Credit Card Fraud Detection

Jéssica Ramos

Junho de 2021

O problema

- Classificar transações de cartão de crédito como de alto ou baixo risco de fraude.

- Composição da base:
  - Transações realizadas em Setembro de 2013;
  - 284.807 transações, das quais 492 são fraudes (0.172% das transações);
  - 28 componentes principais gerados com as variáveis originais (não disponibilizadas);
  - Valor da transação, momento da transação e identificação se a transação é fraudulenta.

- **Proposta:** Construção de modelo preditivo de classificação que atribua uma probabilidade de fraude para cada transação.

Estratégia de análise

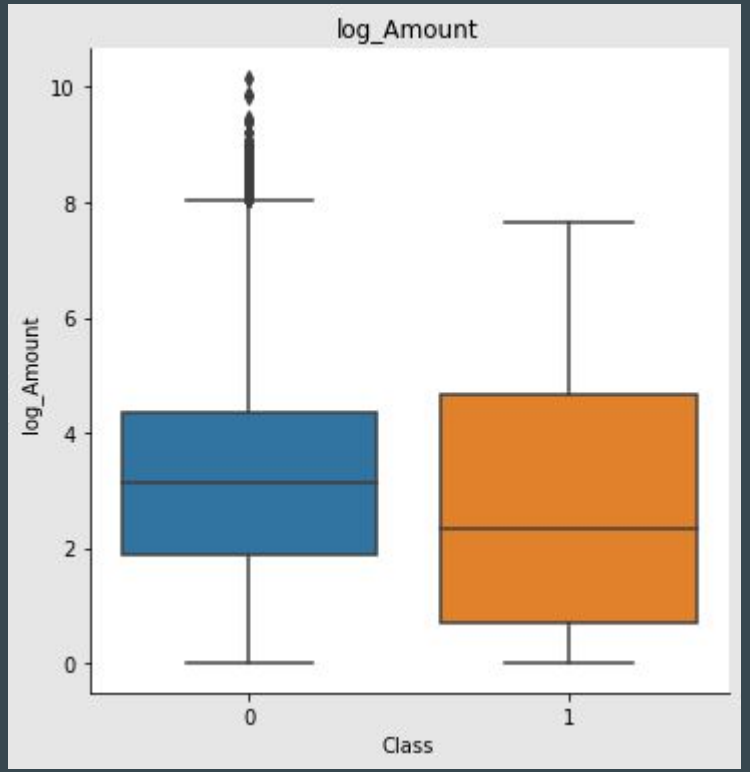
- Análise exploratória
- Preparação da base
  - Treino/Teste
  - Desbalanceamento
- Ajuste de algoritmos
  - Modelo Logístico
  - Random Forest
  - Gradient Boosting
- Resultados finais

Análise Exploratória

A maior parte das variáveis na base não tem interpretação direta, pois são resultado de PCA. A vantagem é que são não correlacionadas.

Foi incluída a variável ‘Amount’ transformada pela função log, devido à distribuição muito assimétrica da variável original.

Em muitos casos não há separação clara quando a análise é bivariada.

