**Detecção de fraudes em cartões:
um classificador baseado em regras
de associação e regressão logística**

Paulo Henrique Maestrello Assad Oliveira

DISSERTAÇÃO APRESENTADA
AO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA
DA
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PARA
OBTENÇÃO DO TÍTULO
DE
MESTRE EM CIÊNCIAS

Programa: Programa de Pós-Graduação em Ciência da
Computação

Orientador: Prof. Dr. Alair Pereira do Lago

São Paulo, janeiro de 2016

Detecção de fraudes em cartões: um classificador baseado em regras de associação e regressão logística

Esta versão da dissertação contém as correções e alterações sugeridas pela Comissão Julgadora durante a defesa da versão original do trabalho, realizada em 11/12/2015. Uma cópia da versão original está disponível no Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo.

Comissão Julgadora:

- Prof. Dr. Alair Pereira do Lado (orientador) - IME-USP
- Prof. Dr. Edson Satoshi Gomi - Escola Politécnica-USP
- Prof. Dr. Roberto Hirata Júnior - IME-USP

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus, aos meus pais, Paulo e Sônia, e às minhas irmãs, Tatiana e Thaís. Também agradeço aos meus avós, em especial, ao meu avô Ribamar. Eles deram suporte, não só à minha formação intelectual, mas, sobretudo, à minha formação moral.

Sem nenhuma dúvida, os principais responsáveis pela minha formação intelectual foram os diversos professores que passaram pela minha vida acadêmica, em especial, o meu orientador, Prof. Dr. Alair Pereira do Lago. Além de abrir as portas da Universidade de São Paulo para mim, ele abriu minha mente para diversas questões importantes que um ser humano enfrenta ou enfrentará. Além disso, suas contribuições para minha visão técnica e, em particular, para o projeto de pesquisa, foram essenciais para que eu me tornasse um mestre. Obrigado!

Como namorada e esposa, a Juliana, que me acompanha há cerca de 10 anos, participou e compartilhou comigo do meu sonho de progresso, que se tornou o sonho dela também, assim como os sonhos dela se tornaram os meus. Já temos uma construção e uma história juntos que evoluirão ainda mais! Muito Obrigado!

Aos meus sogros, Julio Cesar e Sara; às cunhadas, Ana Paula e Daniela, e aos cunhados, Alexandre, Eduardo, Eduardo e Rafael, muito obrigado!

Agradeço fortemente aos amigos de infância e faculdade, representados aqui por: André, Aldo, Lucas, Marco, Paulo, Vinícius e Tiago.

Agradeço também aos amigos do mundo corporativo, em especial, ao Fidel e ao Neto, que, além de me ensinarem a trabalhar, foram fundamentais nesse projeto. Além deles, o mundo corporativo me apresentou grandes figuras que compartilharam o sonho desse projeto comigo. Algumas delas foram: Leonardo, Moises, Estevan, Dener, Fabio Alexandre, Erick, Fernando, Fabio e toda a equipe que desde julho/14 apoia meu trabalho!

Guardadas as devidas proporções, nesses momentos, gosto de lembrar de uma frase de Sir Isaac Newton: *"Se pude enxergar mais longe, é porque estava apoiado em ombros de gigantes."*

Resumo

Oliveira, P. H. M. A. **Detecção de fraudes em cartões: um classificador baseado em regras de associação e regressão logística**. 2015. 100 f. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.

Os cartões, sejam de crédito ou débito, são meios de pagamento altamente utilizados. Esse fato desperta o interesse de fraudadores. O mercado de cartões enxerga as fraudes como custos operacionais, que são repassados para os consumidores e para a sociedade em geral. Ainda, o alto volume de transações e a necessidade de combater as fraudes abrem espaço para a aplicação de técnicas de Aprendizagem de Máquina; entre elas, os classificadores. Um tipo de classificador largamente utilizado nesse domínio é o classificador baseado em regras. Entretanto, um ponto de atenção dessa categoria de classificadores é que, na prática, eles são altamente dependentes dos especialistas no domínio, ou seja, profissionais que detectam os padrões das transações fraudulentas, os transformam em regras e implementam essas regras nos sistemas de classificação. Ao reconhecer esse cenário, o objetivo desse trabalho é propor a uma arquitetura baseada em regras de associação e regressão logística - técnicas estudadas em Aprendizagem de Máquina - para minerar regras nos dados e produzir, como resultado, conjuntos de regras de detecção de transações fraudulentas e disponibilizá-los para os especialistas no domínio. Com isso, esses profissionais terão o auxílio dos computadores para descobrir e gerar as regras que embasam o classificador, diminuindo, então, a chance de haver padrões fraudulentos ainda não reconhecidos e tornando as atividades de gerar e manter as regras mais eficientes. Com a finalidade de testar a proposta, a parte experimental do trabalho contou com cerca de 7,7 milhões de transações reais de cartões fornecidas por uma empresa participante do mercado de cartões. A partir daí, dado que o classificador pode cometer erros (falso-positivo e falso-negativo), a técnica de análise sensível ao custo foi aplicada para que a maior parte desses erros tenha um menor custo. Além disso, após um longo trabalho de análise do banco de dados, 141 características foram combinadas para, com o uso do algoritmo *FP-Growth*, gerar 38.003 regras que, após um processo de filtragem e seleção, foram agrupadas em cinco conjuntos de regras, sendo que o maior deles tem 1.285 regras. Cada um desses cinco conjuntos foi submetido a uma modelagem de regressão logística para que suas regras fossem validadas e ponderadas por critérios estatísticos. Ao final do processo, as métricas de ajuste estatístico dos modelos revelaram conjuntos bem ajustados e os indicadores de desempenho dos classificadores também indicaram, num geral, poderes

de classificação muito bons (AROC entre 0,788 e 0,820). Como conclusão, a aplicação combinada das técnicas estatísticas - análise sensível ao custo, regras de associação e regressão logística - se mostrou conceitual e teoricamente coesa e coerente. Por fim, o experimento e seus resultados demonstraram a viabilidade técnica e prática da proposta.

Palavras-chave: detecção e prevenção de fraudes, aprendizagem de máquina, análise sensível ao custo, mineração de regras de associação, regressão logística.

Abstract

Oliveira, P. H. M. A. **Card fraud detection: a classifier based on association rules and logistic regression**. 2015. 100 f. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2015.

Credit and debit cards are two methods of payments highly utilized. This awakens the interest of fraudsters. Businesses see fraudulent transactions as operating costs, which are passed on to consumers. Thus, the high number of transactions and the necessity to combat fraud stimulate the use of machine learning algorithms; among them, rule-based classifiers. However, a weakness of these classifiers is that, in practice, they are highly dependent on professionals who detect patterns of fraudulent transactions, transform them into rules and implement these rules in the classifier. Knowing this scenario, the aim of this thesis is to propose an architecture based on association rules and logistic regression - techniques studied in Machine Learning - for mining rules on data and produce rule sets to detect fraudulent transactions and make them available to experts. As a result, these professionals will have the aid of computers to discover the rules that support the classifier, decreasing the chance of having non-discovered fraudulent patterns and increasing the efficiency of generate and maintain these rules. In order to test the proposal, the experimental part of the thesis has used almost 7.7 million transactions provided by a real company. Moreover, after a long process of analysis of the database, 141 characteristics were combined using the algorithm *FP-Growth*, generating 38,003 rules. After a process of filtering and selection, they were grouped into five sets of rules which the biggest one has 1,285 rules. Each of the five sets was subjected to logistic regression, so their rules have been validated and weighted by statistical criteria. At the end of the process, the goodness of fit tests were satisfied and the performance indicators have shown very good classification powers (AUC between 0.788 and 0.820). In conclusion, the combined application of statistical techniques - cost sensitive learning, association rules and logistic regression - proved being conceptually and theoretically cohesive and coherent. Finally, the experiment and its results have demonstrated the technical and practical feasibilities of the proposal.

Keywords: fraud detection and prevention, machine learning, cost sensitive learning, association rule learning, logistic regression.

Sumário

Lista de Figuras	viii
Lista de Tabelas	x
1 Introdução	1
1.1 Considerações Preliminares	1
1.2 Objetivos	2
1.3 Contribuições	3
1.4 Organização do Trabalho	3
2 Mercado de Cartões e Fraudes	5
2.1 Organização e Funcionamento	5
2.2 Os Cartões no <i>e-commerce</i>	7
2.3 Números do Mercado de Cartões	8
2.3.1 Números Gerais	8
2.3.2 Números do <i>e-commerce</i>	10
2.4 Fraudes no Mercado de Cartões	10
2.4.1 Definição	11
2.4.2 Tipos de Fraudes	11
2.4.3 Custos Envolvidos e Combate às Fraudes	12
3 Fundamentação Teórica	18
3.1 Classificadores	19
3.1.1 Árvores de Decisão	19
3.1.2 Redes Neurais Artificiais	20
3.1.3 <i>Naive Bayes</i>	20
3.1.4 Algoritmos Genéticos	21
3.1.5 Classificação Baseada em Regras	23
3.1.6 Modelos de Pontuação	25
3.2 Extração e Seleção de Características	26
3.3 Regras de Associação	27
3.3.1 Algoritmo <i>Apriori</i>	28

3.3.2	Algoritmo <i>FP-Growth</i>	29
3.4	Classificação Baseada em Associações	32
3.5	Regressão Logística	34
3.5.1	A Função Resposta	34
3.5.2	Estimação dos Parâmetros	35
3.5.3	Seleção das Variáveis Explicativas	36
3.5.4	O Método <i>Stepwise</i>	37
3.5.5	Multicolinearidade e Fator de Inflação de Variância	38
3.6	Análise Sensível ao Custo	38
3.7	Desafios Presentes em Aprendizagem de Máquina	40
3.7.1	Ruídos e Dados Ausentes	40
3.7.2	Maldição da Dimensionalidade	40
3.7.3	<i>Overfitting</i> e <i>Underfitting</i>	40
3.7.4	Variância e Viés	41
3.7.5	Classes Desbalanceadas	41
3.8	Avaliação de Desempenho	42
3.8.1	Razão de Chances	42
3.8.2	Precisão e Cobertura	42
3.8.3	Taxa de Negação	43
3.8.4	Índice de <i>Chargeback</i>	43
3.8.5	Área sob a curva ROC	43
3.9	A metodologia CRISP-DM (<i>CRoss Industry Standard Process for Data Mining</i>)	44
4	Experimento e Metodologia	47
4.1	Introdução	47
4.2	Compreensão do Negócio	48
4.3	Compreensão e Preparação dos Dados	48
4.3.1	Equipamentos	48
4.3.2	Dados	48
4.3.3	Análise Descritiva e Amostragem	53
4.4	Modelagem e Validação dos Modelos	56
4.4.1	Aplicação do <i>FP-Growth</i> - Obtenção de Regras	56
4.4.2	Modelos de Regressão Logística	63
4.4.3	Validação dos Modelos	80
4.4.4	Avaliação e Comparação dos Indicadores de Desempenho	81
4.4.5	Validação dos Critérios Utilizados na Análise Descritiva	82
4.4.6	Ponderação com Regressão Logística <i>versus</i> Abordagens Usuais	84
4.5	Sumário da Parte Experimental	86

5 Conclusões	88
5.1 Considerações Finais	88
5.2 Sugestões para Pesquisas Futuras	89
Apêndice A Características Base para a Mineração de Regras de Associação	90
Apêndice B Implementação em <i>Python</i> do algoritmo <i>FP-Growth</i>	93
Apêndice C As Características Seleccionadas pelo <i>FP-Growth</i> e pela Regressão Logística	96
Referências Bibliográficas	100

Lista de Figuras

1.1	Diagrama conceitual para ilustrar o objetivo do trabalho.	3
1.2	Exemplo de um conjunto de regras simples resultante da aplicação da técnica.	3
2.1	Os passos para uma transação de cartão. Fonte: <i>MasterCard</i>	6
2.2	Terminal " <i>POS</i> "	8
2.3	Terminal " <i>Pinpad</i> "	8
2.4	A evolução anual do mercado de cartões. Fonte: <i>ABECS</i>	9
2.5	Proporção de pagamentos realizados com cartões em alguns países. Fonte: <i>ABECS</i>	9
2.6	Evolução anual do <i>ticket médio</i> das transações de crédito e débito. Fonte: <i>ABECS</i>	10
3.1	Os passos para a construção da <i>FP-Tree</i> . (MM14).	30
3.2	As <i>FP-Trees condicionais</i> para o item <i>D</i> . (MM14).	31
3.3	As diferentes <i>FP-Trees condicionais</i> . (MM14).	32
3.4	A interação e interdependência entre as fases do CRISP-DM. Fonte: (Wir00)	44
3.5	Fases, tarefas genéricas (negrito) e saídas sugeridas (itálico) do CRISP-DM. Fonte: (Wir00)	45
4.1	Processo de amostragem de dados	56
4.2	Diagrama conceitual para ilustrar a aplicação do algoritmo <i>FP-Growth</i>	57
4.3	Diagrama conceitual para ilustrar a aplicação do modelo de regressão logística.	64
4.4	Um esquema visual para facilitar a compreensão do uso do <i>score de fraude</i>	74
4.5	Gráfico <i>sensibilidade x especificidade</i> do conjunto <i>Suporte_050</i>	75
4.6	Gráfico <i>sensibilidade x especificidade</i> do conjunto <i>MedidaF_050</i>	76
4.7	Gráfico <i>sensibilidade x especificidade</i> do conjunto <i>Confianca_050</i>	77
4.8	Gráfico <i>sensibilidade x especificidade</i> do conjunto <i>Confiança_040</i>	78
4.9	Gráfico <i>sensibilidade x especificidade</i> do conjunto <i>Confiança_030</i>	79
4.10	As matrizes de confusão para os dados de validação dos cinco conjuntos de regras.	80
4.11	<i>Box-plot</i> utilizado para se definir os limiares de fraude da segunda abordagem usual.	85

4.12 As matrizes de confusão para comparar as abordagens usuais com a regressão logística.	85
---	----

Lista de Tabelas

3.1	Quadro comparativo entre diversos classificadores (AK12).	23
3.2	Um exemplo de matriz de benefícios.	39
3.3	Tabela descritiva dos erros e acertos da classificação.	42
3.4	Poder de classificação de um modelo dado pela AROC.	43
4.1	Atividades desenvolvidas ao longo do trabalho.	47
4.2	Um exemplo de tabela criada durante a análise descritiva dos dados para as categorias da variável "valor da transação".	53
4.3	A matriz de benefícios utilizada no trabalho.	55
4.4	Exemplos de regras mineradas pelo <i>FP-Growth</i> e suas respectivas métricas de suporte e confiança.	57
4.5	Tabela com exemplos dos grupos de confiança.	59
4.6	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto de 24.144 regras.	59
4.7	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Suporte_050</i> na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 412 regras.	61
4.8	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>MedidaF_050</i> na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 930 regras.	61
4.9	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Confiança_050</i> na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 1.285 regras.	61
4.10	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Confiança_040</i> na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 966 regras.	62
4.11	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Confiança_030</i> na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 174 regras.	62
4.12	Tabela com a quantidade de regras pertencentes a cada combinação de conjuntos para entrada da regressão logística.	63
4.13	Um exemplo da base de dados resultado da preparação de dados para a regressão logística.	64
4.14	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Suporte_050</i> na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 89 regras.	66
4.15	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>MedidaF_050</i> na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 108 regras.	66

4.16	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Confiança_050</i> na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 226 regras.	66
4.17	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Confiança_040</i> na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 147 regras.	66
4.18	Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto <i>Confiança_030</i> na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 121 regras.	67
4.19	Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica <i>stepwise</i> para o conjunto <i>Suporte_050</i> . Esse conjunto tem 89 regras.	67
4.20	Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica <i>stepwise</i> para o conjunto <i>MedidaF_050</i> . Esse conjunto tem 108 regras.	68
4.21	Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica <i>stepwise</i> para o conjunto <i>Confiança_050</i> . Esse conjunto tem 226 regras.	69
4.22	Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica <i>stepwise</i> para o conjunto <i>Confiança_040</i> . Esse conjunto tem 147 regras.	70
4.23	Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica <i>stepwise</i> para o conjunto <i>Confiança_030</i> . Esse conjunto tem 121 regras.	71
4.24	Quadro comparativo contendo as métricas de ajuste dos modelos para os diferentes conjuntos de regras.	72
4.25	Poder de classificação de um modelo dado pela AROC.	72
4.26	Tabela com a quantidade de regras pertencentes a cada combinação de conjuntos na saída da regressão logística.	73
4.27	Tabela de classificação da regressão logística do conjunto <i>Suporte_050</i>	75
4.28	Tabela de classificação da regressão logística do conjunto <i>MedidaF_050</i>	76
4.29	Tabela de classificação da regressão logística do conjunto <i>Confiança_050</i> . . .	77
4.30	Tabela de classificação da regressão logística do conjunto <i>Confiança_040</i> . . .	78
4.31	Tabela de classificação da regressão logística do conjunto <i>Confiança_030</i> . . .	79
4.32	As métricas <i>cobertura/sensibilidade</i> e a <i>especificidade</i> para as amostras de treinamento e validação para cada um dos cinco conjuntos de regras.	80
4.33	Quadro comparativo contendo os indicadores de desempenho dos modelos frente à amostra de validação.	81
4.34	Estatísticas das características nos diferentes estágios do experimento.	83
4.35	Quadro comparativo contendo os indicadores de desempenho das abordagens usuais frente à amostra de validação.	86
A.1	Características selecionadas para o algoritmo <i>FP-Growth</i> . Parte 01 de 03. . .	90
A.2	Características selecionadas para o algoritmo <i>FP-Growth</i> . Parte 02 de 03. . .	91
A.3	Características selecionadas para o algoritmo <i>FP-Growth</i> . Parte 03 de 03. . .	92
C.1	Características presentes nas regras selecionadas pelo o algoritmo <i>FP-Growth</i> . Parte 01 de 02.	96

C.2	Características presentes nas regras selecionadas pelo o algoritmo <i>FP-Growth</i> . Parte 02 de 02.	97
C.3	Características presentes nas regras selecionadas pela regressão logística. Parte 01 de 02.	98
C.4	Características presentes nas regras selecionadas pela regressão logística. Parte 02 de 02.	99

Capítulo 1

Introdução

1.1 Considerações Preliminares

Os cartões, sejam de crédito ou débito, são meios de pagamento altamente utilizados no comércio em geral. Mesmo assim, há espaço para que eles sejam ainda mais usados. Esses fatores despertam o interesse de fraudadores. Numa primeira análise, quando uma fraude é bem sucedida, poderia se dizer que as empresas envolvidas arcam com os custos, mas, na verdade, essa perda operacional encarece os preços para o consumidor final. Daí, combater fraudes nesse meio de pagamento traz benefícios para toda a sociedade. Essa tarefa, devido à sua complexidade e tamanho, tem que ser feita de uma forma concomitantemente eficaz e eficiente. Logo, há oportunidade para a aplicação de técnicas de Aprendizagem de Máquina, ou *Machine Learning*.

Os cartões, também conhecidos como meios eletrônicos de pagamento, são uma importante forma de pagamento, seja no mundo, no Brasil, em transações presenciais ou nas que o portador não está fisicamente diante do terminal no qual a transação é realizada. Como será visto ao longo do trabalho, o uso desse meio de pagamento cresce a taxas substanciais ano após ano. Há várias razões para esse crescimento: para quem utiliza o cartão como forma de pagamento, ele é prático e, sob determinadas condições, o crédito é instantâneo, os gastos são concentrados na fatura e os cartões são um instrumento aceito em muitos estabelecimentos; já para quem recebe pagamentos com cartões, o risco de inadimplência é consideravelmente baixo, o controle das vendas é facilitado e há muitas pessoas dispostas a pagarem suas compras com eles.

Porém, um requisito fundamental para esse sistema de pagamentos é a segurança. Por se tratar de um meio de pagamento, ou seja, estar intimamente ligado aos dados financeiros dos usuários, caso as fraudes sejam muito frequentes e envolvam muitos custos, o cartão perderá seu apelo de uso por parte das pessoas. Além disso, quanto maiores os volumes financeiros envolvidos nas fraudes, maiores serão as perdas financeiras das empresas participantes desse mercado, o que pode inviabilizar a manutenção desse sistema de pagamentos.

Esse cenário - volume de transações alto e crescente e necessidade de prevenir e detectar fraudes - cria a oportunidade para aplicação de técnicas de Aprendizagem de Máquina no combate às fraudes em cartões, pois o alto número de transações impede que cada uma delas seja analisada por um recurso humano. Assim, essas técnicas podem ser aplicadas para que as transações, na iminência de acontecerem, sejam classificadas entre fraudulentas e legítimas, impedindo-se a realização daquelas apontadas como fraudulentas.

