o modelo proposto há uma probabilidade de 97% de que ele classifique corretamente uma instância positiva como mais provável de ser positiva do que uma instância negativa



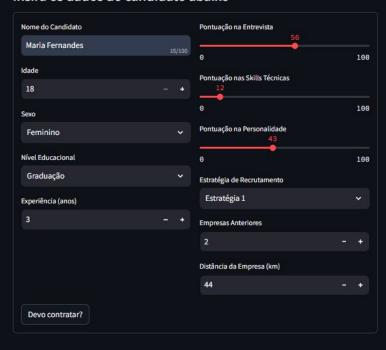
Deploy

Demo:

<u> https://trusted-highly-grubworm.ngrok-free.app/</u>

Decisão de Contratação

Insira os dados do candidato abaixo



Resultado da Análise

O candidato não deve ser contratado. (0.00%)

Conclusão

Testes descartados

Testes que foram feitos e não obtiveram resultados expressivos

- Feature selection por relevância (20%+) 😥
- Utilizar técnicas de Regularização nas camadas (L1 e L2+ Elastic Net)
- **Batch Normalization**
- Autoencoder 😢
- Binary cross entropy (X)
- ReLU 🛞



Conclusão

MVP ON PREMISE

O modelo proposto pode ir para produção como um MVP, pois ele acerta a decisão de contratação de **97** em cada **100** candidatos.

Melhorias propostas para v2:

- Avaliar uso do AdaBoost para melhorar os resultados da rede atual
- Realizar mais testes com Learning Rate,
 Neurônios, Camadas e Paciência
- Deployment na AWS
- Possibilitar salvar dados em banco de dados com possibilidade de salvar a decisão final (realimentar e enriquecer o modelo)

Conclusão

Observação

Como os loops estavam demorando muito, pesquisamos e encontramos uma biblioteca que faz um Wrapper do GRIDSEARCH porem utilizando o sklearn.

Biblioteca:

Welcome to SciKeras's documentation! — SciKeras 0.13.0 documentation (adriangb.com)

Artigo:

<u>Use Keras Deep Learning Models with Scikit-Learn in Python - MachineLearningMastery.com</u>