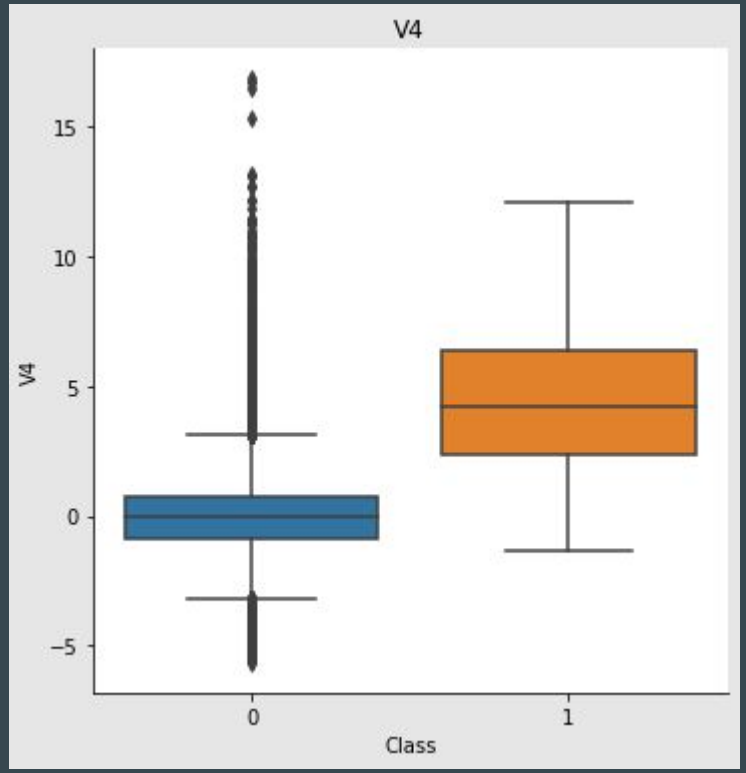


Análise Exploratória

A maior parte das variáveis na base não tem interpretação direta, pois são resultado de PCA. A vantagem é que são não correlacionadas.

Foi incluída a variável ‘Amount’ transformada pela função log, devido à distribuição muito assimétrica da variável original.

Em muitos casos não há separação clara quando a análise é bivariada.



Preparação da Base

Separação Treino/Teste

A base foi separada com base na coluna 'Time': as transações mais recentes foram colocadas na base de treino (out-of-time).

Treino:
199.368 observações (70%)
0,193% de fraudes

Teste:
85.439 observações (30%)
0,126% de fraudes

Desbalanceamento

O desbalanceamento pode prejudicar o desempenho do modelo na classe positiva.

Foi utilizado o método **SMOTE** para criar observações sintéticas na base de treino.

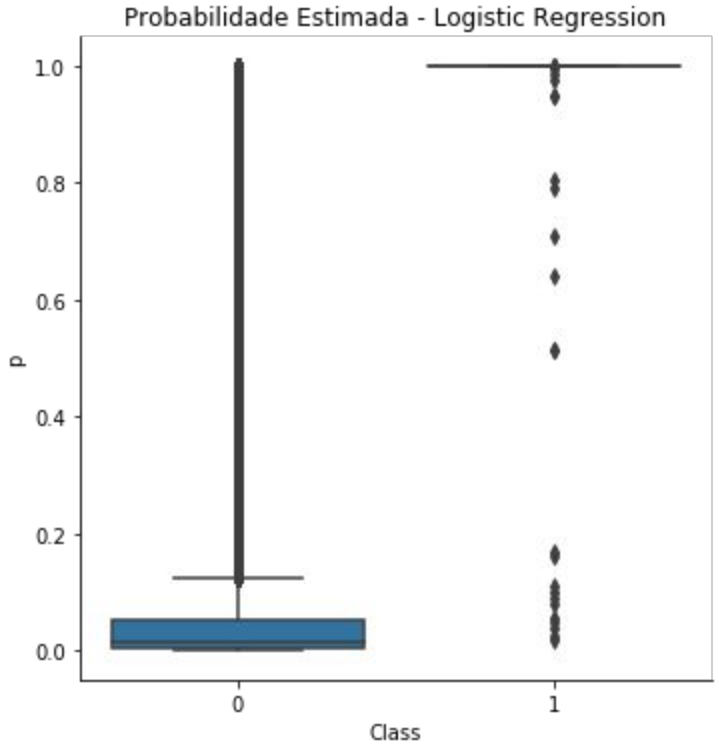
Composição final:
397.968 observações (+99.6%)
50% de fraudes

Ajuste de Algoritmos

Modelo Logístico

Regularização L2
Lambda = 1
Threshold = 0,5

Otimização de lambda por cross-validation mostrou pouca variação no recall, então foi mantido o valor padrão.