1.2 Objetivos

Com a evolução das pesquisas em Aprendizagem de Máquina, vários classificadores foram propostos, assim como a utilização deles na detecção de fraudes em cartões (DAP09). Os classificadores baseados em regras estão entre os mais utilizados nesse domínio. No mercado de cartões, o uso desses classificadores é difundido devido a fatores como:

- Desempenho: com o uso desses classificadores, é possível atingir altos níveis de desempenho na classificação;
- Flexibilidade: novos padrões de detecção de fraudes podem ser adicionados ao conjunto de regras tão logo quando forem descobertos;
- Controle: como a implementação de regras é feita por profissionais especialistas, eles têm alto grau de conhecimento sobre o sistema e domínio das razões que levaram as transações a serem consideradas fraudulentas.

Além disso, devido à depreciação dos modelos de detecção de fraudes, as companhias especializadas no desenvolvimento deles geralmente permitem, através de acordos comerciais, que esses modelos sejam posteriormente complementados com o acréscimo de regras de detecção de fraudes. Essas novas regras são desenvolvidas manualmente por especialistas no domínio.

A atividade de reconhecer os padrões de transações fraudulentas e traduzi-los em regras cabe a esse especialista, mas para detectar esses padrões, ele, usualmente, se apoia em análises estatísticas clássicas (modelos descritivos), conduzidas por ele próprio (sem o uso de técnicas de aprendizagem) e que, ou só conseguem revelar o padrão depois que muitas fraudes ocorreram, ou classificam muita transação legítima como fraudulenta, pois como as variáveis nesses modelos têm que ser incluídas pelo especialista, devido a necessidade de se estancar a fraude rapidamente, frequentemente, o especialista não inclui uma variável necessária ou delimita erroneamente o valor específico de cada variável que discrimina a transação fraudulenta da legítima. Assim, até que todo o padrão seja precisamente reconhecido e traduzido como uma regra, leva-se um tempo e, enquanto isso, as fraudes continuam acontecendo.

Dessa forma, uma fragilidade dos classificadores baseados em regras é que para criar e manter um conjunto de regras robustas, depende-se da capacidade dos especialistas no domínio em reconhecer os padrões das transações fraudulentas (RMN⁺99). Logo, se os especialistas demorarem para detectar, compreender e implementar padrões de fraudes, os classificadores não apontarão essas transações fraudulentas, que serão realizadas como se fossem legítimas.

Portanto, o objetivo desse trabalho é utilizar Aprendizagem de Máquina para propor uma arquitetura baseada em regras de associação e regressão logística, sem esquecer da análise sensível ao custo, para produzir conjuntos de regras de detecção de transações fraudulentas fundados nos dados como resultado e disponibilizá-los para os especialistas no domínio. Com isso, eles terão o auxílio dos computadores para gerar e extrair as regras que embasam o classificador, diminuindo, então, a chance de haver padrões fraudulentos ainda não reconhecidos.

Cada regra do conjunto de regras resultante do método proposto nesse trabalho deve ser composta não apenas pela regra em si, expressa pela descrição de seus elementos constituintes e por seus respectivos limiares ou valores, mas também pelo peso que essa regra terá no conjunto total. A Figura 1.1 ilustra o arranjo conceitual do trabalho com o papel de cada técnica utilizada. Enquanto isso, a Figura 1.2 traz um exemplo simples de um conjunto de regras que pode ser obtido como resultado final do trabalho.

Figura 1.1: Diagrama conceitual para ilustrar o objetivo do trabalho.

Descrição da Regra	Limiar	Peso
Quantidade de transações efetuadas em 24 horas	≥ 2	10
Quantidade de transações efetuadas em 7 dias	≥ 4	15
Transação efetuada no estabelecimento	Identificador de um estabelecimento específico	50

Figura 1.2: Exemplo de um conjunto de regras simples resultante da aplicação da técnica.

Apesar do objetivo do trabalho ser a aplicação combinada das técnicas mencionadas para a concepção de um conjunto de regras que, por sua vez, será a base de um classificador de transações fraudulentas, a parte experimental do trabalho consistirá na construção e comparação de cinco conjuntos de regras. Dessa forma, será possível fazer uma análise comparativa que ajudará na extração das conclusões.

1.3 Contribuições

Este trabalho contribuirá para o desenvolvimento de uma técnica que auxilia os especialistas no domínio na tarefa de reconhecer novos padrões, transcritos no formato de regras, para a detecção de fraude em transações de cartões. Ainda, a técnica pode ser replicada em diversas situações, pois os classificadores baseados em regras são largamente utilizados no mercado.

Do ponto de vista conceitual e acadêmico, o trabalho subsidiará a discussão de um problema, detecção de fraudes em cartões, que, devido à questão de confidencialidade dos dados, não possui uma literatura ampla e apresenta diversos desafios conceituais, principalmente em se tratando de extração de regras de associação, como o desbalanceamento de classes.

1.4 Organização do Trabalho

Nesse capítulo introdutório buscou-se mostrar, em linhas gerais, o contexto e a importância na qual o trabalho foi aplicado e um resumo das contribuições feitas com a elaboração dele.

No capítulo 2, o mercado de cartões será discutido em maiores detalhes, com uma explanação sobre sua organização e funcionamento, as peculiaridades do uso dos cartões como meios de pagamento no comércio eletrônico e alguns números e estatísticas para evidenciar a importância desses meios de pagamento. Além disso, também será feita uma explicação

sobre como as fraudes afetam esse instrumento, com detalhes de sua definição, dos custos envolvidos e de formas de combate.

O capítulo 3 aborda uma revisão da fundamentação teórica que sustenta as técnicas de Aprendizagem de Máquina e do seu uso em tarefas de classificação, como é o caso da detecção de fraudes em transações de cartões. Nesse capítulo serão discutidos alguns dos classificadores empregados nessa tarefa, com foco na classificação baseada em regras. Em seguida, é discutido o problema da mineração de regras de associação e como ela pode ser utilizada para subsidiar a geração de regras do classificador baseado em regras. Então, o capítulo traz as dificuldades encontradas durante a aplicação de técnicas de Aprendizagem de Máquina e os métodos de avaliação de desempenho utilizados para aferir a *performance* da detecção de fraudes em transações de cartões.

Por fim, o capítulo 4 discute o experimento em um nível maior de profundidade descrevendo o que foi feito para se alcançar os objetivos desejados, bem como a análise de seus resultados.

A conclusão final é apresentada no capítulo 5.

Capítulo 2

Mercado de Cartões e Fraudes

Um requisito para detectar fraudes em transações de cartões é compreender em detalhes o funcionamento do próprio mercado de cartões e suas nuances, o conceito de fraudes nesse domínio, assim como o ciclo das fraudes e os custos envolvidos. Esse capítulo é dedicado à compreensão desses assuntos.

2.1 Organização e Funcionamento

Por serem um meio de pagamento, os cartões funcionam como uma alternativa, por exemplo, ao papel-moeda e ao cheque. Os cartões são a base de um arranjo de pagamentos conhecido como *Mercado de Cartões* que, por sua vez, é constituído de diversas plataformas e seus membros. Cada plataforma tem a participação de cinco membros principais: a bandeira, os emissores, as credenciadoras, os estabelecimentos e os portadores.

Formalmente, o Mercado de Cartões pode ser compreendido como um mercado de dois lados (M2L) que, em geral, é estruturado a partir de uma plataforma que organiza e permite o encontro de dois grupos distintos de consumidores (BCdB10). No caso dos cartões, os dois grupos de consumidores são: (i) as pessoas que desejam realizar pagamentos com os cartões e (ii) os estabelecimentos que desejam aceitar pagamentos com cartões. Dessa forma, os outros membros das plataformas são responsáveis por viabilizar o acontecimento da transação financeira entre esses dois grupos. Portanto, o papel de cada membro do arranjo pode ser resumido nas seguintes funções:

- **Bandeiras:** as bandeiras são as proprietárias de cada plataforma. Suas funções são: criar as regras de operação, manter uma rede global de comunicação e, através de políticas e ações de marketing, manter a dinâmica do mercado, ou seja, convencer mais pessoas a realizarem pagamentos com cartões e mais estabelecimentos a aceitarem pagamentos com esse instrumento. As principais fontes de receitas das bandeiras são as taxas cobradas dos emissores e credenciadoras, além de multas aplicadas aos outros membros por descumprimento das regras. Exemplos de bandeiras são: *Visa*, *MasterCard*, *American Express*, *Hipercard* e *Hiper*.
- **Emissores:** os emissores são os responsáveis pela emissão do cartão e pelo relacionamento direto com os portadores; inclusive, oferecendo, na modalidade cartão de crédito, o crédito a eles. As maiores fontes de receitas dos emissores são as taxas cobradas das transações, os juros provenientes do financiamento rotativo dos portadores, as anuidades e os serviços agregados como seguros. Apesar dos bancos não serem as únicas instituições a assumirem o papel de emissores, em geral, são eles que desempenham essa função.

- Credenciadoras: também conhecidas como adquirentes, são as empresas responsáveis por credenciar e manter o relacionamento com os estabelecimentos, capturar as transações, processá-las e fazer a liquidação delas nas contas bancárias dos estabelecimentos. As principais fontes de receita das credenciadoras são as taxas cobradas das transações, os aluguéis dos terminais e as taxas cobradas dos estabelecimentos pela antecipação dos recebíveis. Exemplos de credenciadoras são: a *Rede* (antiga *Redecard*), a *Cielo*, a *GetNet* e a *FirstData*.
- Estabelecimentos: são estabelecimentos comerciais, lojistas, prestadores de serviço e profissionais autônomos dispostos a aceitarem pagamentos com cartões e, para isso, se tornam clientes das credenciadoras. Após se tornarem clientes das credenciadoras, no caso das compras presenciais, os estabelecimentos recebem o terminal no qual as transações serão realizadas. No caso de transações no comércio eletrônico (*e-commerce*), eles recebem a permissão para acessar os servidores das credenciadoras, passando a fazer parte das plataformas.
- Portadores: são aqueles dispostos a realizarem pagamentos com cartões e, para isso, se tornam clientes dos emissores, passando a fazer parte das plataformas. Em geral, são pessoas físicas, mas há várias empresas que procuram os emissores para poderem pagar com cartões. Nesses casos, os emissores emitem os chamados cartões corporativos, que são cartões de crédito ou débito comum, mas emitidos em nome de pessoas jurídicas.

A partir dessa organização estrutural, as plataformas viabilizam a realização da transação financeira entre o estabelecimento e o portador para pagamento de uma transação comercial realizada entre o estabelecimento e o seu cliente, o comprador do produto, que portava o cartão. A Figura 2.1 ilustra a ocorrência de uma transação.

Figura 2.1: Os passos para uma transação de cartão. Fonte: MasterCard

Assim, os passos que envolvem a transação são:

1. Após concluir a transação comercial, o portador avisa o estabelecimento que pagará a compra ou prestação de serviço com o cartão.

2. Os dados do cartão são inseridos - via leitura de *chip*, tarja magnética ou mesmo digitação - no terminal ou sistema de captura da adquirente que pode, ou não, solicitar alguma forma de autenticação do portador.
3. Os dados constituintes da transação são agrupados em uma mensagem, chamada de *mensageria da transação*, e enviados para as bandeiras.
4. As bandeiras, por sua vez, enviam a *mensageria* para os emissores que, baseados em critérios de crédito e/ou fraude, aprovam ou negam a transação.
5. Depois de um período de tempo, os emissores repassam os valores correspondentes às transações aprovadas às adquirentes e lançam o débito na fatura do portador.
6. Após mais algum período, as adquirentes creditam a conta do estabelecimento comercial.
7. O portador recebe, verifica e paga sua fatura.

No passo 2 descrito acima são colocadas as possibilidades da digitação de dados do cartão e da solicitação de alguma forma de autenticação do portador. Essas possibilidades são particularmente relevantes nas transações de cartões que acontecem no ambiente do comércio eletrônico (*e-commerce*), explicado em maiores detalhes nas próximas seções.

2.2 Os Cartões no *e-commerce*

Com o advento e a maturidade da Internet, as empresas perceberam a oportunidade de explorar mais um canal para encontrar seus consumidores e comercializar seus produtos e serviços. Porém, ao se disporem a participar do comércio eletrônico (*e-commerce*), as empresas têm que preparar sua infraestrutura não só em termos de tecnologia da informação (TI), mas também de logística - para entrega de produtos -, de marketing - para atrair público - e de meios de pagamentos.

Com relação aos meios de pagamento, apesar de existirem casos de empresas que aceitam papel-moeda em suas vendas no *e-commerce* (o pagamento é feito no momento da entrega do produto ou da prestação do serviço), uma boa parte delas oferece outros meios de pagamento como alternativas ao seus clientes. De acordo com as estimativas para o *e-commerce* contidas em (eCo14), os cartões de crédito são utilizados por 76% dos compradores, os boletos bancários por 12%, as transferências eletrônicas de fundos (TEF) por 2% e os 10% restantes preferem outros meios.

Inicialmente, a necessidade dos estabelecimentos oferecerem vários meios de pagamento não foi percebida pelas credenciadoras, que se mantiveram especializadas nos cartões, mas foi percebida por outras empresas: os *gateways* e os *facilitadores* de pagamentos.

- *Gateways de Pagamentos*: os *gateways* de pagamento são empresas prestadoras de serviço que integram a infraestrutura computacional dos estabelecimentos à infraestrutura computacional das adquirentes. Logo, o estabelecimento contratante dos serviços de um *gateway* ainda deve se filiar às credenciadoras. Além desse papel, os *gateways* possibilitam que os estabelecimentos ofereçam aos consumidores finais os outros meios de pagamento - boleto, TEF, entre outros - não oferecidos pelas credenciadoras. Em geral, os *gateways* mantêm relações com mais de uma credenciadora com a promessa de oferecerem mais disponibilidade e quantidade de bandeiras aos estabelecimentos. Exemplos de *gateways* são: *Braspag*, *CompreBem* e *CobreDireto*.

- Facilitadores de Pagamentos: também conhecidos como subadquirentes, os facilitadores de pagamentos têm um papel similar ao dos *gateways* com a diferença de que, ao optar por se filiar a um facilitador, o estabelecimento não precisa se filiar às credenciadoras, pois o facilitador, por si só, é o cliente da credenciadora. Logo, nesse caso, cria-se mais um nível na hierarquia de participantes do mercado de cartões. Exemplos de facilitadores são: *MoIP*, *Pagamento Certo*, *PagSeguro* e *Global Collect*.

Em adição à inclusão de novos participantes, o *e-commerce* trouxe mais peculiaridades ao mercado de cartões, principalmente na maneira como a transação é capturada e em questões relacionadas às fraudes e no combate a elas. No mundo físico, ou seja, fora do *e-commerce*, a maior parte das transações são capturadas em dois tipos de terminais: o *POS* (*point of sale*) e o *pin-pad* ilustrados nas Figuras 2.2 e 2.3. Quando a captura dos dados do cartão é feita por esses terminais com a presença do cartão no momento da transação, a transação é chamada de CP (cartão presente).

Figura 2.2: Terminal "POS"

Figura 2.3: Terminal "Pin-pad"

Esses terminais possibilitam que a captura dos dados do cartão seja feita ou através de um *chip* ou através da tarja magnética. Apesar de existirem modalidades de fraudes quando a captura é feita via esses dois modos, nesses casos, o mercado lida bem com os quesitos de confidencialidade, integridade e autenticação do portador. Por exemplo, para esses modos de captura, a autenticação do portador é feita com o uso de senhas ou assinaturas. Entretanto, no *e-commerce*, que é um dos canais nos quais a transação é chamada de CNP (cartão não presente), as questões de segurança da informação são mais desafiadoras, de modo que o mercado ainda não encontrou soluções que atendam concomitantemente fatores como custo, praticidade e escalabilidade.

Na próxima seção serão exibidos alguns números e estatísticas do mercado de cartões em geral e especificamente do *e-commerce* para, em seguida, serem tratados assuntos relacionados às fraudes.

2.3 Números do Mercado de Cartões

Após a compreensão da organização e do funcionamento do mercado de cartões e de algumas peculiaridades apresentadas por ele no *e-commerce*, é interessante a observação de alguns números e estatísticas sobre esse mercado para que a importância dele seja evidenciada.

2.3.1 Números Gerais

De acordo com os números e projeções da ABECS, Associação Brasileira de Empresas de Cartões de Crédito e Serviços, divulgados em (ABE14), o volume financeiro movimentado

pelos cartões de crédito e débito atingiu cerca de R\$964 bilhões em 2014, sendo que desde 2007, esse volume apresenta crescimento médio de mais de 21% ao ano. A Figura 2.4 mostra a evolução anual do volume financeiro movimentado e da quantidade de transações realizadas no período mencionado.

Figura 2.4: A evolução anual do mercado de cartões. Fonte: ABECS

Mesmo com essa evolução substancial, os analistas do mercado de cartões defendem que ainda há espaço para mais crescimento, pois ao se comparar a penetração desse meio de pagamento nas famílias brasileiras com a de outros países, verifica-se que a proporção de pagamentos realizados com cartões no Brasil chega a ser duas vezes menor que em outros países, como é mostrado no gráfico da Figura 2.5.

Figura 2.5: Proporção de pagamentos realizados com cartões em alguns países. Fonte: ABECS

Por fim, é interessante ter a ideia dos valores médios envolvidos em cada transação, que, no jargão do mercado, é chamado de *ticket médio*. A Figura 2.6 mostra essa estatística, dividindo as transações entre aquelas feitas com cartões de crédito e as feitas com cartões de débito.

Conforme mencionado, o *e-commerce* é um canal de vendas que vem se destacando nos últimos anos e a próxima seção discute alguns números específicos desse ambiente.

Figura 2.6: *Evolução anual do ticket médio das transações de crédito e débito. Fonte: ABECS*

2.3.2 Números do *e-commerce*

Considerando-se especificamente o *e-commerce*, é possível compreender os números desse canal através dos dados do relatório *WebShoppers*, produzido e divulgado semestralmente pela *E-bit* (Eb15). Em sua versão mais recente, do primeiro semestre de 2015, foram pesquisadas mais de 21.000 lojas virtuais. Alguns dos números mais relevantes apresentados no relatório são:

- O comércio eletrônico fechou o ano de 2014 com um faturamento de R\$ 35,8 bilhões, um crescimento de 24% em relação à 2013.
- O valor médio de uma transação feita no *e-commerce* durante o ano de 2014 foi de R\$ 347.
- A quantidade de pedidos feitos via web em 2014 aumentou 17% se comparado à 2013, chegando a 103,4 milhões.
- O número total de *e-consumidores* que já fizeram ao menos um pedido via internet chegou a 51,4 milhões em 2014.

Através desses números, é possível compreender a relevância que o mercado de cartões tem na Economia do país e que há espaço para ele se tornar ainda mais relevante. O mesmo raciocínio pode ser aplicado ao *e-commerce*, um canal de negócios que já apresenta números consideráveis e taxas de crescimento robustas. Por razões de confidencialidade, dados sobre transações fraudulentas nesses mercados não são de fácil obtenção, mas como será visto na próxima seção, há diversas maneiras de se cometer fraudes em transações de cartões que culminam em perdas financeiras para as empresas envolvidas e torna as técnicas antifraude um assunto com teor estratégico para esses setores.

2.4 Fraudes no Mercado de Cartões

Pelo fato de ser um meio de pagamento, o mercado de cartões atrai muita atenção de fraudadores que tentam tirar proveito financeiro explorando vulnerabilidades e riscos assumidos pelas empresas participantes das plataformas. Sendo assim, o contexto das fraudes

e algumas das modalidades presentes nesse mercado serão discutidos ao longo das próximas seções.

2.4.1 Definição

A definição do dicionário *Houaiss* da Língua Portuguesa para *fraude* é "qualquer ato ardiloso, enganoso, de má-fé, com o intuito de lesar ou ludibriar outrem, ou de não cumprir determinado dever; logro".

Em termos práticos para o mercado de cartões, o conceito de fraudes se materializa no momento em que o titular do cartão informa ao emissor do cartão o não reconhecimento de pelo menos uma das transações descritas em sua fatura. Quando isso acontece, o emissor dá início ao processo de disputa de *chargeback*.

Chargeback

Como mencionado anteriormente, transações realizadas com cartões são transações financeiras que sucedem transações comerciais de vendas de produtos ou prestação de serviços. Nos casos em que as transações financeiras já foram realizadas, mas, por quaisquer motivos, as transações comerciais não se concretizaram integralmente, é necessário reverter as transações realizadas com cartões. O instrumento criado pelas bandeiras para a efetivação dessa reversão é o *chargeback*. Logo, o *chargeback*, ou estorno, é o instrumento processual utilizado pelas bandeiras de cartões para reverter uma transação financeira que custeou uma transação comercial mal sucedida ou, em casos específicos, para reverter a própria transação financeira quando ela é mal sucedida, por exemplo, devido a erros sistêmicos. Em suma, há dois tipos de *chargeback*:

- *Chargeback* por desacordo comercial: são abertos para reverter transações financeiras que custeavam transações comerciais que foram desfeitas por não entrega de produtos, não prestação do serviço acordado, entrega de produtos com defeitos ou até mesmo expiração do prazo para entrega de produtos. Os métodos descritos nessa dissertação não tratam esse tipo de *chargeback*.
- *Chargeback* por fraude: uma das possíveis etapas de uma transação é o titular do cartão não reconhecer pelo menos uma das transações descritas em sua fatura. Quando isso acontece, ele entra em contato com o seu emissor para fazer essa alegação. Nesse momento, seguindo o regulamento mantido pelas bandeiras, o emissor deve abrir um processo de disputa do *chargeback* por motivos de fraude. Nesse caso, como houve uma perda financeira, ao final do processo, será determinado qual das partes envolvidas na transação arcará com o custo da fraude.

2.4.2 Tipos de Fraudes

Os tipos de fraudes mais comuns no mercado de cartões são:

- Invasão de conta: a fraude realizada através da invasão de conta é aquela na qual os criminosos obtêm informações pessoais de clientes, como número de contas e senhas, com o intuito de solicitar pagamentos, empréstimos e outros produtos bancários que estejam disponíveis. Para os cartões em específico, após invadir a conta da vítima, o fraudador realiza uma alteração de endereço e requisita um novo cartão para utilizá-lo em transações fraudulentas. Em outras palavras, na invasão de conta, a conta foi legítimamente criada por um usuário idôneo, mas após algum tempo, ela foi manipulada por um fraudador que se passa pela vítima para obter vantagens financeiras.

- Roubo de identidade: é, na maioria dos casos, relacionado a grupos criminosos organizados que têm informações de pessoas idôneas e legítimas. De posse dessas informações, os fraudadores abrem contas novas para tirarem proveito financeiro. Basicamente, é o uso ilegal de informações de terceiros para realizar uma solicitação fraudulenta. As informações podem ser obtidas tanto de forma simples, como também por meios tecnologicamente elaborados, por exemplo: *cavalos de tróia*, *phishing* e *engenharia social*.
- Cartão perdido ou roubado: nesse tipo de fraude, os fraudadores tomam posse de um cartão perdido por seu verdadeiro titular, ou roubado dele pelo próprio fraudador ou outra pessoa, e realizam transações com ele.
- Extravio: acontece quando cartões e suas respectivas senhas são roubados no processo de envio do emissor do cartão para o portador. Os riscos nesse processo envolvem empresas de entregas conhecidas como *couriers* e os Correios;
- Falsificação de cartão (*Skimming*): falsificação, ou clonagem, de um cartão acontece quando um cartão é montado, sem a autorização do emissor, com os mesmos dados de um outro cartão que, por sua vez, foi emitido legitimamente. As informações para a criação desse cartão são muitas vezes obtidas através da trilha magnética do cartão verdadeiro ou da cópia manual de parte das informações contidas no plástico.
- E-commerce/Mail Order-Telephone Order (MOTO): além do *e-commerce*, mencionado anteriormente, as transações realizadas através de telefone, fax ou carta também são classificadas como CNP (cartão não presente), pois não necessariamente o portador do cartão tem a posse do cartão no momento da compra e, nesse caso, os dados do cartão não são lidos pelo terminal, mas sim digitados no meio de captura. Nesse tipo de transação, há dificuldade em se efetivar a autenticação do portador. Logo, os riscos de que haja uma fraude são maiores, pois o fraudador precisa apenas obter um conjunto de informações contidas no cartão (número do cartão, nome do titular, data de validade e código de segurança) e realizar a transação sem nem mesmo estar diante do vendedor. No caso de transações CNP, na prática, são os estabelecimentos que arcam com o ônus da fraude, pois no regulamento das bandeiras até está previsto que se o estabelecimento comprovar a autenticidade do portador, o lojista não será responsabilizado pelo ônus da fraude, mas como essa autenticação não é simples de se fazer, na maioria dos casos, o estabelecimento arca com o prejuízo.
- Autofraude: um tipo de fraude também comum em transações CNP é a autofraude, ou seja, o portador percebe as dificuldades enfrentadas pelas plataformas em autenticá-lo nesse tipo de transação e, após realizar uma compra e receber o produto em sua casa, o fraudador age de má fé e contata seu emissor com a alegação de que não fez a compra.
- Fraude amigável: também comum no *e-commerce*, a fraude amigável é parecida com a autofraude, com a diferença de que o titular do cartão realmente não se lembra de ter feito a compra, pois ela foi realizada por uma pessoa próxima do titular com ou sem a anuência dele.

2.4.3 Custos Envolvidos e Combate às Fraudes

Do ponto de vista de custos, as fraudes são encaradas como perdas operacionais que, em última instância, são repassadas para os consumidores finais. Logo, o efetivo e eficiente combate às fraudes acarreta em uma menor perda operacional que, por sua vez, pode se

traduzir em menores preços para o consumidor final. Entretanto, para diminuir as perdas operacionais com fraudes, é essencial compreender todos os custos, tangíveis e intangíveis, relacionados a elas.

Custos Financeiros da Fraude

Os custos financeiros, ou tangíveis, das fraudes são aqueles facilmente mensuráveis em unidades monetárias. Entre eles, é possível citar:

- Perda financeira decorrente do uso indevido do cartão;
- Custo da investigação e prisão do fraudador;
- Reemissão do cartão e entrega;
- Chamadas no atendimento ao cliente;
- Intercâmbio (requisições e disputas com as bandeiras). Em alguns casos, é possível recuperar a perda financeira, mas esse processo tem um custo;
- Custo das transações referidas. É uma tarifa paga à bandeira para cada transação negada, por desconfiância de fraude, quando ultrapassa um certo ponto de corte;
- Custo de cancelamento de cartões. Clientes cancelam seus cartões e migram para concorrência;
- Custos de boletim de proteção com as bandeiras. Custo para inclusão e manutenção de números de cartões na “lista negativa” mantida pelas bandeiras;
- Potencial redução de receitas;
- Redução de *market share*. Redução do tamanho da instituição e perda de posição para algum concorrente.

Custos Intangíveis da Fraude

Os custos não financeiros, ou intangíveis, das fraudes são reconhecidos pelo mercado, mas são difíceis de serem mensurados em unidades monetárias. Entre eles, é possível citar:

- Insatisfação do cliente;
- Sentimento de violação e vulnerabilidade em relação à empresa. Em boa medida, a percepção de segurança é mais considerada que alguma métrica bem definida propriamente dita;
- Ameaça ao negócio e às pessoas ligadas a ele (funcionários e terceiros);
- Perda de lealdade à marca e às bandeiras;
- Custo de oportunidade: o investidor (sócio) da instituição poderia investir seu dinheiro em algo menos arriscado do ponto de vista de fraude e obter maior retorno sobre o capital investido.

Combate às Fraudes

Para que o combate às fraudes em cartões seja efetivo, é necessário haver um entendimento global das fraudes em cartões, que consiste em compreender não só os custos envolvidos, mas também as condições que juntas culminam em uma fraude. O modelo do Triângulo da Fraude agrupa essas condições e argumenta que juntas elas seriam condições necessárias e suficientes para a ocorrência de uma fraude. Além disso, as práticas de combate podem ser compreendidas dentro do ciclo: prevenção, detecção e repressão. A seguir serão discutidos o Triângulo da Fraude e a relação dele com o ciclo de combate.

- Motivação: a motivação possui alto grau de subjetividade. Como consequência desse fato, as empresas têm pouca oportunidade de ação para utilizar esse pilar no combate às fraudes, pois elaborar estratégias para diminuir a motivação dos indivíduos exigiria alto grau de controle social por parte das empresas, e isso não é viável. Entretanto, a legislação mantida pelos governos atua nesse aspecto, pois espera-se que o indivíduo tenha menos motivação para cometer uma fraude ao reconhecer que, por exemplo, sofrerá sanções penais se praticar esse ato. Logo, dentro do Triângulo da Fraude, a legislação atua para diminuir a motivação dos fraudadores. Já no ciclo de combate às fraudes, a legislação interage com dois componentes: (i) prevenção, na medida em que é divulgada, a lei serve como fator educativo e de alerta e (ii) repressão: caso a fraude aconteça, as punições previstas na lei devem ser aplicadas.
- Conhecimento: anteriormente ao advento da Internet, o controle da informação era mais facilmente executado e, dessa forma, o conhecimento era suprimido. Ou seja, o grupo de pessoas que tinham *know how* para cometer uma fraude era mais restrito. Atualmente, não é raro que uma vulnerabilidade e os passos para explorá-la sejam divulgados na Internet e estejam ao alcance de qualquer indivíduo. Por outro lado, as empresas podem aproveitar a maior facilidade de veiculação e divulgar conteúdo para conscientizar os usuários legítimos sobre as melhores práticas para o uso de cartões, aumentando a vigilância sobre os fraudadores. Portanto, o conhecimento desempenha papéis tanto na prevenção quanto na detecção.
- Oportunidade: caso o fraudador possua motivação e conhecimento, restará a ele apenas ter e aproveitar uma oportunidade para cometer a fraude. É nesse pilar que as empresas têm maior poder de atuação, pois a posse dos sistemas e dos processos é delas, cabendo a elas o desenvolvimento e a implementação de sistemas seguros, processos controlados e políticas e normas que deixem claro como diminuir os riscos de fraudes e as melhores práticas a serem adotadas.

Legislação Brasileira

Como mostra (Cab12), a utilização fraudulenta de cartões envolve várias questões legais, como: a necessidade de tipificar corretamente o caso, o estabelecimento da competência jurisdicional e a atribuição da Polícia Judiciária.

A correta tipificação criminal de um caso é necessária, pois tipos penais diferentes podem acarretar processos penais e penalidades diferentes. No caso do uso fraudulento do cartão, principalmente a clonagem e o roubo/extravio, há duas tipificações penais comumente utilizadas: o furto mediante fraude (artigo 155, § 2º, II, Código Penal) e o estelionato (artigo 171, Código Penal). Para sanar eventuais divergências sobre a correta tipificação de um caso, os operadores do Direito fazem uso de doutrinas e da jurisprudência. Em suma, doutrinas

são posições levantadas e defendidas por operadores do Direito que gozam de notável saber jurídico e, por isso, são seguidas pelo restante da comunidade jurídica. Entretanto, elas não têm força de lei. A jurisprudência, por sua vez, foi um posicionamento e entendimento efetuado durante um julgamento passado de mesmas características que o caso analisado.

Atualmente, a tipificação penal mais utilizada para o uso fraudulento dos cartões é o furto mediante fraude, crime no qual a participação da vítima é mais passiva quando comparado ao estelionato. Isso porque no furto mediante fraude, a vítima não concede o patrimônio ao meliante e o fraudador atua à revelia da vítima. Assim, a orientação jurisprudencial apresentada em (MF11) é:

“Distingue-se o furto mediante fraude, em que o engodo possibilita a subtração, do estelionato, em que o agente obtém a posse da coisa que lhe é transferida pela vítima por esta ter sido induzida a erro. Na jurisprudência, apontam-se as seguintes diferenças: no primeiro há tirada contra a vontade da vítima; no segundo, a entrega é procedida livremente; no primeiro, há discordância da vítima; no segundo, o consentimento; no furto, há amortecimento da vigilância; no estelionato, engodo; naquele, o engano é concomitante com a subtração; neste, é antecedente à entrega; a conduta do furto é de tirar, no estelionato é enganar para que a vítima entregue a coisa”

O estabelecimento da competência jurisdicional e a atribuição da Polícia Judiciária são aspectos importantes, pois determinarão o local onde deve-se fixar a competência para o processo e julgamento e, conseqüentemente, a atribuição para apuração da Polícia Judiciária, procedimentos requeridos pelo Código de Processo Penal. Essa discussão acontece, pois pode haver dúvidas onde efetivamente o crime ocorreu. Nesse caso, a posição mais adotada é que o prejuízo se dá no momento em que a instituição financeira realiza a compensação de valores, instante, então, que o crime ocorre (Kar02):

“Como indubitavelmente expressa o disposto no artigo 70, do Código de Processo Penal, o lugar da alegada infração penal, que, em regra, determina o estabelecimento da competência territorial é, portanto, o lugar onde teria se dado sua consumação, ou seja, o lugar onde alegadamente se deu o resultado que integra a descrição típica, tanto quando este resultado é determinado e precisamente expresso, como quando se traduz na simples manifestação imediata da conduta no mundo exterior, pouco importando que, no primeiro caso, tenha este resultado ocorrido em lugar diferente daquele onde se desenvolveu a ação.”

Apesar desses entendimentos serem aceitos pela maioria dos operadores do Direito no país e de estarem em processo de consenso, eles ainda não são unanimidade. Essa falta de clareza cria algumas dificuldades adicionais ao combate das fraudes, fazendo com que a relevância dos métodos de detecção seja ainda maior.

Segurança da Informação e Detecção de Fraudes

Enfim, ao considerar os custos e restrições envolvidos e as condições que impulsionam os fraudadores, para diminuir as chances dessas condições serem concomitantemente válidas, as empresas envolvidas devem implementar um ciclo de atividades. Como parte integrante desse ciclo, devem existir tanto políticas e processos de Segurança da Informação quanto sistemas e processos de Detecção e Análise de Fraudes. As atribuições dessas áreas não são as mesmas. Cada uma tem seus sistemas, processos, políticas e funções que, em alguns momentos, são complementares.

Em suma, a área de Segurança da Informação zela pela confidencialidade, integridade e disponibilidade dos dados e executa políticas como, por exemplo, o *PCI-DSS* (*Payment Card Industry - Data Security Standard*) (PC15), cujos 12 requisitos estão listados abaixo.

O *Payment Card Industry* é um consórcio formado por várias empresas do Mercado de Cartões, inclusive em um contexto mais amplo que o abordado anteriormente, pois há a participação de fornecedores de equipamentos nesse consórcio. O *Payment Card Industry* mantém e divulga alguns padrões para aumentar a segurança dos dados, sendo o *PCI-DSS* o mais difundido deles, cuja versão mais recente para o momento em que essa dissertação foi escrita é a v3.1 de abril de 2015. O *PCI-DSS v3.1* é dividido em seis eixos principais que se subdividem em 12 requisitos.

- Construir e manter redes e sistemas seguros
 1. Instalar e manter um *firewall* para proteger dados de cartão de crédito.
 2. Não utilizar senhas padrão ou outras configurações de segurança dos *softwares* utilizados.
- Proteger os dados do titular do cartão
 3. Proteger dados de cartões de crédito armazenados.
 4. Utilizar criptografia na transmissão de dados de cartões de crédito.
- Manter um Programa de Gerenciamento de Vulnerabilidades
 5. Utilizar regularmente programas antivírus.
 6. Desenvolver e manter sistemas e aplicações seguras, implementar um forte controle de acesso.
- Implementar fortes medidas para controle de acesso
 7. Restringir acesso a dados de cartões de crédito por negócio e por pessoas que realmente precisam acessá-los.
 8. Designar um único *ID* para cada usuário da rede e sistemas.
 9. Restringir acesso físico aos dados de cartão de crédito, testar e monitorar a rede regularmente.
- Monitorar e testar as redes regularmente
 10. Rastrear e monitorar todos os acessos à rede e dados de cartões de crédito.
 11. Testar a segurança de sistemas e processos regularmente.
- Manter uma Política de Segurança da Informação
 12. Manter uma política para endereçar questões de Segurança da Informação.

Em geral, o papel da área de Segurança da Informação é garantir que os dados não sejam expostos. Na linguagem do mercado, dados de cartão expostos e posteriormente utilizados em transações fraudulentas são chamados de *dados comprometidos*. Uma instituição que foi local de comprometimento dos dados é chamada de *Ponto de Comprometimento - POC* e, quando são utilizadas corretamente e seguem as melhores práticas, as políticas de Segurança da Informação praticadas pelas instituições têm a função de evitar que a instituição se torne um POC. Caso isso aconteça, a instituição pode sofrer diversas penalidades impostas pelas bandeiras e perder credibilidade junto ao seu público.

Como, na prática, não é possível garantir total segurança dos dados, a área de Detecção e Análise de Fraudes atua na contenção de operações fraudulentas que ocorrem quando a segurança dos dados falha. O passo seguinte executado pelos fraudadores após o comprometimento dos dados do cartão é a utilização dos dados para pagamento de uma compra ou serviço. Quando um estabelecimento tem um produto ou serviço seu pago com um cartão fraudado, ele é chamado de *Ponto de Utilização - PUC*. É para evitar que o estabelecimento se torne um PUC que a área de Detecção e Análise de Fraudes existe e é nesse âmbito que as técnicas discutidas nessa dissertação serão aplicadas, apesar de existirem aplicações de Aprendizagem de Máquina no contexto de Segurança da Informação como no problema de detecção de intrusos.

Como será visto no próximo capítulo, por tratar um universo vasto de transações e uma alta complexidade de dados e modelos, as técnicas de Aprendizagem de Máquina podem ser aplicadas como proposta de solução, ao menos parcial, para os problemas presentes na área de Detecção e Análise de Fraudes.

Capítulo 3

Fundamentação Teórica

Dadas as necessidades e peculiaridades do mercado de cartões, o uso de técnicas de Aprendizagem de Máquina na detecção de fraudes nesse tipo de transação já foi estudado em diversos trabalhos: (MTVM93), (SFL⁺97) e (GWdL08b). Devido à depreciação dos modelos de detecção de fraudes, as companhias especializadas no desenvolvimento deles geralmente permitem, através de acordos comerciais, que esses modelos sejam posteriormente complementados com o acréscimo de regras de detecção de fraudes. Essas novas regras são desenvolvidas manualmente por especialistas no domínio. Assim, a classificação baseada em regras se tornou uma das técnicas mais aplicadas na detecção de fraudes. Entretanto, um ponto de atenção da classificação baseada em regras é a manutenção do conjunto de regras, ou seja, as atividades de descoberta, geração, proposição e aferição do desempenho de cada uma das regras pertencentes ao conjunto de regras. Ao propor uma metodologia para algumas dessas atividades, essa dissertação pretende auxiliar o trabalho dos especialistas no domínio na execução delas. Sendo assim, esse capítulo tem por objetivo discutir a fundamentação teórica que serve de base para a técnica proposta. Então, a seguir, serão revisados tópicos como: Aprendizagem de Máquina e classificadores, regras de associação, análise sensível ao custo, desafios enfrentados ao se aplicar técnicas de Aprendizagem de Máquina e avaliação de desempenho.

Aprendizagem de Máquina, ou *Machine Learning*, pode ser definida como a área que pesquisa, estuda e propõe um conjunto de técnicas para, automaticamente, detectar padrões em dados e utilizar esses padrões descobertos para prever acontecimentos futuros, ou até mesmo para realizar outros tipos de tomada de decisão relacionados a eventos não determinísticos (Mur12). Tipicamente, os problemas tratados pela área são: classificação, regressão e agrupamento. Com isso, é possível segmentar os algoritmos estudados em Aprendizagem de Máquina em três tipos (Mar09):

- *Aprendizado supervisionado*: um conjunto de treinamento contendo registros de exemplo com suas respectivas classes corretas e conhecidas é fornecido para o classificador. A partir daí, baseado nesses exemplos, o algoritmo generaliza as respostas recebidas e aplica essas generalizações a registros novos e de classes desconhecidas com a finalidade de determinar corretamente suas respectivas classes.
- *Aprendizado não supervisionado*: não há o fornecimento de registros de exemplo com classes conhecidas. Ao invés disso, o algoritmo tenta identificar similaridades entre os registros para atribuir a mesma classe aos registros parecidos.
- *Aprendizado por reforço*: pode se considerar um tipo de aprendizado situado no meio-termo entre os tipos anteriores. Isso porque o algoritmo é informado quando um registro

é erroneamente classificado, mas o modo correto de classificar esse registro não é fornecido, e o algoritmo tem que aprender por si só, explorando algumas alternativas até encontrar a correta.

3.1 Classificadores

Há uma série de problemas estudados em Aprendizagem de Máquina que são denominados como problemas de classificação. Nesse tipo de problema, o objetivo é organizar os objetos em categorias, ou classes, previamente definidas. Assim, tem-se (i) um conjunto de classes, (ii) um conjunto de instâncias e (iii) um classificador. A partir disso, a classificação é a atividade, realizada pelo classificador, de atribuir uma classe a cada uma das instâncias.

Logo, para executar a tarefa de classificação, é necessário construir o classificador, ou método de classificação, que será responsável por fazer as atribuições entre os elementos do conjunto de amostras e os elementos do conjunto das classes. Para se construir o classificador, é preciso dispor de um conjunto de treinamento, ou seja, um conjunto de amostras cujas classes sejam previamente conhecidas. Após seu treinamento, o classificador é exposto a uma série de amostras cujas classes são desconhecidas para ele prever as classes dessas amostras.