Ajuste de Algoritmos

Modelo Logístico

Regularização L2
Lambda = 1
Threshold = 0,5

Otimização de lambda por cross-validation mostrou pouca variação no recall.

	Treino	Teste
Recall	92,8%	89,8%
Specificity	97,8%	97,4%
Precision	97,6%	4,1%

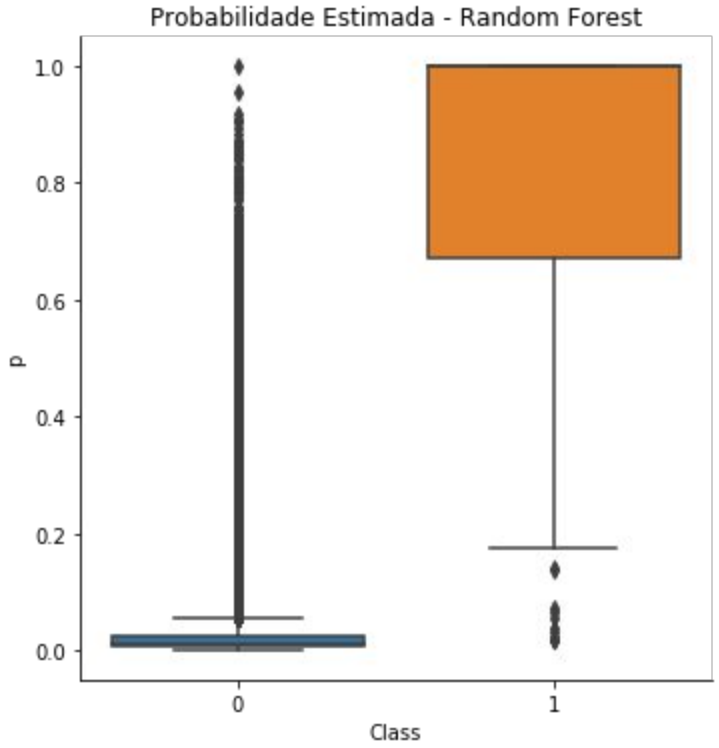
Resultado: Um modelo bem simples e o corte usual de threshold deu resultados muito bons.

Ajuste de Algoritmos

Random Forest

Random Grid Search usando uma base de validação (20% da base de treino).

Estimadores: 500
Profundidade Máxima: 8
Mínimo de obs. por folha: 5
Perc. de features: 70%
Threshold: 0,2



Ajuste de Algoritmos

Random Forest

Random Grid Search usando uma base de validação (20% da base de treino).

Estimadores: 500
Profundidade Máxima: 8
Mínimo de obs. por folha: 5
Perc. de features: 70%
Threshold: 0,2

	Treino	Teste
Recall	99,3%	88,0%
Specificity	97,1%	97,5%
Precision	97,1%	4,3%

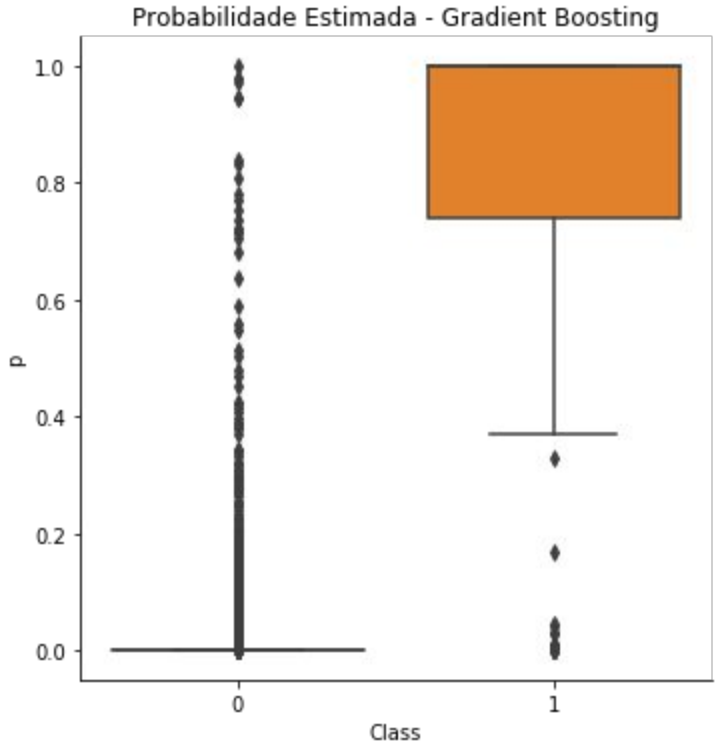
Resultado: Com um nível de specificity semelhante ao modelo logístico, o recall é menor em 1,8 p.p.