No caso da detecção de fraudes em transações de cartões, o conjunto de classes é {"transação legítima" e "transação fraudulenta"}; o conjunto de instâncias, ou amostras, é formado pelas transações em si; o conjunto de treinamento é formado por transações passadas que foram sabidamente tidas como fraudulentas ou legítimas; e, finalmente, o classificador deve atribuir uma e somente uma classe para cada nova transação.

Além dos classificadores baseados em regras, a utilização de outros métodos de classificação para detectar fraudes em transações de cartões já foi feita por diversos autores, como (AK12) e (Gad08). Ambos os textos apresentam explicações sobre o funcionamento de diferentes técnicas, mas o primeiro faz uma comparação qualitativa, enquanto o segundo compara as técnicas através de uma avaliação quantitativa de desempenho. Além disso, (Ber14) aplica a técnica *Dynamic Model Averaging (DMA)* ao problema. Alguns dos métodos de classificação serão brevemente revistos a seguir.

3.1.1 Árvores de Decisão

De acordo com (Mit97), um classificador baseado em árvore de decisão é aquele que expressa uma aproximação para os valores resultantes de uma função-alvo cuja imagem é formada por valores discretos e utiliza uma estrutura de árvore para representar essa aproximação.

A estratégia básica de aprendizado, ou construção, das árvores de decisão do tipo TDIDT (*Top Down Induction Decision Trees*) é a aprendizagem não-incremental através de exemplos (Qui86). Ou seja, na medida em que os registros de treinamento são apresentados, a árvore é construída de cima para baixo. Esse processo não é guiado pela ordem com que as informações aparecem, mas sim por um critério de frequência da informação cuja variante mais usada é o ganho de informação. Assim, inicialmente, o atributo que trazer o maior ganho de informação é o que mais segmentará o conjunto de treinamento entre as classes e será o escolhido como nó raiz da árvore. Em seguida, cada valor desse atributo definido como nó raiz gera um ramo descendente da árvore. O processo é reiniciado para a definição de qual será o atributo que dará origem ao próximo nó da árvore.

O algoritmo *ID3*, (Qui86), é um processo iterativo cujo espaço de busca é formado pelas árvores de decisão possíveis para um dado conjunto de treinamento. Ou seja, seu foco está em determinar a melhor árvore entre todas as possíveis.

Inicialmente, o *ID3* escolhe aleatoriamente um subconjunto de instâncias pertencentes ao conjunto de treinamento e constrói uma árvore de decisão para classificar esse subconjunto. Posteriormente à sua construção, a árvore tenta classificar o restante do conjunto de treinamento. Caso todas as instâncias sejam classificadas corretamente, o processo termina. Caso contrário, uma parte aleatória das amostras incorretamente classificadas é adicionada ao subconjunto inicial e uma nova árvore é construída.

3.1.2 Redes Neurais Artificiais

Segundo (JMM96), as redes neurais artificiais são sistemas de computação massivamente paralelos formados por um grande número de unidades básicas de processamento conectadas entre si. A ideia por trás das redes neurais artificiais é criar um modelo computacional cuja organização remeta aos princípios do cérebro humano.

As primeiras unidades básicas de processamento, ou *perceptrons*, do modelo computacional foram propostas como funções matemáticas que calculam uma soma ponderada das variáveis de entrada e retornam 1, caso essa soma exceda um determinado limiar; ou -1, caso ela não exceda.

Desse modo, o processo de aprendizado de uma rede neural artificial pode ser visto como o problema de atualizar a arquitetura da rede e os pesos das interconexões para que a rede possa realizar uma tarefa específica de modo eficiente.

Para o caso do *perceptron*, o aprendizado consiste em atribuir os pesos adequados aos atributos. O algoritmo mais utilizado para essa tarefa é chamado de *gradiente descendente* e, resumidamente, funciona da seguinte forma.

De início atribui-se um peso aleatório para cada atributo e aplica-se iterativamente o *perceptron* a cada amostra do conjunto de treinamento, modificando-se o peso dos atributos cada vez que um erro de classificação é cometido. A modificação dos pesos é regida pela diferença entre a classe desejada e a retornada pelo *perceptron* e por um parâmetro chamado *taxa de aprendizado* que controla o grau de mudança dos pesos em cada passo. Esse parâmetro é importante para diminuir o risco de uma otimização local ser considerada como a otimização global da função. Todo o processo é repetido até que todas as instâncias do conjunto de treinamento sejam corretamente classificadas.

Além desse modelo mais simples, há também as redes neurais multicamadas, que podem conter diversas camadas intermediárias entre as camadas de entrada e saída. Em uma rede neural com alimentação para frente, os nós de uma camadas somente estão ligados aos nós da camada seguinte; já em uma rede neural recorrente, os nós podem estar ligados a nós da camada seguinte, da mesma camada ou até mesmo de camadas anteriores. A função de ativação também pode ser diferente da descrita acima para permitir que os nós das camadas intermediárias produzam valores que não sejam lineares com seus parâmetros de saída. O algoritmo base de aprendizagem dos pesos mais utilizado para uma rede multicamada é chamado *backpropagation* e é uma extensão do algoritmo discutido acima para o caso do *perceptron*.

3.1.3 Naive Bayes

Em muitas ocasiões que envolvem problemas de classificação, o relacionamento entre o conjunto de atributos e a classe não é determinístico, ou seja, a classe não pode ser prevista com total margem de certeza mesmo que o conjunto de atributos de uma instância tenha os mesmos valores que algumas instâncias do conjunto de treinamento. Com isso, foram propostos os classificadores baseados em abordagens estatísticas, especialmente através do

uso do *Teorema de Bayes*. Nesses classificadores, a classe atribuída à instância é aquela cuja probabilidade posterior é a maior possível. Dessa forma, se X for o conjunto de atributos e C for o conjunto de classes, a classe da instância será aquela que tiver maior valor de $P(C/X)$.

O *Naive Bayes* é um classificador também baseado no *Teorema de Bayes*, entretanto, ele supõe que os atributos que descrevem as instâncias sejam independentes entre si. Essa suposição pode parecer ingênua, mas produz bom desempenho prático, torna o cálculo de probabilidades viável e a técnica útil.

Ao esperar-se que a classe $c_j \in C$ esteja relacionada com as n variáveis explicativas, tem-se $P(C|X_1, X_2, \dots, X_n)$. Com a aplicação do *Teorema de Bayes*:

$$P(C|X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{P(C)P(X_1, X_2, \dots, X_n|C)}{P(X_1, X_2, \dots, X_n)}$$

Para simplificar a equação acima, ignora-se o denominador por ele não depender de C , considera-se a suposição de independência feita pelo *Naive Bayes* e utiliza-se a definição de probabilidade condicional. O resultado é a expressão abaixo.

$$P(C|X_1, X_2, \dots, X_n) = P(C) \prod_{i=1}^n P(X_i|C)$$

Por fim, o classificador atribuirá a classe com maior probabilidade à instância de entrada.

3.1.4 Algoritmos Genéticos

A aprendizagem de conceitos pode ser formulada como um problema de busca em um espaço de hipóteses potenciais para as generalizações que mais se encaixam no conjunto de treinamento. Então, algoritmos de buscas são frequentemente utilizados como proposta de solução para esse tipo de problema. Algoritmos Genéticos, (Mit97), são algoritmos de busca baseados na Teoria da Seleção Natural proposta por Darwin para a evolução biológica. Porém, ao invés de fazer buscas das amostras mais gerais para as mais específicas ou o inverso, essa classe de algoritmos gera as hipóteses através de operações particulares, como *cruzamento* e *mutação*, realizadas sobre as hipóteses vistas em passos anteriores.

Num primeiro momento, a técnica agrupa um conjunto de indivíduos, que funcionam como hipóteses, em um grupo denominado *população*. Dessa forma, a cada iteração, a técnica não manipula simples indivíduos, mas toda a população. Ao longo do processo, cada indivíduo recebe uma nota que serve como métrica de sua habilidade de adaptação. Alguns dos indivíduos mais adaptados são mantidos e darão origem aos seus descendentes. O processo é mantido até que uma solução plausível seja encontrada.

A nota que avalia os indivíduos é uma função objetivo que os algoritmos genéticos pretendem otimizar. Assim, essa função é utilizada como critério de ordenação das hipóteses potenciais e de seleção probabilística delas para a inclusão nas gerações futuras. Então, por exemplo, se o aprendizado envolve a geração de regras de classificação, tipicamente, a função objetivo seria uma métrica da qualidade do classificador.

Por sua vez, a importância dos operadores genéticos se dá pelas necessidades concomitantes de propagar a diversificação da população nas gerações futuras e manter determinadas características. Assim, o operador de mutação tem o papel de introduzir e estimular a diversidade genética da população. Em termos probabilísticos, esse operador tenta assegurar que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto do espaço de busca não será zero e, ao proporcionar a alteração na direção da busca, tem a chance de contornar o problema dos mínimos locais. Enquanto isso, o operador de cruzamento tem o papel de recombinar, nos filhos, algumas características dos pais, num mecanismo de herança.

Com a utilização de esquemas de codificação, os algoritmos genéticos podem servir de base para a geração de regras usadas em classificadores baseados em regras, que serão tema da próxima seção.

Os métodos e algoritmos vistos ao longo das seções anteriores constituem um considerável arcabouço de técnicas passíveis de serem utilizadas em tarefas de classificação, inclusive na detecção de fraudes em transações de cartões. Na prática, para definir qual classificador será utilizado, o especialista de domínio utiliza diversos fatores, entre eles o desempenho técnico dos classificadores, que pode ser bastante afetado pela escolha dos diferentes parâmetros envolvidos em suas implementações. Isso porque, de acordo com (Gad08), em termos de desempenho, os resultados apresentados pelos diferentes classificadores são intercambiáveis e uma boa escolha da parametrização pode ser a chave para o atingimento de bons resultados, principalmente quando se verifica que a manutenção dos valores padrão desses parâmetros pode degradar o desempenho dos métodos. Além disso, a utilização de técnicas como a *Análise Sensível ao Custo*, que considera a diferença de custo nos erros dos classificadores e será vista nas próximas seções, mostrou-se um fator preponderante para o bom desempenho dos classificadores (GWdL08a).

Além do desempenho técnico, outros fatores são considerados na escolha de um classificador. Então, a Tabela 3.1, extraída de (AK12), resume vantagens e desvantagens de alguns métodos quando aplicados ao problema de detecção de fraudes em cartões, pois essa comparação pode variar para outros domínios.

Técnica	Vantagens	Desvantagens
Algoritmos Genéticos	Possibilidade de tratar dados com ruído; facilidade de integração com outros sistemas; usado para melhorar o desempenho de outras técnicas.	Alta dependência de especialistas na técnica; ao trabalhar com grandes conjuntos de dados, exige alta capacidade computacional.
Árvores de Decisão	Facilidade de uso, de interpretação e na explicação dos resultados; escalável, alto grau de precisão.	Dificuldade de tratar dados contínuos ou faltantes; propensão a <i>overfitting</i> ; ao trabalhar com grandes conjuntos de dados, exige alta capacidade computacional.
Programação Lógica Indutiva	Linguagem com alto poder de expressão que pode ser usada em domínios complexos.	Baixo poder de predição; dificuldade em tratar ruídos e <i>outliers</i> .
Redes Neurais	Possibilidade de tratar dados com ruído; aplicável a problemas complexos; altas precisão e rapidez na classificação.	Dificuldade para configurar, operar e explicar como os resultados foram gerados; menos eficiente no processamento de grandes conjuntos de dados; sensível ao formato de dados (diferentes representações de dados podem produzir resultados diferentes); dificuldade em tratar dados não numéricos ou numéricos fora do intervalo $[0,1]$.
Regressão Logística	Facilidade em construir e explicar o funcionamento; pode ter alto grau de precisão, principalmente quando aplicada a um conjunto pequeno de dados.	Dificuldade em tratar ruídos, <i>outliers</i> ou dados não numéricos; pode não ter alto grau de precisão para conjuntos de dados grandes; dificuldade para ser aplicada à problemas complexos.
Sistemas Baseados em Casos Passados (exemplo, <i>k-means</i>)	Facilidade de atualização e manutenção; útil quando um grande número de exemplos está disponível; possibilidade de lidar com ruídos ou dados incompletos; altas eficácia e flexibilidade.	Pode sofrer do problema de dados incompletos ou com ruído; tempo requerido durante a classificação pode ser alto.
Sistemas Baseados em Regras	Facilidade em desenvolver, construir, implementar, modificar e explicar o funcionamento; alto grau de precisão; alta flexibilidade; possibilidade de absorver regras provenientes de outras técnicas.	Dificuldade em tratar dados faltantes ou valores inesperados; alta dependência de especialistas no domínio; propensão a <i>underfitting</i> .

Tabela 3.1: Quadro comparativo entre diversos classificadores (AK12).

3.1.5 Classificação Baseada em Regras

Sistemas baseados em regras são algoritmos de aprendizagem supervisionada cujo classificador é constituído por um conjunto de regras, cada uma com o formato:

Se (determinada condição é verdadeira) Então (faça determinada ação).

O lado que contém a condição é chamado de *antecedente* da regra, o lado que contém a ação é chamado *consequente* da regra. É comum que haja mais de um atributo envolvido no antecedente. Uma regra r cobre um registro x se os atributos de x satisfizerem as condições expressas no antecedente de r . Nesse caso, também é dito que a regra foi disparada. Com a geração de várias regras, cria-se um conjunto de regras que pode ter duas propriedades (TSK05):

- Conjunto de regras completo: os classificadores baseados em regras contêm essa propriedade quando cada um dos registros submetidos ao classificador dispara pelo menos uma regra.
- Regras mutuamente excludentes: um conjunto de regras é composto por regras mutuamente excludentes quando não houver nenhum registro que é coberto por mais de uma regra. Em outras palavras, cada instância dispara uma, e apenas uma, regra.

Uma dificuldade presente nos casos nos quais as regras não são mutuamente excludentes é que classes diferentes podem ser atribuídas a um mesmo registro. Há duas abordagens para contornar essa dificuldade.

- Ordenação das regras: ao utilizar essa estratégia, cria-se uma ordem dentro do conjunto de regras seguindo algum critério de ordenação. No momento em que um registro é exposto ao conjunto de regras, ele é testado contra as regras nessa ordem de prioridade, a primeira regra que ele disparar atribuirá a classe definida nela e o processo para. Portanto, não há como um registro ser rotulado como pertencente a duas classes distintas. Quando o critério de ordenação considera alguma métrica individual de qualidade das regras, a ordenação é conhecida como *ordenação baseada em regras*. Uma vantagem desse esquema é que, pelo menos a priori, o registro será classificado pela melhor - segundo um critério de qualidade previamente escolhido - regra disponível no conjunto. De outra forma, a ordenação pode ser feita baseada em classes, ou seja, primeiramente o registro é exposto a todas as regras que, se disparadas, atribuem, por exemplo, a classe *transação legítima* para, posteriormente, o registro ser exposto às regras que o classificam como *transação fraudulenta*.
- Não ordenação das regras (busca de consenso): com essa estratégia, aceita-se que diversas regras classifiquem uma instância, sendo que o disparo de uma regra funciona como um voto que, inclusive, pode ser ponderado. A instância recebe a classe que tiver mais votos. Uma vantagem é que essa estratégia pode diminuir os erros de classificação por considerar o parecer de várias regras.

A partir daí, parte significativa do trabalho passa a ser a construção do classificador e a determinação de quais serão as regras participantes do conjunto de regras. A extração das regras que subsidiam o classificador pode ser dividida em dois grupos de métodos: (i) métodos diretos: extraem as regras diretamente dos dados, e (ii) métodos indiretos: primeiramente utilizam outros métodos de classificação para, posteriormente, converter os resultados desses métodos em regras. Classificadores frequentemente utilizados nos métodos indiretos são as árvores de decisão e os algoritmos genéticos.

Há várias técnicas e implementações diferentes que foram propostas com o objetivo de determinar um conjunto de regras e representam os métodos diretos: *AQ* (Mic69), *CN2* (CN89), *PRISM* (Cen87) e *RIPPER* (Coh95). Apesar da aplicação principal do algoritmo ID3 (Qui86) não ser o aprendizado de conjunto de regras propriamente dito, mas sim a indução de árvores de decisão, ele é importante nesse contexto, pois serviu como fundamento

para algumas das metodologias citadas anteriormente e é um representante dos métodos indiretos.

Os algoritmos *AQ* e *CN2* são variações da abordagem de cobertura sequencial. Essa estratégia consiste em determinar uma regra, retirar as amostras cobertas por essa regra do conjunto de treinamento e, então, repetir o procedimento. O algoritmo extrai das regras uma classe por vez em conjuntos de dados que contenham mais de uma classe. A decisão de qual classe será explorada primeiro considera fatores como a representatividade das classes no conjunto de treinamento ou o custo acarretado pelo erro na classificação das amostras. Além disso, cada regra individual deve cobrir o máximo possível de amostras positivas e o mínimo possível de amostras negativas. Outro requisito é que a regra tenha alta precisão - ou seja, as predições devem ser corretas -, mas não necessariamente alta cobertura - ou seja, cubra todos os exemplos.

De forma sucinta, o algoritmo de cobertura sequencial começa com uma lista de regras vazia. Então, é chamada uma função para extrair uma regra que cubra o máximo de amostras de treinamento positivas e o mínimo de amostras negativas. Ao verificar, segundo um critério de parada, que a regra formulada atingiu seu objetivo, a função retorna o controle para o módulo principal. Nesse ponto, os registros cobertos pela regra são removidos do conjunto de treinamento e a regra é adicionada à lista de regras. A função de extração de regras é novamente chamada e o processo todo se estende até que todas as amostras do conjunto de treinamento tenham sido analisadas.

No caso do algoritmo *AQ*, o método acima é aplicado com duas adaptações. A primeira faz com que ele aprenda tantos conjuntos disjuntos de regras quantas forem as classes, formando inicialmente todo o conjunto de regras para uma classe para depois formar o conjunto de regras que define outra e assim sucessivamente. A segunda propõe a utilização de apenas uma amostra positiva para guiar o aprendizado de cada regra individual. Então, para aprender uma nova regra, o algoritmo seleciona uma amostra positiva ainda não coberta para direcionar o aprendizado de uma nova regra.

Por sua vez, o algoritmo *CN2* não depende de amostras específicas durante a busca e seu espaço de busca inclui regras cujo desempenho não é perfeito dentro do conjunto de treinamento.

O algoritmo *RIPPER* é a evolução de outro algoritmo para indução de regras chamado *IREP*. Ele também se utiliza da técnica de cobertura sequencial para gerar as regras, mas ele utiliza um conjunto de dados de validação para executar a poda das regras e quando há duas classes no conjunto de treinamento, o algoritmo define a classe com maior número de amostras como a classe padrão e descobre regras para detectar a classe que tenha um número menor de amostras. Dessa forma, ele é apropriado para os casos nos quais o conjunto de treinamento possui um desbalanceamento de classes ou quando há presença de ruído nos dados. Além disso, a complexidade computacional do *RIPPER* é linear ao número de amostras de treinamento.

3.1.6 Modelos de Pontuação

Os modelos de pontuação, ou modelos de *scoring*, são classificadores largamente utilizados pela indústria financeira devido à sua efetividade e por sua adequação operacional. Esses modelos utilizam técnicas para gerar uma pontuação para cada transação que, usualmente, quanto mais alta, maior a probabilidade da transação ser fraudulenta. Com isso, o que geralmente os especialistas no domínio fazem é criar duas notas de corte que segmentarão as transações em três grupos:

- Transações cuja pontuação foi menor ou igual à primeira nota de corte são aprovadas

instantaneamente, pois considera-se que a probabilidade delas serem fraudulentas é baixa;

- Transações cuja pontuação foi maior que a primeira linha de corte, mas menor ou igual à segunda linha de corte são referidas para um time de especialistas no domínio para uma análise manual mais criteriosa;
- Transações cuja pontuação foi maior que a segunda linha de corte são negadas automaticamente, pois considera-se que elas excedem o apetite de risco do usuário.

Esse esquema de pontuação torna a operação antifraude bastante escalável, pois apesar de cada transação ser pontuada, somente algumas delas serão analisadas individualmente por especialistas. Isso não quer dizer que não há custos em pontuar cada transação, mas sim que essa estratégia permite calibrar o número de analistas responsáveis por analisar as transações, gerando um controle maior sobre os gastos com recursos humanos.

Algumas das técnicas discutidas anteriormente podem ser utilizadas para a geração dessa pontuação como as redes neurais ou árvores de decisão, mas o uso de regressão logística binária, técnica que será tratada mais adiante nessa dissertação, também é altamente disseminado.

Os modelos de pontuação podem, por exemplo, ser combinados com a classificação baseada em regras, seja atribuindo uma pontuação, ou peso, a cada regra, como discutido anteriormente, seja utilizando a pontuação como uma possível variável das regras para fazer a combinação da pontuação com outras características da transação. Por outro lado, a dificuldade encontrada pelas empresas para manter os modelos de pontuação é a duração da janela de tempo na qual esses modelos se mantêm atualizados e com alto poder de predição, já que há um alto custo envolvido em sua revisão. Essa dificuldade e uma abordagem para tratá-la são discutidas em (Ber14).

3.2 Extração e Seleção de Características

Independentemente da técnica de classificação que for escolhida como proposta de solução do problema, anteriormente à classificação em si e até mesmo ao treinamento do classificador, é necessário definir e descrever o conceito que será alvo do classificador. Como sugere (BL97), em um nível conceitual, essa tarefa pode ser subdividida em duas: (i) definir quais características, ou atributos, serão utilizadas para descrever e representar o conceito alvo e (ii) decidir como combinar essas características. Ainda, o texto sugere que a execução dessas tarefas deve ser guiada por uma métrica de relevância cujo objetivo é mensurar o poder que cada característica tem de discriminar as classes em questão. Uma das métricas mencionadas é a *relevância ao alvo*.

Relevância ao alvo: Um atributo x_i é relevante em relação ao conceito alvo c se existe, dentro do conjunto de instâncias, um par de instâncias A e B cujas classes $c(A)$ e $c(B)$ sejam diferentes e o único atributo, além da classe, para o qual elas tenham valores diferentes seja x_i .

Dessa forma, além da definição de quais atributos representarão o conceito alvo, a seleção e a extração de características são etapas primordiais na aplicação de técnicas de classificação e antecedem o treinamento do classificador. Segundo (ML02), elas podem ser definidas como:

- Seleção de Características: é o processo de escolha de um subconjunto de características pertencentes ao conjunto original de atributos para que o espaço de características seja otimamente reduzido de acordo com algum critério especificado previamente.

- Extração de Características: é o processo de criação de novas características.

Por meio dessas atividades, busca-se: reduzir o volume de dados manipulado pelos algoritmos, ou seja, reduzir a dimensionalidade do conjunto de dados; encontrar um conjunto de dados relevante para a classificação; melhorar a qualidade dos dados disponíveis para consequentemente melhorar o desempenho dos algoritmos e aumentar o poder de compreensão sobre os resultados obtidos.

3.3 Regras de Associação

A mineração de regras de associação foi formalmente apresentada em (AIS93). Intuitivamente, essa tarefa consiste em encontrar regras que relacionam ou associam a presença conjunta de dois ou mais itens numa cesta de compras. Informalmente, uma cesta de compras é formada por uma série de registros, também chamados de transações, sendo que cada um desses registros contém um conjunto de itens. Para encontrar regras de associação, os algoritmos utilizam os dados obtidos de transações passadas e métricas de desempenho como confiança e suporte, definidos a seguir, cujos valores mínimos são definidos pelos usuários. As primeiras aplicações dessa técnica tinham o objetivo de direcionar ações conjuntas de vendas e *marketing*.

Para definirmos formalmente o problema, consideremos:

- Um conjunto de itens, $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$;
- Um conjunto D de transações, sendo que cada transação T , identificada unicamente por seu TID e pertencente ao conjunto D , contém uma série de itens tais que $T \subseteq I$;
- X , um conjunto de alguns itens de I . Onde é dito que uma transação T contém X , se $X \subseteq T$.

Sendo assim, uma regra de associação é uma implicação $X \implies Y$, na qual $X \subset I$, $Y \subset I$ e $X \cap Y = \emptyset$.

Ainda, a regra $X \implies Y$ terá *confiança* c se $c\%$ das transações de D que contêm X também contiverem Y .

Enquanto isso, o *suporte* s da regra $X \implies Y$ será o número de transações de D que contêm $X \cup Y$. Onde, para os casos gerais, é permitido que Y contenha mais de um item.

Dessa forma, para o conjunto D de transações, o problema de mineração de regras de associação consiste em gerar todas as regras de associação que tenham suporte e confiança maiores ou iguais aos limites mínimos estabelecidos pelo usuário para cada uma dessas métricas.

Conforme (TSK05), a importância do suporte é dada pelo fato de que uma regra com baixo suporte tem alta probabilidade de ser gerada ao acaso. Logo, essa métrica é utilizada para se excluir regras possivelmente espúrias. Já a confiança mede a inferência feita por uma regra $X \implies Y$. Portanto, quanto maior a confiança de uma regra, maior é a probabilidade do conseqüente, Y , estar presente em transações que contenham o antecedente, X . A confiança fornece uma estimativa da probabilidade condicional do conseqüente dado o antecedente.

Por fim, é interessante ressaltar que a inferência proposta por uma regra de associação não necessariamente revela uma relação de causalidade entre o antecedente e o conseqüente da regra. Ela sugere um forte relacionamento de co-ocorrência.

Há uma série de algoritmos que se propõem a resolver esse problema. Dois deles, *Apriori* e *FP-Growth*, serão abordados a seguir.

3.3.1 Algoritmo *Apriori*

Uma abordagem para a mineração de regras de associação seria calcular o suporte e a confiança de cada regra possível. Entretanto, essa seria uma abordagem do tipo *força bruta* e seu custo computacional a inviabilizaria. Logo, há espaço para a aplicação de outras abordagens.

Uma abordagem utilizada por diversos algoritmos de mineração de regras é dividir o problema em dois subproblemas:

1. Geração de conjuntos de itens frequentes: nessa etapa, encontra-se todos os conjuntos de itens para os quais o suporte é maior ou igual a um suporte mínimo prefixado.
2. Geração de regras: nessa etapa, encontra-se todas as regras $X \implies Y$ que tenham $X \cup Y$ entre o conjunto de itens frequentes e para as quais a confiança é maior ou igual a uma confiança mínima preestabelecida.

O algoritmo *Apriori*, apresentado em (AS94), recebe um conjunto de transações como entrada e, respeitando os parâmetros estabelecidos pelo usuário, gera um conjunto de regras de associação como saída. Para que o espaço de busca seja reduzido e sua implementação se torne viável, ele se baseia em uma propriedade dos conjuntos de itens. Essa propriedade é conhecida como *propriedade Apriori* ou *antimonotonia da relação $\subseteq$* .

Propriedade Apriori ou Antimonotonia da Relação $\subseteq$: se um conjunto de itens não é frequente, nenhum dos super conjuntos dele é frequente. Em outras palavras, para um conjunto de itens ser frequente, é necessário que todos os seus subconjuntos sejam frequentes.

Em termos práticos, essa propriedade quer dizer que, ao se fixar um conjunto de itens S para verificar se ele é frequente, basta que um único subconjunto de S não seja frequente para S também não ser. Assim, seu suporte nem precisará ser calculado, pois S não poderá ser frequente.

Conceitualmente, o algoritmo *Apriori* pode ser dividido em duas etapas: (i) determinação de todos os conjuntos de itens frequentes e (ii) geração de todas as regras de associação que satisfazem a confiança mínima.

Um conjunto de itens frequente é um conjunto de itens cujo suporte é maior ou igual ao suporte mínimo. A mineração dos conjuntos de itens frequentes é feita por níveis, sendo que conjuntos de itens de nível k são aqueles conjuntos que possuem k itens. Então, no nível 1, todos os conjuntos de itens frequentes de nível 1 são determinados e assim sucessivamente. Se um conjunto de itens não é frequente no nível $k - 1$, ele é descartado, pois, segundo a propriedade *Apriori*, ele não poderá ser frequente em nenhum nível sucessivo. Após a determinação de todos os conjuntos de itens frequentes, as regras são geradas.

O algoritmo *Apriori* recebe o suporte mínimo e o conjunto de dados como parâmetros de entrada. De posse disso, ele gera uma lista de todos os conjuntos de itens candidatos que contenham apenas um item. A seguir, o conjunto de dados é varrido para verificar se esses conjuntos candidatos cumprem o requisito de suporte mínimo. Aqueles conjuntos candidatos que não cumprirem o requisito são descartados. Os conjuntos que cumprirem o requisito são combinados para formarem conjuntos de itens candidatos com dois elementos. Assim, o procedimento é repetido até que todos os conjuntos que não cumprem o requisito sejam descartados.

Após a geração dos conjuntos de itens frequentes, segue-se com a mineração de regras de associação, mas a métrica para avaliar regras de associação passa a ser a confiança. Assim,

para encontrar as regras, uma lista de possíveis regras é gerada e a confiança de cada regra é calculada para verificar se ela ultrapassa o limite mínimo estabelecido pelo usuário.

3.3.2 Algoritmo *FP-Growth*

A partir da observação de que a geração dos conjuntos de itens candidatos feita no algoritmo *Apriori* é computacionalmente custosa, o trabalho de apresentado em (HPY00) propõe outro algoritmo para a mineração de regras de associação. Esse algoritmo, denominado *FP-Growth*, utiliza a técnica de dividir para conquistar aplicada à uma estrutura de dados eficiente, chamada *FP-Tree*, para eliminar a necessidade de criação dos conjuntos de itens candidatos.

Nesse algoritmo, bancos de dados extensos são condensados em uma estrutura de dados menor e o custo de se acessar esse banco de dados diversas vezes é evitado. Além disso, a técnica de dividir para conquistar decompõe a tarefa de mineração em subtarefas menores para proporcionar uma redução no espaço de busca. O algoritmo *FP-Growth* pode ser subdividido em duas etapas: (i) construção da *FP-Tree* e (ii) mineração de padrões frequentes contidos na *FP-Tree*.

Na primeira etapa, inicialmente, o algoritmo varre o banco de dados e conta o suporte de cada um dos itens contidos nele. Depois, o algoritmo analisa cada uma das transações contidas no banco de dados e, de cada uma delas, exclui os itens de baixo suporte (suporte menor que o suporte mínimo definido pelo usuário) e mantém os itens de alto suporte (suporte maior ou igual ao suporte mínimo definido pelo usuário). Ainda em cada transação, ordena-se os itens remanescentes em ordem decrescente de suporte.

Como exemplo, apresentado em (MM14), tem-se a seguinte situação:

- Conjunto de transações: $\{(A\ B\ D\ E), (B\ C\ E), (A\ B\ D\ E), (A\ B\ C\ E), (A\ B\ C\ D\ E), (B\ C\ D)\}$
- Suporte Mínimo: 3

Ao contar-se o suporte de cada item, o resultado é:

- Suporte de B: 6
- Suporte de E: 5
- Suporte de A: 4
- Suporte de C: 4
- Suporte de D: 4

Como o suporte de todos os itens é maior ou igual ao suporte mínimo, 3, estabelecido pelo usuário, todos os itens serão considerados na montagem da *FP-Tree*. Além disso, em cada uma das transações, os itens devem ser ordenados de forma decrescente pelo suporte. O resultado desse passo é:

- Conjunto de transações cujos itens estão ordenados: $\{(B\ E\ A\ D), (B\ E\ C), (B\ E\ A\ D), (B\ E\ A\ C), (B\ E\ A\ C\ D), (B\ C\ D)\}$

A partir daí, a árvore é construída. A raiz é um nó nulo e os ramos são formados com os itens das transações ordenadas no passo anterior. Para se formar os ramos, cada transação do banco de dados é analisada e seus itens vão sendo individualmente acrescentados à

árvore. Caso os itens de uma determinada transação sejam idênticos aos itens de transações já analisadas, o ramo da árvore permanece o mesmo e os contadores dos itens são incrementados em uma unidade. Dessa forma, um novo ramo só é criado caso o próximo item da transação atual não seja compartilhado com as transações anteriores. A Figura 3.1 ilustra, como continuação do exemplo anteriormente iniciado, a construção da *FP-Tree*.

Figura 3.1: Os passos para a construção da *FP-Tree*. (MM14).

Assim, a *FP-Tree* é usada para armazenar a frequência com a qual os conjuntos de itens ocorrem. Nela, os conjuntos de itens são armazenados como caminhos da árvore. Dessa forma, conjuntos que possuam itens similares compartilham caminhos e, somente quando os itens se tornam diferentes, é que os caminhos são segmentados. Cada nó da árvore representa um item do conjunto de itens e contém o número de vezes que esse item participa da sequência. Ao se percorrer o caminho, tem-se, então, o número de vezes que a sequência ocorreu.

Então, é iniciada a segunda parte do algoritmo, cuja saída é o conjunto de itens frequentes. Essa segunda parte tem a *FP-Tree* como entrada e o processamento se inicia com os conjuntos de itens de apenas um item. Para cada um desses itens serão obtidos os padrões base condicionais, que são elementos do conjunto de caminhos que têm esse item em específico como último item. Os padrões base condicionais são utilizados na construção das *FP-Tree condicionais*. Cada caminho dessa árvore é chamado de *caminho de prefixo*, que nada mais é que um caminho intermediário existente entre o último nó (ou seja, o item em questão) e a raiz da árvore. Em outras palavras, *caminhos de prefixo* são os ramos da *FP-Tree condicional*, que é semelhante à *FP-Tree*, exceto por ser utilizada para encontrar conjuntos de itens frequentes terminados em um determinado sufixo. Uma *FP-Tree condicional* é obtida através dos passos:

1. Atualização dos contadores de suporte pelos caminhos de prefixo;

2. Remoção dos nós previamente considerados;
3. Remoção dos itens que não satisfazem a condição de suporte mínimo.

Como sequência do exemplo, recebe-se a árvore da Figura 3.1(f) para que a construção das *FP-Trees condicionais* seja iniciada. Ao se considerar o item D , as transações $(B\ E\ C)$ e $(B\ E\ A\ C)$ são descartadas, pois elas não contêm o item em questão. A Figura 3.2 ilustra, em detalhes, a *FP-Tree condicional* para os conjuntos derivados do item D , que são: D , DA , DE , DB , DAE , DAB , DEB e $DAEB$. Não há um conjunto DC , pois ao ser considerado no contexto do item D , o item C não atinge o critério de suporte mínimo.

Figura 3.2: As *FP-Trees condicionais* para o item D . (MM14).

Por sua vez, a Figura 3.3 ilustra, na forma de *FP-Trees condicionais*, os padrões base condicionais de todos os itens e, ao final da execução do algoritmo para todos os itens, tem-se, como resultado, o seguinte conjunto de itens frequentes: $\{DA, DB, DE, DAE, DAB, DEB, DAEB, CE, CB, CEB, AE, AB, AEB, EB\}$. Esse resultado é obtido através da enumeração de todas as combinações possíveis dos itens pertencentes ao subcaminho único resultante do processo de remoção dos itens não frequentes das *FP-Trees condicionais*.

Figura 3.3: As diferentes FP-Trees condicionais. (MM14).

Um fator de atenção para o algoritmo *FP-Growth* é o caso no qual as *FP-Tree condicionais* forem resultantes de árvores de prefixo muito cheias, pois, quando isso acontecer, o algoritmo deve gerar um grande número de subproblemas e realizar a fusão dos resultados retornados de cada subproblema. Logo, o desempenho do algoritmo será degradado.

3.4 Classificação Baseada em Associações

Apesar de haver diferenças conceituais e de objetivos entre as técnicas de classificação e mineração de regras de associação, é possível fazer uso conjunto delas para fins de classificação. Para compreender como isso é feito, primeiramente é necessário reforçar as diferenças entre as técnicas e, posteriormente, discutir as oportunidades de integração.

Conforme apontado em (Fre00), existem diferenças sintáticas e semânticas entre as tarefas de classificação e mineração de regras de associação. Essas diferenças estão listadas abaixo.

- Quantidade de atributos no conseqüente da regra: dado o formato das regras, $X \implies Y$, é requisito da tarefa de classificação que o conseqüente da regra, ou seja, Y , tenha necessariamente apenas um atributo, a classe que se deseja prever. Por outro lado, as regras resultantes da tarefa de mineração de regras de associação podem ter um ou mais atributos em seus respectivos conseqüentes.
- Assimetria de atributos: na tarefa de classificação, o atributo *classe* deve ser determinado com base nos outros atributos do conjunto de dados e não pode aparecer no antecedente da regra. Logo, ele recebe uma maior importância e um tratamento diferenciado. Isso não acontece na mineração de regras de associação, pois todos os

atributos têm a mesma importância e podem aparecer tanto no antecedente quanto no consequente das regras.

- Natureza semântica: na classificação, dados passados são utilizados para treinar o método com o objetivo de prever acontecimentos futuros. Logo, por natureza, essa tarefa é não determinística. Por sua vez, qualquer algoritmo aplicado à mineração de regras de associação deve retornar o mesmo conjunto de itens frequentes, ou seja, independentemente do algoritmo utilizado, o resultado retornado será o mesmo. Portanto, essa tarefa é determinística.
- Exposição à *overfitting/underfitting*: efeitos indesejados, como o *overfitting* e o *underfitting*, devem ser observados e prevenidos nas tarefas de classificação, mas não são fonte de preocupação para a mineração de regras de associação. Esses efeitos serão discutidos em maiores detalhes mais adiante.
- Presença de um viés indutivo: para cada classificador, o viés indutivo é a propriedade considerada pela técnica nos momentos em que é necessário optar por uma entre diversas hipóteses consistentes. Sem o viés indutivo, o classificador pode ser incapaz de fazer uma opção e prosseguir. Essa propriedade não é um requisito da mineração de regras de associação.

Mais especificamente, quando se discute diferenças entre as metodologias comuns de descoberta de regras para classificação - fundamentadas na cobertura sequencial - e a classificação baseada em associações, tem-se que as metodologias fundamentadas na cobertura sequencial, vista na seção 3.1.5, executam uma busca heurística, pois as regras são descobertas uma por vez, sendo que cada nova regra é descoberta após a exclusão das instâncias cobertas pela regra gerada anteriormente. Por outro lado, os classificadores baseados em associações fazem uma busca exaustiva utilizando todas as instâncias ao mesmo tempo. Dessa forma, a busca exaustiva pode determinar padrões não reconhecidos pela cobertura sequencial.

Apesar das diferenças, as dificuldades podem ser contornadas para viabilizar a utilização de regras de associação que sirvam de base para a construção de um classificador baseado em regras (LHM98). Uma das propostas apresentadas em (LMkW01) para contornar alguns problemas é: definição de um suporte mínimo para cada classe e a criação de um esquema de precedências de regras, apresentado abaixo, para que nem todas as regras descobertas sejam aplicadas no classificador.

Definição: dadas duas regras r_i e r_j , r_i tem precedência sobre r_j se:

1. a confiança de r_i é maior que a confiança de r_j , ou
2. a confiança de ambas as regras é a mesma, mas o suporte de r_i é maior que o suporte de r_j , ou
3. a confiança e o suporte de ambas as regras são os mesmos, mas r_i foi gerada antes de r_j .

A relação de precedência proposta pode ser utilizada para substituir o viés indutivo não existente na mineração de regras de associação, mas necessário na classificação.

3.5 Regressão Logística

Em Estatística, os métodos de regressão têm o objetivo de entender a relação entre um conjunto de variáveis independentes (ou explicativas) e uma variável dependente (ou resposta) para construir um modelo para explicar essa associação. Com a construção do modelo, é possível prever o valor que a variável dependente terá diante dos valores das variáveis independentes, fazendo com que o método possa, diante de algumas circunstâncias, atuar como um classificador.

Dentre os métodos de regressão, há a Regressão Logística (HL00), que é adequada para situações nas quais:

- A variável resposta é categórica;
- As variáveis explicativas podem ser quantitativas ou qualitativas. Sendo que, no último caso, a representação será feita por variáveis indicadoras;
- Os erros não seguem uma distribuição de probabilidades do tipo normal.

Uma situação exemplo que satisfaz as condições acima é justamente a detecção de fraudes em transações de cartões, pois a variável resposta é binária, já que pode assumir um entre dois valores: *transação fraudulenta* ou *transação legítima*. Enquanto isso, as variáveis explicativas podem ser quantitativas ou qualitativas.

Assim, as próximas seções trazem, de uma forma sucinta, uma explanação sobre a Regressão Logística e algumas das principais questões na aplicação do modelo.

3.5.1 A Função Resposta

Na Regressão Logística Binária, a variável resposta, y , apresenta dois valores:

- Sucesso: quando o elemento possui a característica de interesse. Por exemplo, a transação é fraudulenta. Esse caso é representado pelo valor "1".
- Fracasso: quando o elemento não possui a característica de interesse. Por exemplo, a transação não é fraudulenta, ou seja, é legítima. Esse caso é representado pelo valor "0".

Ao se aplicar um método de regressão, um item chave é o valor médio da variável resposta dado valores para cada uma das variáveis do conjunto de variáveis independentes (aquelas que ajudam a explicar o fenômeno e das quais o valor médio da variável resposta depende). Esse valor médio é chamado de *média condicional*, ou $E(Y | x)$. Assim, tem-se, por exemplo:

$$E(Y|x) = \beta_0 + \vec{\beta}_i \vec{X}_i$$

Onde:

- $\vec{X}_i$ é o vetor das variáveis explicativas;
- $\vec{\beta}_i$ é o vetor de coeficientes.