Ajuste de Algoritmos

Gradient Boosting

Random Grid Search usando uma base de validação (20% da base de treino).

Taxa de aprendizado: 0,05
Estimadores: 300
Profundidade Máxima: 7
Mínimo de obs. por folha: 6
Perc. de features: 90%
Threshold: 0,005



Ajuste de Algoritmos

Gradient Boosting

Random Grid Search usando uma base de validação (20% da base de treino).

Taxa de aprendizado: 0,05
Estimadores: 300
Profundidade Máxima: 7
Mínimo de obs. por folha: 6
Perc. de features: 90%
Threshold: 0,005

	Treino	Teste
Recall	100,0%	87,0%
Specificity	97,7%	97,8%
Precision	97,7%	4,9%

Resultado: O desempenho do recall é bem menor em teste do que em trein O resultado não supera o modelo logístico.

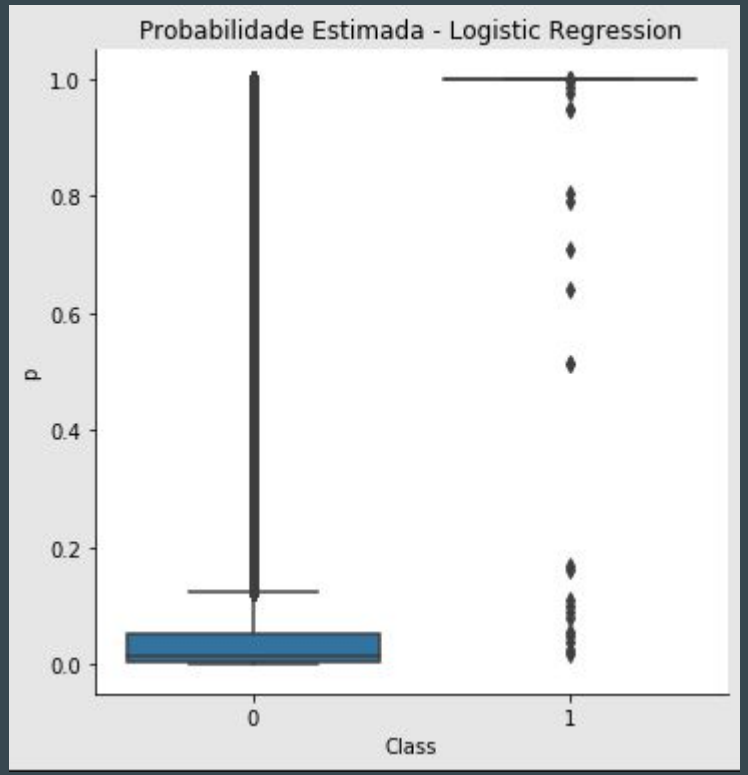
Resultados Finais

O **modelo logístico** apresentou a melhor separação na base de teste.

“Alto risco” = P(Fraude) > 0,5
“Baixo risco” = P(Fraude) ≤ 0,5

2,7% das transações são de alto risco

Sugestão: Usar a classificação de alto risco para fazer uma segunda autenticação com o usuário, pois a precisão é baixa (4,1%).



Obrigada!