Com variáveis resposta categóricas, a média condicional deve ter um valor compreendido entre zero e um, ou seja, $0 \leq E(Y | x) \leq 1$. Apesar de várias funções de distribuição já terem sido propostas para a análise de variáveis resposta categóricas, a distribuição logística possui duas vantagens significativas: facilidade e flexibilidade de manipulação matemática e facilidade de interpretação. Assim, se $\pi(x) = E(Y | x)$, então, o modelo de regressão logística será dado por:

$$\pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \vec{\beta}_i \vec{X}_i}}{1 + e^{\beta_0 + \vec{\beta}_i \vec{X}_i}}$$

Agora, ao se aplicar a transformação *logit*, $g(x)$, em $\pi(x)$, obtém-se:

$$g(x) = \ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \vec{\beta}_i \vec{X}_i$$

O uso da transformação *logit* é interessante, pois ela se relaciona linearmente com seus parâmetros, pode ser contínua e varia de $-\infty$ a ∞ de acordo com os valores de x .

Entretanto, é interessante ressaltar que o valor da variável resposta é, na verdade, a média condicional acrescida do erro existente entre essa média e o valor exato da amostra. Assim, $y = E(Y|x) + \epsilon = \pi(x) + \epsilon$.

Em se tratando de variáveis resposta categóricas, o erro, ϵ , pode assumir um entre dois valores. Se $y = 1$, então, $\epsilon = 1 - \pi(x)$ e isso tem probabilidade de ocorrência igual à $\pi(x)$. Já para o caso de $y = 0$, $\epsilon = -\pi(x)$, com probabilidade de ocorrência igual à $1 - \pi(x)$. Portanto, ϵ tem uma distribuição binomial de média igual a 0 e variância igual à $\pi(x)[1 - \pi(x)]$.

Em suma, se a variável resposta de um modelo de regressão é categórica, então:

1. A média condicional deve ser limitada ao intervalo $[0, 1]$. O modelo de regressão logística satisfaz essa condição.
2. O erro não deve seguir uma distribuição normal, mas sim uma binomial.

A partir daí, é necessário que se determine os valores dos coeficientes $\beta_0, \dots, \beta_n$. Porém, a determinação desses valores é dependente de métodos numéricos, o que faz com que os valores encontrados sejam, na verdade, estimativas. Então, o próximo passo para a construção do modelo é a estimação dos parâmetros.

3.5.2 Estimação dos Parâmetros

Na Regressão Linear, o método mais utilizado para a determinação do vetor de coeficientes é o Método dos Mínimos Quadrados (BM10). Porém, quando esse método é aplicado a um modelo cuja variável resposta é categórica, os estimadores não possuem as mesmas propriedades estatísticas da Regressão Linear. Logo, o método de estimação de coeficientes mais aplicado à Regressão Logística é o de Estimadores de Máxima Verossimilhança.

Ainda de acordo com (BM10), o princípio da máxima verossimilhança afirma que deve-se escolher os valores dos coeficientes de tal forma que eles maximizem a probabilidade de se obter a instância que está sendo observada naquele instante. Assim, no caso em estudo, onde:

- Y_i são variáveis resposta independentes entre si e igualmente distribuídas.
- $\vec{X}_i$ é o vetor das covariáveis.
- A distribuição de $Y_i|\vec{X}_i$, ou seja, $P(Y_i = y_i|\vec{x}_i)$, é uma distribuição Bernoulli com probabilidade de sucesso de $\pi(x)$

Tem-se que:

$$P(Y_i = y_i|\vec{x}_i) = f(y_i|x_i) = (\pi(x_i))^{y_i}(1 - \pi(x_i))^{1-y_i}, \text{ com } y_i = 0,1 \text{ e } i = 1, 2, \dots, n.$$

Enquanto isso, a função de verossimilhança, $L(\vec{\beta}; \vec{x}_i)$, e seu logaritmo, $l(\vec{\beta}; \vec{x}_i)$, são, respectivamente:

$$L(\vec{\beta}; \vec{x}_i) = \prod_{i=1}^n f(y_i|x_i) = \prod_{i=1}^n (\pi(x_i))^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i}$$

$$l(\vec{\beta}; \vec{x}_i) = \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{e^{\vec{\beta}\vec{x}}}{1 + e^{\vec{\beta}\vec{x}}} \right) + (1 - y_i) \ln \left(1 - \frac{e^{\vec{\beta}\vec{x}}}{1 + e^{\vec{\beta}\vec{x}}} \right) \right]$$

Para se obter o valor de cada um dos coeficientes, basta maximizar a função de verossimilhança, ou seja, derivá-la com relação a cada um dos coeficientes, igualar os resultados a zero e resolver as equações. É nesse momento que a determinação dos coeficientes depende de métodos numéricos.

De acordo com (Mor08), as principais propriedades dos estimadores de máxima verossimilhança são:

- Não é nula a possibilidade desses valores estimados apresentarem alguma tendenciosidade que, todavia, pode ser eliminada com a multiplicação por uma constante apropriada.
- Essas estimativas possuem a propriedade das grandes amostras, ou seja, são assintóticas e sua aproximação pela distribuição Normal é boa. Disso, conclui-se que, se o tamanho da amostra for suficientemente grande, a estimativa será próxima do valor real do coeficiente.
- Dado que $\hat{H}$ é a estimativa de máxima verossimilhança de H , então $h(\hat{H})$ é a estimativa de máxima verossimilhança de uma função monótona contínua $h(H)$.

3.5.3 Seleção das Variáveis Explicativas

Quando o modelo considera mais de uma variável explicativa na tentativa de prever a existência da condição de interesse, é desejável conhecer o quanto cada uma dessas variáveis contribui na formação do valor resposta para, inclusive, retirar uma ou mais dessas variáveis explicativas do modelo caso a contribuição dela seja baixa ou até mesmo nula, buscando respeitar o princípio da parcimônia.

De acordo com (HL00), na técnica de Regressão Logística, essa tarefa é mais usualmente realizada através do Teste da Razão de Verossimilhança. Esse teste consiste em uma série de etapas que calculam a importância das variáveis, suportando a inclusão ou exclusão delas do modelo mediante uma regra bem definida. Em termos práticos, a importância das variáveis é traduzida por uma medida de significância estatística dos coeficientes $\vec{\beta}$ que acompanham essas variáveis na função resposta. No caso da Regressão Linear, devido ao fato dos erros serem normalmente distribuídos, é utilizado um teste F. Entretanto, os erros da Regressão Logística seguem a distribuição binomial, logo, como dito anteriormente, é feito o uso do Teste da Razão de Verossimilhança. Portanto, em cada etapa do teste, a variável mais importante será a que produzir uma maior alteração no logaritmo da verossimilhança em relação ao modelo que não contém a variável.

Dessa forma, o Teste da Razão de Verossimilhança é baseado na estatística *deviance*, expressa por:

$$D = -2 \log \left[\frac{\text{verossimilhança do modelo atual}}{\text{verossimilhança do modelo saturado}} \right]$$

Para estimar a significância de uma covariável, calcula-se os valores da estatística D para o modelo com e sem a variável desejada, obtendo-se, assim, a estatística G .

$$G = D(\text{modelo sem a covariável}) - D(\text{modelo com a covariável})$$

De outra forma,

$$G = -2\log \left[\frac{\text{verossimilhança sem a covariável}}{\text{verossimilhança com a covariável}} \right]$$

Apesar da existência de outros testes para verificar a significância das variáveis explicativas como, por exemplo, o *teste de Wald* e o *teste de Escore* (HL00), o teste mais recomendado na literatura é o da Razão de Verossimilhança. Ainda, para os modelos multivariados, existem métodos para a seleção de variáveis que se apóiam no teste da Razão de Verossimilhança, alguns deles são: *forward selection*, *backward selection* e o *stepwise selection*, este último será discutido a seguir.

3.5.4 O Método *Stepwise*

Suponhamos que haja um total de p variáveis independentes. O método começa com o ajuste do modelo que contém apenas o intercepto (β_0 na regressão logística) e uma avaliação do logaritmo de sua verossimilhança (L_0). A seguir, faz-se o ajuste para os p modelos que conterão apenas o intercepto mais cada uma das p variáveis e compara-se o logaritmo da verossimilhança de cada um desses modelos. Essa comparação é feita com o auxílio do valor-p da estatística G , sendo $G = L_0 - L_0^j$, onde j representa o número da iteração. Nessas condições, a variável mais importante será aquela para a qual a estatística G tiver o menor valor-p. Contudo, mesmo o menor valor-p não necessariamente significa que a variável correspondente será estatisticamente significativa, já que o menor valor-p pode ser maior que o nível de significância estabelecido para a modelagem. Dado isso, a boa escolha do valor para o nível de significância (p_e) é crucial para um bom resultado do método *stepwise*, sendo que (HL00) recomenda um valor dentro do intervalo compreendido entre 0,15 e 0,20. Enfim, o método prosseguirá se houver pelo menos uma variável cujo valor-p de G é menor que o nível de significância estabelecido. O valor do logaritmo da verossimilhança para essa variável será denominado L_e .

O passo seguinte inicia-se com o modelo contendo a variável de menor valor-p estatisticamente significativa. A partir daí, são ajustados $p - 1$ modelos contendo duas variáveis: essa proveniente do passo anterior e cada uma das outras $p - 1$ variáveis. Caso haja um modelo cujo valor-p de $G = L_e - L_{p-1}$ seja menor que o nível de significância estabelecido, mantém-se o modelo com duas variáveis (caso haja mais de um modelo, será mantido aquele cuja estatística G tenha o menor valor-p).

O próximo passo é iniciado com as duas variáveis, mas há a possibilidade que a inserção da segunda variável tenha feito a primeira variável perder seu efeito. Logo, é feita uma verificação com o método *backward elimination*. De forma geral, esse método é executado removendo-se variáveis incluídas em passos anteriores e ajustando-se o modelo para avaliar a importância da variável removida. A variável a ser removida é aquela que apresenta o maior valor-p, mas para avaliar se ela será realmente removida, define-se um segundo nível de significância (p_r) - que deve, obviamente, ser mais alto que o primeiro - e, caso o valor-p da variável seja maior que esse segundo nível de significância, ela será efetivamente removida. Dessa forma, o processo de inclusão de variáveis é chamado de *forward selection*. Assim, o método *stepwise* segue incluindo variáveis via *forward selection* e averiguando sua real aderência via *backward elimination*. O critério de parada do método se dá quando: (i) todas as p variáveis entraram no modelo ou (ii) quando todas as variáveis removidas do modelo têm valor-p menor que p_r e todas as variáveis não incluídas no modelo têm valores-p que excederam p_e .

3.5.5 Multicolinearidade e Fator de Inflação de Variância

Ao se aplicar modelos de regressão, em particular a regressão logística, um ponto de atenção é existência de relações de dependência entre as variáveis preditoras (explicativas). Essas correlações podem ocorrer entre duas ou mais variáveis preditoras e o nome que se dá a esse último caso é *multicolinearidade* (HL00). Conceitualmente, o fato de duas ou mais variáveis explicativas terem alta dependência entre si dificulta a obtenção de boas estimativas dos efeitos distintos que cada uma dessas variáveis tem sobre a variável resposta. Além disso, os coeficientes estimados se tornam mais instáveis. Como consequência, o erro padrão associado aos coeficientes aumenta e as variáveis explicativas que individualmente teriam um baixo efeito sobre a variável resposta passam, em grupo, a ter um efeito considerável (HL00). Dado esse cenário, a avaliação do grau de multicolinearidade entre as variáveis preditoras e a determinação do impacto desse fenômeno nos resultados do modelo é um passo importante da modelagem.

Um método formal e muito utilizado para detectar multicolinearidade é o *Variance Inflation Factor - VIF* ou *Fator de Inflação de Variância*. Esse fator, compreendido entre 0 e 1, mensura quanto das variâncias dos coeficientes estimados na regressão é distorcido quando comparados às variáveis preditoras que não são correlacionadas. Como discutido em (All99), quanto maior o valor da medida VIF, maior o grau de multicolinearidade. Uma outra medida, chamada *Tolerância* é recíproca à medida VIF. Logo, quanto menor o valor da tolerância, maior o grau de multicolinearidade. Como medida prática, (All99) menciona preocupação para valores de tolerância menores que 0,40.

3.6 Análise Sensível ao Custo

É possível que o classificador cometa erros ao classificar as instâncias submetidas a ele. Dependendo do domínio do problema, há mais um agravante: os erros podem ter custos diferentes. Por exemplo, na detecção de fraudes em transações de cartões, se o classificador diz que uma transação é fraudulenta, mas, na realidade, ela é legítima, houve um erro do tipo *falso-positivo*. Em suma, o custo do *falso-positivo* é o custo de oportunidade de barrar uma transação que aconteceria sem problemas e, caso a transação negada pelo sistema antifraude seja derivada para a análise manual de um recurso humano, há também o custo operacional de utilizar o recurso desnecessariamente. Agora, se o classificador afirma que a transação é legítima, mas, na realidade, ela é fraudulenta, houve um erro do tipo *falso-negativo*. Em suma, o custo do *falso-negativo* é o próprio *chargeback*. Há um consenso dos especialistas no domínio que o *falso-negativo* pode custar até cem vezes o *falso-positivo* (GWdL08a).

Portanto, é interessante que essa diferença nos custos dos erros de classificação seja considerada pelo classificador. A Análise Sensível ao Custo, apresentada em (Elk01), é uma técnica que tem por objetivo instruir o classificador a tomar decisões sobre a classificação das instâncias considerando diferenças nos custos dos erros de classificação. Ainda de acordo com (Elk01), a essência da Análise Sensível ao Custo é de que pode ser ótimo do ponto de vista do custo classificar uma instância como positiva em casos em que isso seja menos provável. Ainda, o texto propõe que a Análise Sensível ao Custo pode ser efetuada utilizando-se uma entre duas opções: (i) na iminência da classificação, com a consideração de uma matriz de custos e de probabilidades associadas a ela; e (ii) durante o treinamento do classificador, através da alteração da proporção das instâncias positivas e/ou negativas da amostras.

Ao se utilizar a primeira opção, deve-se construir uma matriz de confusão que descreva os custos de se fazer a atribuição das classes às amostras. Por convenção, cada uma das linhas da matriz contém cada classe passível de ser atribuída às instâncias pelo classificador,

enquanto cada coluna contém cada classe à qual as amostras efetivamente pertencem. A Tabela 3.2 contém uma matriz de benefícios ilustrativa, nela, x é o montante financeiro da transação.

	Fraudulenta (\$)	Legítima (\$)
Negada (por suspeita)	20	-20
Aprovada	-x	0,02x

Tabela 3.2: Um exemplo de matriz de benefícios.

O texto também faz algumas recomendações de como construir uma matriz coerente, como, por exemplo: os valores contidos em uma linha não devem ser sempre maiores ou menores que os da outra linha, pois, caso isso aconteça, o classificador sempre atribuirá apenas a classe menos custosa às amostras e a matriz deve ser encarada como uma matriz de benefícios e não de custos.

Já para o uso da opção do rebalanceamento das amostras do conjunto de treinamento, o texto fornece um teorema que ajuda a calcular o fator de multiplicação das instâncias negativas. Para compreender o cálculo desse fator, é necessário considerar que ao se utilizar métodos estatísticos em tarefas de classificação, a probabilidade retornada pelo método estatístico é confrontada com determinado limiar e, caso a probabilidade retornada pelo método seja maior que esse limiar, a amostra é classificada como *positiva*. Caso contrário, ela é classificada como *negativa*. No caso mais comum, esse limiar é igual a 0,5. Assim, caso a probabilidade retornada pelo método estatístico seja maior que 0,5, a amostra é tida como *positiva*. Caso essa probabilidade seja menor que 0,5, a amostra é tida como *negativa*. Além disso, o teorema não sugere qual a metodologia deve ser utilizada para fazer esse rebalanceamento, mas cita como opções: sobreamostragem, subamostragem ou ponderação.

Teorema: Para fazer com que um limiar de probabilidade alvo, p^* , corresponda a um limiar de probabilidade dado, p_0 , o número de instâncias negativas no conjunto de treinamento deve ser multiplicado por um fator tal que:

$$\frac{p^*}{1 - p^*} \cdot \frac{1 - p_0}{p_0}$$

onde:

- p_0 : é um limiar de referência comumente adotado quando a classificação não é baseada em análise sensível aos custos.
- p^* : é o limiar ótimo para uma tomada de decisão baseada em custos de erros diferentes. Ele deve ser calculado segundo a fórmula:

$$p^* = \frac{C_{FP} - C_{VN}}{C_{FP} - C_{VN} + C_{FN} - C_{VP}}$$

- C_{FP} : custo associado ao erro de classificação do tipo falso-positivo.
- C_{VN} : custo associado ao acerto de classificação do tipo verdadeiro-negativo.
- C_{FN} : custo associado ao erro de classificação do tipo falso-negativo.
- C_{VP} : custo associado ao acerto de classificação do tipo verdadeiro-positivo.

3.7 Desafios Presentes em Aprendizagem de Máquina

Os problemas que a área de Aprendizagem de Máquina estuda para propor soluções carregam dificuldades inerentes, seja do ponto de vista dos dados de entrada, seja para definir como se representa o conceito de interesse. Além disso, é interessante compreender algumas peculiaridades intrínsecas aos próprios métodos de classificação. Sendo assim, durante as próximas seções, o texto trata dessas dificuldades e peculiaridades visando um maior domínio teórico e, conseqüentemente, um alinhamento mais ajustado das expectativas para o experimento.

3.7.1 Ruídos e Dados Ausentes

É dito que o conjunto de dados possui ruídos em duas situações: (i) o valor para um ou mais atributos de uma ou mais instâncias foi erroneamente medido ou atribuído e (ii) duas ou mais instâncias possuem os mesmos valores para cada um de seus atributos, mas pertencem a classes diferentes. Quando os dados estão estruturados em forma de matriz ou tabela, a situação (ii) pode ser ilustrada por duas ou mais linhas que somente se diferem pelo valor das classes.

Enquanto isso, para uma ou mais instâncias, um dado é denominado *ausente* se o valor de um atributo não foi medido ou atribuído. Esse evento pode resultar em uma má seleção das características, sendo prejudicial para o resultado final do modelo.

Durante o tratamento dos dados e do desenvolvimento do modelo, é altamente recomendável identificar esses problemas com os dados e praticar estratégias para contorná-los.

3.7.2 Maldição da Dimensionalidade

O aumento do volume de dados não se refere apenas à quantidade de registros coletados ao longo do tempo, mas também ao número de atributos, ou características, coletados para cada um desses registros. O número de características que cada um dos registros possui é definido como a dimensionalidade do conjunto de dados. Logo, a maldição da dimensionalidade (TSK05) pode ser entendida como o aumento significativo da dificuldade em analisar os dados causado pelo aumento do espaço de busca que cresce exponencialmente com a dimensionalidade do conjunto de dados.

Assim, os dados ficam mais dispersos no espaço quando a dimensionalidade aumenta. Ademais, espaços de alta dimensionalidade possuem propriedades geométricas contra-intuitivas e diferentes daquelas observadas em espaços de duas ou três dimensões e as ferramentas de análise de dados, em sua maioria, são desenvolvidas considerando as propriedades intuitivas dos espaços de duas ou três dimensões, o que dificulta a análise de conjuntos de dados de alta dimensionalidade.

3.7.3 *Overfitting* e *Underfitting*

Os fenômenos conhecidos como *overfitting* e *underfitting* são dois efeitos indesejados enfrentados em problemas de Aprendizagem de Máquina e estão relacionados à complexidade do modelo construído. O *overfitting* acontece quando um classificador se ajusta perfeitamente aos dados de treinamento, mas falha ao classificar instâncias desconhecidas. Ou seja, levando-se em consideração alguma medida de desempenho, verifica-se que o classificador apresenta taxas bastante altas de acerto para os dados de treinamento, mas taxas de acerto baixas para os dados de validação e teste. Por outro lado, quando o modelo é muito restritivo, ele não capta a essência do que se deseja representar e apresenta resultados ruins tanto para o

conjunto de treinamento quanto para o conjunto de testes. Nesse caso, diz-se que ele sofreu *underfitting*.

Um exemplo didático do fenômeno de *overfitting* apresentado em (Fla12) é o do aluno que se prepara para uma prova decorando exatamente um conjunto de exercícios e respostas de um livro-texto sobre determinado assunto, mas que vai mal na prova, pois o professor cobra exercícios diferentes sobre o mesmo assunto.

Ao discutir o *overfitting*, (TSK05) argumenta que o erro de treinamento pode ser maior com o aumento da complexidade do modelo. Por exemplo, o antecedente das regras de associação poderia conter uma quantidade de itens suficiente para que o conjunto de regras seja perfeitamente apropriado aos dados de treinamento. Com essa medida, apesar do conjunto de regras se tornar extremamente complexo, o erro de treinamento seria zero, mas é provável que o erro de teste seja alto, pois existiriam regras que teriam captado ruídos presentes no conjunto de treinamento. Assim, tais regras degradariam o conjunto, diminuindo seu poder de generalização.

Duas causas comuns de *overfitting* são: (i) a presença de ruídos e (ii) a falta de uma quantidade suficiente de instâncias para treinamento do modelo.

3.7.4 Variância e Viés

Do ponto de vista matemático, os classificadores podem ser vistos como funções que têm o papel de estimar o mapeamento correto das variáveis de entrada, ou atributos, para o conjunto de classes. Aliado a isso, tem-se a natureza aleatória dos dados de entrada. Logo, o resultado da função de estimação pode ser caracterizado como uma variável aleatória governada por uma distribuição de probabilidade.

Nesse contexto, como mostra (FF97), a variância da função de estimação pode ser interpretada como a sensibilidade dessa função aos dados de treinamento, ou seja, quanto menor a variância, menos a função será instável à mudanças dos dados. Por sua vez, o viés reflete a sensibilidade não da função de estimação, mas sim da função-alvo, e pode ser interpretado como uma medida de quão bem a função de estimação se aproxima da função-alvo, pelo fato de que quanto menor o viés, mais a função de estimação se aproxima da função-alvo.

Do exposto acima, conclui-se que é desejável obter baixos valores tanto para a variância quanto para o viés. Entretanto, para se diminuir o viés, deve-se dispor de mais registros de treinamento, o que, por sua vez, aumenta a variância. Portanto, há um *trade-off* entre o viés e a variância.

3.7.5 Classes Desbalanceadas

Segundo (GdLM10), um conjunto de dados é perfeitamente balanceado quando cada uma das n classes possui $100/n\%$ das instâncias do conjunto. Se a representatividade de uma ou mais classes difere significativamente das outras, esse conjunto de dados é denominado desbalanceado. Esse é o caso da detecção de fraudes em transações de cartões, pois diariamente há milhares de transações legítimas, mas apenas poucas fraudes.

Estudos apresentados em (CS98) mostram que a distribuição das classes no conjunto de treinamento podem afetar o desempenho do classificador. Disso, o texto sugere que não é recomendável manter a distribuição natural das amostras para o caso de classes desbalanceadas.

3.8 Avaliação de Desempenho

Em praticamente toda tarefa de modelagem, somente criar o modelo e confrontá-lo com novos dados não é suficiente, pois é desejável avaliar a aderência do modelo ao fenômeno que ele pretende descrever. Para julgar se essa aderência se encontra dentro de padrões aceitáveis, é necessário calcular e avaliar métricas de desempenho. Há, na literatura, diversas métricas de avaliação de desempenho passíveis de serem consideradas na classificação de transações de cartões. Entretanto, em termos práticos, no momento em que a transação acontece e a classificação é feita, é difícil determinar se a classificação foi correta. Portanto, algumas métricas descritas são utilizadas na fase de treinamento e teste e outras na fase de produção do classificador.

3.8.1 Razão de Chances

Quando se executa a etapa de seleção de características, é interessante verificar qual o poder de discriminação cada característica tem, ou seja, o quanto os valores de determinada característica conseguem segmentar uma classe das outras (MNPL09). Assim, a razão de chances é definida como a razão entre a chance de um evento ocorrer em um grupo e a chance de ocorrer em outro grupo. Logo, se a probabilidade do evento ocorrer no primeiro grupo for p_1 , e no segundo grupo for p_2 , então, a razão de chances é calculada por:

$$RC = \frac{p_1(1 - p_2)}{p_2(1 - p_1)}$$

3.8.2 Precisão e Cobertura

Conforme discutido na seção *Análise Sensível ao Custo*, é possível extrair a seguinte tabela de uma tarefa de classificação:

	Realmente Fraudulenta	Realmente Legítima
Classificada como fraudulenta	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
Classificada como legítima	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Tabela 3.3: Tabela descritiva dos erros e acertos da classificação.

Da tabela acima, é possível extrair algumas métricas de avaliação de desempenho:

Precisão: é a razão entre as transações corretamente classificadas como fraudulentas e todas as transações classificadas como fraudulentas, ou seja, $VP / (VP + FP)$.

Cobertura ou Sensibilidade: é a razão entre as transações corretamente classificadas como fraudulentas e todas as transações fraudulentas, ou seja, $VP / (VP + FN)$.

Especificidade (Taxa de Verdadeiro-Negativo): é a razão entre as transações corretamente classificadas como legítimas e todas as transações realmente legítimas, ou seja, $VN / (VN + FP)$.

Acurácia: é a razão entre a quantidade de casos corretamente classificados pelo modelo e todos os casos que passaram pelo classificador, ou seja, $(VP + VN) / (VP + VN + FP + FN)$.

Medida F: é a média harmônica entre a precisão (P) e a cobertura (C), ou seja,

$$(2 * P * C) / (P + C)$$

3.8.3 Taxa de Negação

Após o classificador ser treinado e testado, ele é implementado no ambiente de produção das empresas. A partir daí, as transações rotuladas como fraudulentas pelo classificador são negadas, e como as empresas, por razões históricas, não repassam para o comprador a informação de que determinada transação dele foi negada por suspeita de ser fraudulenta, em termos práticos, dificilmente se saberá se um falso-positivo ocorreu. Portanto, uma métrica de desempenho utilizada pelo mercado é a taxa de negação.

Taxa de negação: razão entre a quantidade de transações negadas por suspeita de fraude e o total de transações classificadas.

Idealmente, a taxa de negação deve ser baixa, pois, caso ela seja alta, há uma maior probabilidade do classificador ter um alto índice de falsos-positivos e, como consequência, os estabelecimentos deixam de realizar boas vendas e têm maiores custos operacionais. A taxa de aprovação, complemento da taxa de negação, também é frequentemente utilizada.

3.8.4 Índice de *Chargeback*

Outra métrica de alta utilização pelas empresas é o índice de *chargeback*. Esse indicador pode ser tratado como a versão prática e monetária do falso-negativo, pois quando uma transação fraudulenta é erroneamente rotulada pelo classificador como legítima e é aprovada, ela acarreta em uma fraude que será envolvida em uma disputa de *chargeback*. Idealmente, esse indicador deve ter um valor baixo.

Índice de *chargeback*: razão entre o volume financeiro envolvido em *chargeback* e o faturamento total do estabelecimento no período.

3.8.5 Área sob a curva ROC

O termo *ROC*, acrônimo de *Receiver Operating Characteristic*, tem suas raízes na área de Detecção de Sinais e é usado para designar a relação entre taxa de acerto e a taxa de falsos alarmes em um canal com ruídos. Sendo assim, a curva ROC é um gráfico no qual o eixo das ordenadas é dado pelo índice de verdadeiros positivos, enquanto o eixo das abcissas é dado pelo índice de falsos positivos. Logo, a área sob essa curva (AROC) é tida como uma medida de qualidade do classificador, pois quanto maior a área, melhor o desempenho do classificador. A Tabela 3.4, extraída de extraída de (HL00), fornece um mapa para, através do valor da AROC, definir o poder de classificação de um modelo.

Valor AROC	Poder de Classificação
AROC = 0,5	Não há
$0,7 \leq \text{AROC} < 0,8$	Aceitável
$0,8 \leq \text{AROC} < 0,9$	Muito bom
$\text{AROC} \geq 0,9$	Excelente

Tabela 3.4: Poder de classificação de um modelo dado pela AROC.

Um ponto levantado no uso da métrica AROC é sobre os classificadores que atingem valores muito altos para essa métrica, ou seja, têm, segundo ela, poder de classificação excelente. Quando um classificador atinge esse patamar de resultado, tem-se que aprofundar as análises - e buscar novas métricas e validações - para verificar se o classificador não foi acometido da *Maldição da Dimensionalidade* ou sofreu *overfitting*.

3.9 A metodologia CRISP-DM (*CRoss Industry Standard Process for Data Mining*)

A metodologia CRISP-DM (*CRoss Industry Standard Process for Data Mining*), (Wir00), é a resultante de um esforço conjunto entre as empresas DaimlerChrysler, NCR e SPSS para produzir um processo padrão não proprietário, independente de indústria e livremente disponível para orientar o planejamento e a execução de projetos de mineração de dados. Dessa forma, a metodologia consiste em um conjunto de tarefas descritas em quatro níveis de abstração: fase, tarefa genérica, tarefa especializada e instância de processo. O documento que descreve a metodologia é composto de duas partes: um modelo de referência e um guia de usuário. Ambos são subdivididos em seis fases: compreensão do negócio, compreensão dos dados, preparação dos dados, modelagem, avaliação e implementação. O modelo de referência apresenta uma visão geral das fases de um projeto de mineração de dados, suas atividades e *outputs*. O guia de usuário, por sua vez, trata cada fase mais detalhadamente, inclusive, discutindo dicas e macetes práticos comuns a diferentes projetos.

A Figura 3.4 ilustra as diferentes fases propostas na metodologia e as interações entre elas. Essas fases estão no primeiro nível de abstração proposto pela metodologia.

Figura 3.4: A interação e interdependência entre as fases do CRISP-DM. Fonte: (Wir00)

De forma resumida, cada uma das fases do CRISP-DM é caracterizada por:

- A fase de compreensão do negócio (*business understanding*) tem a finalidade de entender os objetivos e requisitos do negócio e, além disso, mapear esses requisitos em conceitos de mineração de dados. Dessa forma, o problema pode ser tratado com a utilização de ferramentas conceituais e práticas de mineração de dados.

- Na fase de compreensão dos dados (*data understanding*) faz-se a coleta dos dados e algumas primeiras análises para aumentar a familiaridade do profissional com esses dados. É possível também que essas análises resultem na detecção de problemas com a qualidade do material.
- A preparação dos dados (*data preparation*) consiste em produzir, a partir dos dados iniciais - ou brutos -, o conjunto de dados que efetivamente servirá de base para a modelagem.
- A fase de modelagem (*modeling*) é aquela na qual a técnica de modelagem de dados definida pelo profissional é aplicada aos dados e seus parâmetros são calibrados para que se atinja patamares ótimos.
- Na etapa de avaliação de desempenho (*evaluation*), uma ou mais métricas de desempenho do modelo construído são coletadas e avaliadas. Assim, é possível concluir se as expectativas prévias sobre o modelo se confirmaram na prática. Além disso, é uma boa medida revisar as etapas executadas para garantir a correção e idoneidade do modelo.
- A implantação (*deployment*) é fase na qual o modelo é implementado nos sistemas de produção.

No segundo nível de abstração, o processo de mineração de dados é formado pelas *tarefas genéricas*, pois esse segundo nível precisa ser generalista o bastante para cobrir todas as situações de mineração de dados possíveis. A Figura 3.5 apresenta as tarefas genéricas de cada fase e suas saídas sugeridas.

Compreensão do Negócio	Compreensão dos Dados	Preparação dos Dados	Modelagem	Avaliação de Desempenho	Implantação
Determinar os objetivos de negócio <i>Listagem dos objetivos de negócio</i> <i>Crítérios de sucesso de negócio</i>	Coletar os dados <i>Relatório de coleta dos dados</i>	Selecionar os dados <i>Listagem com motivos de inclusões e exclusões dos dados</i>	Selecionar as técnicas de modelagem <i>Técnica de modelagem</i> <i>Premissas da técnica de modelagem</i>	Avaliar os resultados <i>Avaliação dos resultados da mineração de dados de acordo com os critérios de sucesso do negócio</i> <i>Modelos aprovados</i>	Planejar a implantação <i>Plano de implantação</i>
Avaliar a situação <i>Inventário de recursos, requisitos, premissas e restrições</i> <i>Riscos e contingências</i> <i>Dicionários de termos</i> <i>Custos e benefícios</i>	Descrver os dados <i>Relatório de descrição dos dados</i>	Limpar os dados <i>Relatório de limpeza dos dados</i>	Gerar design de testes <i>Design de testes</i>	Revisar o processo <i>Revisão dos processos</i>	Planejar a monitoração e a manutenção <i>Plano de monitoração e manutenção</i>
Determinar os objetivos da mineração de dados <i>Objetivos da mineração de dados</i> <i>Crítérios de sucesso da mineração de dados</i>	Explorar os dados <i>Relatório de exploração dos dados</i>	Construir os dados <i>Registro das variáveis derivadas criadas</i>	Construir o modelo <i>Configuração de parâmetros do modelo</i> <i>Descrição do modelo</i>	Determinar os próximos passos <i>Lista de possíveis ações</i>	Produzir relatório final <i>Relatório final</i> <i>Apresentação final</i>
Produzir plano de projeto <i>Plano de projetos</i> <i>Avaliação inicial de técnicas e ferramentas</i>	Verificar a qualidade dos dados <i>Relatório de qualidade dos dados</i>	Integrar os dados <i>Registro de integração dos dados</i>	Avaliar o modelo <i>Avaliação do modelo</i> <i>Configuração de Parâmetros revisada</i>		Revisar o projeto <i>Documento de lições aprendidas</i>
		Formatar os dados <i>Registro de formatação dos dados</i>			
		Conjunto de dados <i>Descrição do conjunto de dados</i>			

Figura 3.5: Fases, tarefas genéricas (*negrito*) e saídas sugeridas (*itálico*) do CRISP-DM. Fonte: (Wir00)

Dessa forma, a metodologia segue descrevendo os detalhes de como conduzir um projeto de mineração de dados para que ele seja bem sucedido e, ao seu final, haja consistência entre os objetivos desejados e os realizados, além de dotar o projeto de uma documentação que facilite seu entendimento, manutenção e uso futuro.

Capítulo 4

Experimento e Metodologia

Ao longo desse capítulo, a parte experimental do trabalho é discutida. Com o intuito de completar o experimento de forma bem sucedida, foi necessário compreender e definir as atividades constituintes do projeto. A metodologia CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) pretende descrever, conceitualmente, as fases que compõem um projeto de mineração de dados e foi utilizada como um guia no trabalho. Assim, as etapas do projeto serão detalhadas e discutidas à luz dessa metodologia.

4.1 Introdução

Previamente à explanação da parte experimental do projeto, fez-se a reunião e a exposição na Tabela 4.1 das atividades realizadas ao longo dessa fase do trabalho. Logo, nas seções seguintes será feito um detalhamento de cada uma dessas atividades.

-
-
1. Preparar banco de dados
 - 1.1. Analisar banco de dados original e selecionar tabelas e campos;
 - 1.2. Aplicar filtros e criar variáveis derivadas;
 - 1.3. Obter base final para a modelagem;
 2. Realizar análise descritiva dos dados e selecionar características de interesse
 3. Obter amostra dos dados
 - 3.1 Segmentar parte da amostra para treinamento dos classificadores;
 - 3.2 Segmentar parte da amostra para validação dos classificadores;
 4. Aplicar algoritmo *FP-Growth* para obter as regras de associação
 - 4.1 Analisar a razão de chances das regras;
 - 4.2 Analisar os grupos de confiança;
 - 4.3 Analisar a distância semântica entre as regras;
 - 4.4 Construir conjuntos de regras diferentes para realizar análise comparativa;
 5. Realizar modelagem de regressão logística
 - 5.1 Preparar os dados;
 - 5.2 Ajustar os modelos;
 - 5.3 Definir os limiares de classificação;
 - 5.4 Validar os modelos;
 - 5.5 Avaliar e comparar os indicadores de desempenho;
 6. Extrair conclusões do trabalho
-
-

Tabela 4.1: Atividades desenvolvidas ao longo do trabalho.

4.2 Compreensão do Negócio

A fase de compreensão do negócio foi realizada com a colaboração de profissionais experientes no mercado de cartões e especialistas na detecção de fraudes. Ela consistiu em entender o mercado de cartões, as fraudes desse mercado, a importância de combatê-las e as técnicas utilizadas nessa tarefa.

Mais especificamente, ao se acompanhar e estudar, na prática, as técnicas de detecção de fraudes no mercado de cartões, percebeu-se a intensa dependência que essa atividade têm dos especialistas de domínio e a oportunidade de se aplicar o método proposto nesse trabalho que, em suma, tem seus principais pontos em: (i) modelar a detecção de fraudes nas transações de cartões como um problema de classificação, (ii) enxergar a oportunidade de utilizar a técnica de regras de associação para minerar as regras e a regressão logística para fornecer a ponderação dessas regras e (iii) considerar a diferença de custos nos erros de classificação e aplicar a técnica de análise sensível ao custo para abordar essa característica. Em certa medida, os resultados da fase de compreensão do negócio foram discutidos no segundo capítulo dessa dissertação.

4.3 Compreensão e Preparação dos Dados

4.3.1 Equipamentos

Como o volume de dados utilizado no experimento é consideravelmente alto, a disponibilização de um equipamento composto de sistemas de *hardware* e *software* robustos é um ponto crucial para que o trabalho seja bem sucedido. Sendo assim, anteriormente à exposição das fases de compreensão e preparação dos dados, é válido descrever o equipamento no qual o trabalho foi realizado.

A empresa fornecedora dos dados disponibilizou um servidor, cujos acessos foram feitos remotamente, de configuração: processador *Intel® E520 quad-core 2.4GHz*, com 16 GB de RAM que roda um sistema operacional *Windows 7 de 64 bits*. Enquanto isso, o sistema de *software* definido consiste em um Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGBD) *MySQL-Front* versão 5.3, (MF15); na linguagem de programação *Python*, em sua versão 3.2 de 32 bits, (Pyt15), amplamente utilizada pela comunidade científica-acadêmica e reconhecida por sua adaptabilidade, extensão e eficiência. Sobre a instalação padrão do *Python 3.2*, foi feita a inclusão das bibliotecas: *NumPy 1.8.1 rc*, *SciPy 0.13.3* e *Pandas 0.13.1*, especializadas em manipulação matricial de dados e computação científica; *Matplotlib 1.2.0* para a visualização de gráficos; o uso da implementação *Python* do algoritmo *FP-Growth* discutida em (Har12), sendo que foi necessário migrar a implementação feita na versão 2.X do *Python* para a versão 3.2. Além disso, para executar o algoritmo de regressão e outras análises estatísticas, foi utilizado o *SAS Enterprise Guide 5.1*.

4.3.2 Dados

Para que fosse possível acessar os dados seguindo os padrões de segurança estabelecidos no *PCI-DSS*, foi assinado um acordo de não divulgação (*NDA - Non Disclosure Agreement*). Com a possibilidade de acesso aos dados, foi feito um extenso trabalho de análise do banco de dados original. Esse trabalho foi conduzido conjuntamente com Fidel Beraldi, também aluno do curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do IME-USP. Nas palavras do próprio Fidel, encontradas em (Ber14), o escopo da dissertação dele pode ser resumido da seguinte forma:

"Como os fraudadores se adaptam rapidamente às medidas de prevenção, os modelos estatísticos para detecção de fraudes precisam ser adaptáveis e flexíveis para evoluir ao longo do tempo de maneira dinâmica. O método chamado Dynamic Model Averaging (DMA), ou Ponderação Dinâmica de Modelos implementa um processo de atualização contínuo ao longo do tempo. Nesta dissertação, desenvolvemos modelos DMA no espaço de transações eletrônicas oriundas do comércio eletrônico que incorporem as tendências e características de fraudes em cada período de análise. Também desenvolvemos modelos de regressão logística clássica com o objetivo de comparar as performances no processo de detecção de fraude."

Por sua vez, o trabalho de análise do banco de dados original consistiu nas seguintes fases:

1. **Análise prévia do banco de dados original e seleção de tabelas e campos:** a primeira atividade constituiu em analisar o banco de dados original, verificar quais campos e tabelas estavam dentro do escopo de interesse do trabalho e criar uma réplica dessas tabelas e campos para não precisar acessar a estrutura original frequentemente. Essa análise foi feita conjuntamente com os especialistas no domínio da empresa e resultou em 28 tabelas e 354 campos.
2. **Aplicação de filtros e criação das variáveis derivadas:** os filtros para selecionar o espaço de datas definido e as variáveis específicas foram aplicados. Além disso, foi feita a codificação para criação das variáveis derivadas, que estão detalhadas a seguir.
3. **Base final para a modelagem:** por fim, a base foi separada entre amostra de treinamento e amostra de validação e os registros foram aleatorizados.

Após esse trabalho prévio, o conjunto de dados passou a ter as seguintes características: os dados são provenientes de transações de cartões realizadas entre julho/2009 e janeiro/2014, foram selecionadas 43 variáveis originais e nele há 7.716.091 transações aprovadas (as transações negadas foram suprimidas) pelos emissores, contendo 22.615 fraudes. A listagem a seguir detalha as variáveis originais disponíveis.

1. Identificador da transação;
2. Data da transação;
3. Hora da transação;
4. IP Público do dispositivo no qual a transação foi realizada;
5. País do provedor para qual o IP está licenciado;
6. Estado do provedor para qual o IP está licenciado;
7. Cidade do provedor para qual o IP está licenciado;
8. Provedor para qual o IP está licenciado;
9. Valor da transação;
10. *Status* atual da transação na empresa detentora dos dados;
11. Meio de pagamento utilizado;

12. Quantidade de parcelas em que a transação foi dividida;
13. BIN do cartão (6 primeiros dígitos - identificador do emissor);
14. Quatro últimos dígitos do cartão;
15. Data de validade do cartão;
16. Canal no qual a transação foi realizada;
17. Classe da transação (fraude/legítima);
18. Classe da transação (*chargeback* por desacordo/legítima);
19. Tipo do comprador;
20. Nome do comprador;
21. Email do comprador;
22. Identificador do comprador;
23. CEP do endereço de entrega do comprador;
24. Número do endereço de entrega do comprador;
25. Estado do endereço de entrega do comprador;
26. Telefone do comprador;
27. Nome de usuário do comprador;
28. Data de nascimento do comprador;
29. Data da filiação do comprador na empresa detentora dos dados;
30. Sinalização de verificação do CPF do comprador em *bureaus* especializados;
31. Detalhes do tipo do comprador;
32. Nome do titular do cartão;
33. Data de nascimento do titular do cartão;
34. CPF do titular do cartão;
35. Telefone do titular do cartão;
36. Identificador do estabelecimento;
37. Nome do proprietário do estabelecimento;
38. Tipo do estabelecimento;
39. CNPJ do estabelecimento;
40. *Status* atual do estabelecimento na empresa detentora dos dados;
41. Nome do estabelecimento;
42. Tipo do serviço utilizado pelo estabelecimento na empresa detentora dos dados;
43. Data da filiação do estabelecimento na empresa detentora dos dados.

Variáveis Independentes Derivadas

Além dessas variáveis, durante o processo de preparação dos dados foram criadas 37 variáveis derivadas que se juntaram às outras 43 variáveis originais. Logo, o conjunto final de variáveis contém 80 variáveis. As variáveis independentes derivadas criadas são:

1. **Dia da Semana da Transação:** foi obtido o dia da semana correspondente à data da transação.
2. **Período da Transação:** através do horário da transação, registramos se a transação ocorreu pela manhã, tarde, noite ou madrugada.
3. **Categoria Valor da Transação:** os valores da transação foram categorizados conforme o nível de risco de transações fraudulentas.
4. **Número de Parcelas da Transação:** número de parcelas escolhido pelo comprador.
5. **Categoria do BIN:** o BIN do cartão foi classificado em grupos de acordo com o índice de fraude da quantidade das transações em pontos base - basis points - ($\#Fraudes / \#Transações \times 10.000$).
6. **Tempo de Validade do Cartão:** diferença entre data de expiração do cartão e data da transação.
7. **Ticket Médio do Estabelecimento:** soma dos valores das transações dividida pela quantidade de transações.
8. **Valor da Transação Maior que Ticket Médio:** verifica se o valor da transação é maior que o valor do ticket médio das transações do estabelecimento.
9. **Percentil 95 da Transação:** verifica se o valor da transação é maior que o valor do percentil 95 das transações do estabelecimento.
10. **Limite Superior da Transação:** é o valor do ticket médio somado a três vezes o desvio padrão dividido pela raiz quadrada da quantidade de transações no período especificado do estabelecimento.
11. **Diferença Valor Transação e Ticket Médio:** diferença do valor da transação e o ticket médio do estabelecimento agrupados em categorias.
12. **Diferença Valor Transação e Percentil 95:** diferença do valor da transação e o percentil 95 do estabelecimento agrupados em categorias.
13. **Diferença Valor Transação e Limite Superior:** diferença do valor da transação e limite superior do estabelecimento agrupados em categorias.
14. **Tempo de Filiação do Comprador:** obtido pelo cálculo da diferença entre a data da transação e a data de filiação do comprador em dias.
15. **Idade do Comprador:** obtido pelo cálculo da diferença entre a data da transação e data de nascimento do comprador em anos.
16. **Estado Comprador:** os estados nos quais estavam localizados os compradores no momento da transação foram padronizados para evitar erros previsíveis de categorização, como, por exemplo, "SP" e "São Paulo" serem classificados em categorias distintas. Dessa maneira, temos 27 estados e uma categoria "NA" para dados faltantes.

17. **Estado do CPF do Comprador:** estado de emissão do CPF do comprador obtido pela verificação do nono dígito do número de CPF.
18. **Estado do Telefone do Comprador:** estado de registro do número de telefone informado pelo comprador e identificado pelos dois dígitos do número de telefone conforme tabela do DDD (discagem direta à distância) de cada cidade ou região.
19. **Região do CEP:** região a que pertence o CEP informado pelo comprador, obtido pela verificação do primeiro dígito do número que compõe o CEP.
20. **Subregião do CEP:** subregião a que pertence o CEP informado pelo comprador, obtido pela verificação do segundo dígito do número que compõe o CEP.
21. **Setor do CEP:** setor a que pertence o CEP informado pelo comprador, obtido pela verificação do terceiro dígito do número que compõe o CEP.
22. **Tamanho do E-mail:** número de caracteres do e-mail usado na compra.
23. **Domínio do E-mail:** domínio do e-mail utilizado pelo comprador.
24. **Tamanho do E-mail Categorizado:** tamanho do e-mail agrupado em categorias.
25. **Idade do Titular do Cartão**
26. **Idade do Titular do Cartão Categorizado**
27. **Estado do CPF do Titular do Cartão**
28. **Estado do Telefone do Titular do Cartão**
29. **Tempo de Filiação do Estabelecimento por Período:** obtido pelo cálculo da diferença entre a data da transação e a data de filiação do estabelecimento e categorizado em períodos mensais.
30. **Tempo de Filiação do Estabelecimento em Dias:** diferença entre a data da transação e a data de filiação do estabelecimento em dias agrupados em categorias.
31. **Comparação CPF:** comparação do CPF do comprador e do titular do cartão.
32. **Comparação Datas de Nascimento:** comparação entre as datas de nascimento do comprador e do titular do cartão.
33. **Comparação Diferença Datas de Nascimento:** diferença entre a data de nascimento do comprador e do titular do cartão em meses.
34. **Comparação Telefone:** comparação do telefone do comprador e do titular do cartão.
35. **Comparação Telefone e CEP:** verifica se o telefone e CEP informados pelo comprador estão na mesma região.
36. **Comparação Telefone e CPF:** verifica se o telefone e CPF informados pelo comprador estão na mesma região.
37. **Comparação CEP e CPF:** verifica se o CEP e CPF informado pelo comprador estão na mesma região.

4.3.3 Análise Descritiva e Amostragem

A partir dessa coletânea de dados, seguiu-se com os processos de análise descritiva e amostragem para compreender os dados em maiores detalhes, definir quais valores específicos das variáveis seriam utilizados como entrada do algoritmo (*FP-Growth*) de mineração de regras - e, posterior e eventualmente, na regressão logística - e selecionar uma amostra que mantivesse a representatividade da população, mas tornasse a manipulação de dados factível.

Análise Descritiva

Nesse ponto, é bastante importante reiterar que o objetivo do trabalho é minerar regras de associação que mapeiem valores específicos (características) pertencentes ao domínio de cada variável às transações fraudulentas para que esses mapeamentos - ou regras mineradas - sejam incluídos como variáveis independentes do modelo de regressão logística. Em outras palavras, o objetivo não é que a variável *Categoria do Valor da Transação*, ilustrada na Tabela 4.2, com todos os valores de seu domínio sirva como variável independente no modelo de regressão logística, mas sim que, por exemplo, a característica "*200.00-499.99*" (sozinha ou acompanhada de outros valores específicos de outras variáveis) possa ser mapeada às transações fraudulentas e sirva como entrada do modelo de regressão logística. Aqui, define-se *característica* como um valor específico pertencente ao domínio de uma variável. Sendo assim, para cada uma das variáveis discutidas, foi montada uma tabela como a Tabela 4.2.

Valor da Característica	Trxs Fraudulentas (#)	Trxs Legítimas (#)	Trxs Geral (#)	Representatividade Fraudulentas	Representatividade Legítimas	Razão de Chances
0-9.99	99	326.438	326.537	0,44%	4,24%	0,10
10-49.99	5.585	2.746.747	2.752.332	24,70%	35,70%	0,69
50-99.99	3.540	1.339.320	1.342.860	15,65%	17,41%	0,90
100-199.99	5.591	1.913.739	1.919.330	24,72%	24,87%	0,99
200-499.99	5.645	1.147.613	1.153.258	24,96%	14,92%	1,67
500-999.99	1.410	153.760	155.170	6,23%	2,00%	3,12
1000+	745	65.859	66.604	3,29%	0,86%	3,85
Total geral	22.615	7.693.476	7.716.091	100,00%	100,00%	1,00

Tabela 4.2: Um exemplo de tabela criada durante a análise descritiva dos dados para as categorias da variável "valor da transação".

Logo, com esse objetivo em mente, foi criada uma heurística para definir quais características de cada variável serviriam como entrada do algoritmo *FP-Growth*. A heurística consiste nos seguintes critérios:

1. Caso a razão de chances estimada entre as fraudes e as legítimas seja maior que 1, a característica será uma das escolhidas. Isso porque, essa medida faz com que características mais relacionadas com transações fraudulentas do que com transações legítimas sejam consideradas no algoritmo *FP-Growth*. O objetivo desse critério é levar para o *FP-Growth* características que tenham alta confiança.
2. Caso a razão de chances estimada entre as fraudes e as legítimas seja maior ou igual a 0,90, mas a representatividade nas transações fraudulentas dessa característica seja relevante, a característica também será uma das escolhidas. Nesse critério, por *representatividade relevante* considera-se a característica que tenha representatividade percentual maior ou igual a $100/n$, onde n é a quantidade de elementos do domínio da variável. Como exemplo, a variável *Categoria do Valor da Transação* tem 7 elementos em seu domínio ("*0.00-9.99*", "*10.00-49.99*", "*50.00-99.99*", "*100.00-199.99*",

"200.00-499.99", "500.00-999.99" e "1000+"). Logo, a representatividade nas fraudes de uma característica será relevante se ela for maior ou igual a 14,29% (100/7). O objetivo desse critério é levar para o *FP-Growth* características que tenham confiança razoável, mas alto suporte no conjunto de transações fraudulentas.

Como exemplo de aderência ao primeiro critério, podemos citar a característica "200.00-499.99" da variável *Categoria do Valor da Transação*. A representatividade dessa característica nas transações fraudulentas é de 24,96%, ou seja, o valor da transação para 5.645 das 22.615 fraudes estava nessa faixa. Por sua vez, a representatividade dessa característica nas transações legítimas é de 14,92%, pois ela aparece em 1.147.613 das 7.693.476 transações legítimas. Assim, para essa característica, a razão entre a representatividade nas fraudes e a representatividade nas legítimas é de 24,96%/14,92%, ou seja, 1,67. Como esse valor é maior que 1, essa característica será uma das características consideradas no algoritmo *FP-Growth*. Outras características aderentes ao primeiro critério são: "500.00-999.99" e "1000+".

Já um exemplo de aderência ao segundo critério é a característica "50.00-99.99". Isso porque, a representatividade dessa característica nas transações fraudulentas é de cerca de 15,65%, ou seja, o valor da transação para 3.540 das 22.615 fraudes estava nessa faixa. Por sua vez, a representatividade dessa característica nas transações legítimas é de cerca de 17,41%, pois ela aparece em 1.339.320 das 7.693.476 transações legítimas. Com isso, para essa característica, a razão de chances estimada é de 15,65%/17,41%, ou seja, 0,90. Como a razão de chances estimada é menor ou igual a 1, essa característica não está aderente ao primeiro critério. Logo, é preciso verificar a aderência dela ao segundo critério. Dado que a representatividade nas transações fraudulentas dessa característica é de 15,65% e, portanto, maior que 14,29%, essa característica está aderente ao segundo critério. O mesmo raciocínio é válido para a característica "100.00-199.99".

Finalmente, como exemplos de características da variável *valor da transação* que não são aderentes a nenhum dos critérios da heurística e, por isso, não serão consideradas no algoritmo *FP-Growth* são: "0.00-9.99", "10.00-49.99".

Com a utilização dessa heurística, foi possível selecionar 141 características que servirão de base para a mineração de regras de associação, ou seja, as regras de associação mineradas pelo algoritmo *FP-Growth* serão compostas das associações entre uma ou mais dessas características. Nesse contexto, uma decisão de projeto importante foi eliminar as características cujos valores eram ausentes, pois elas degradam o desempenho do algoritmo. Sendo assim, as características selecionadas estão detalhadas no *Apêndice A*. Uma análise sobre esses critérios é feita na seção *Validação dos Critérios Utilizados na Análise Descritiva*.

Amostragem

Como era preciso determinar na própria população quais seriam as características selecionadas, a análise descritiva foi feita para toda a população dos dados. Em seguida à análise descritiva e à seleção das características, fez-se a amostragem, ou seja, a seleção de algumas transações que serviram de base para o *FP-Growth*. O processo de amostragem se faz necessário, pois é preciso reduzir o volume de dados para que o trabalho seja factível tanto em termos de recursos computacionais quanto temporais.

Segundo (GdLM10) e (CS98), quando se trabalha em modelos de transações fraudulentas é frequente nos depararmos com o fenômeno de classes desbalanceadas, ou *skewed data*. Esse fenômeno significa que há relativamente poucas transações fraudulentas para muitas transações legítimas. No caso da população estudada, há cerca de 340 transações legítimas para cada fraude (7.693.476 legítimas para 22.615 fraudes). Entretanto, esses textos também sugerem que os modelos terão melhores resultados ao se alterar, na amostragem, essa

proporção. A partir dessas recomendações e com o objetivo de construir um classificador sensível ao custo, seguiu-se a fórmula de cálculo para a proporção apresentada em (Elk01).

As estimativas de custos utilizadas na análise sensível ao custo foram discutidas com especialistas no domínio e concluiu-se que: (i) o custo aproximado do falso-positivo (C_{FP}) é de 6% do valor da transação (x), (ii) o custo aproximado do falso-negativo (C_{FN}) é de 1,2 vez o valor da transação (x), (iii) os custos do verdadeiro-negativo (C_{VN}) e do verdadeiro-positivo (C_{VP}) poderiam ser aproximados a zero. A partir daí, ao se considerar um limiar a priori de classificação para transações fraudulentas igual a 0,5, tem-se como resultado que o número de amostras negativas deve ser multiplicado por 5%. Logo, o número total de amostras negativas deve ser 384.674 ($7.693.476 * 5\%$). Isso dará uma proporção de cerca de 17 legítimas para cada fraude ($384.674/22.615$). Esses custos são ilustrados na Tabela 4.3, mas é válido observar que ao montar a tabela de acordo com o sugerido por (Elk01), os custos são representados por benefícios de valor negativo.

	Fraudulenta (\$)	Legítima (\$)
Negada (por suspeita)	0	-0,06x
Aprovada	-1,2x	0

Tabela 4.3: A matriz de benefícios utilizada no trabalho.

Utilizando-se dos dados da Tabela 4.3, chega-se ao fator multiplicativo de 5% para as amostras negativas (transações legítimas), pois a quantidade delas, segundo o teorema apresentado em (Elk01), deve ser multiplicado por:

$$\frac{C_{FP}}{C_{FN}} = \frac{-0,06x}{-1,2x} = 5\%$$

Onde x é o valor da transação.

Portanto, como a Figura 4.1 ilustra, a amostra final utilizada no trabalho é composta de 407.289 transações, sendo 384.674 legítimas e 22.615 fraudes. Essa amostra foi separada entre amostra de treinamento (80%) e amostra de teste (20%). Logo, as composições dos conjuntos de treinamento e teste eram de:

- Treinamento: 307.739 legítimas e 18.092 fraudes;
- Teste/Validação: 76.935 legítimas e 4.523 fraudes.

Figura 4.1: *Processo de amostragem de dados*

Após a definição da quantidade de transações que consistiria cada quebra, fez-se uma amostragem aleatória, usando o identificador da transação como base.

4.4 Modelagem e Validação dos Modelos

Agora tratamos da modelagem do classificador baseado em mineração de regras de associação e regressão logística. Ou seja, descrevemos como o algoritmo *FP-Growth* foi aplicado à amostra de dados e como o conjunto de regras resultante desse algoritmo foi submetido à regressão logística para, ao final do processo, termos a comparação de diversos conjuntos de regras nos quais cada regra foi ponderada. Ao final, os resultados da modelagem são discutidos juntamente com a validação do modelo.

4.4.1 Aplicação do *FP-Growth* - Obtenção de Regras

O passo seguinte à segmentação dos dados entre amostra de treinamento e amostra de validação foi a execução do algoritmo *FP-Growth*. Como objetivo inicial era encontrar regras de associação que levassem determinadas características das transações às fraudes, nesse estágio da modelagem não foram utilizadas instâncias negativas, ou seja, transações legítimas. Dessa forma, apenas transações fraudulentas foram utilizadas como entrada do algoritmo *FP-Growth*. Na versão implementada, além do conjunto de transações, o algoritmo pede o suporte mínimo, *min_sup*, como parâmetro de entrada. Como explicado na *Fundamentação Teórica*, na prática, o suporte mínimo é uma medida utilizada para que nenhuma regra dispare menos do que *min_sup* transações fraudulentas. O valor escolhido como *min_sup* foi 466 e a razão para isso é que esse é o valor do primeiro quartil da medida *quantidade de transações fraudulentas* das características resultantes da análise descritiva discutida na seção *Análise Descritiva*. A Figura 4.2 ilustra conceitualmente a aplicação, os parâmetros e os resultados do *FP-Growth*.

Figura 4.2: Diagrama conceitual para ilustrar a aplicação do algoritmo *FP-Growth*.

Com algumas pequenas modificações, a implementação do algoritmo *FP-Growth* teve por base o código apresentado em (Har12). Esse código base, presente no *Apêndice B*, é constituído de uma classe que implementa o nó da árvore *FP-Tree* e diversas funções para criar, atualizar a árvore e a *header table*, incluir nós e manipular a árvore em geral, além das funções para determinar os caminhos de prefixo e minerar a árvore em busca de padrões frequentes.

Como resultado da aplicação do algoritmo no conjunto de treinamento somente com transações fraudulentas foram geradas 38.003 regras. A partir daí, foi preciso disparar cada uma dessas regras no conjunto de treinamento contendo somente transações legítimas. Isso porque, a quantidade de transações legítimas disparadas por cada regra é um valor necessário para o cálculo da métrica *confiança*, já que, conforme discutido na seção *Fundamentação Teórica*, a regra $X \implies Y$ terá *confiança* c se $c\%$ das transações de D que contêm X também contiverem Y . Ou seja, as transações de D que contêm X e também contêm Y é um valor retirado do conjunto de treinamento contendo apenas transações fraudulentas. No entanto, para saber a quantidade de todas as transações de D que contêm X , é preciso contar também as transações legítimas que são disparadas por X . A Tabela 4.4 traz alguns exemplos de regras mineradas pelo algoritmo *FP-Growth*, sendo que as características e suas respectivas variáveis são separadas pelo marcador `_C_`. Assim, a característica `500-999.99` pertence à variável `CAT_VALOR_TRX` ou a característica `MADRUGADA` pertence à variável `TRX_PERIODO`.

ID da Regra	Características da Regra	Itens (#)	Suporte	Confiança
regra04290	500-999.99_C_CAT_VALOR_TRX	1	1.138	15,64%
regra21214	GOIAS_C_COMPR_ESTADO	1	570	9,08%
regra17239	QUINTA_C_TRX_DIA_SEMANA, B1_C_GRUPO_BIN	2	588	10,00%
regra25454	200-499.99_C_CAT_VALOR_TRX, 2_C_REGIAO_CEP, INTERM_C_TAMANHO_EMAIL	3	617	7,83%
regra27952	0_C_REGIAO_CEP, BRASIL_C_TRX_IP_PAIS, 1_C_TRX_NUM_PARCELAS	3	1.007	7,06%
regra00981	BRASIL_C_TRX_IP_PAIS, MADRUGADA_C_TRX_PERIODO, INTERM_C_TAMANHO_EMAIL, TRX VALOR MAIOR QUE LIM SUPERIOR_C_TRX_VALOR_LIM_SUPERIOR	4	589	23,36%
regra36871	INTERM_C_TAMANHO_EMAIL, 2_C_REGIAO_CEP, BRASIL_C_TRX_IP_PAIS, IGUAL LOCAL	5	486	4,90%

Tabela 4.4: Exemplos de regras mineradas pelo *FP-Growth* e suas respectivas métricas de suporte e confiança.

A quantidade de regras mineradas, 38.003, foi grande o suficiente para inviabilizar uma análise regra à regra. Logo, foi preciso criar estratégias para diminuir o conjunto de regras. Três estratégias foram implementadas e serão discutidas a seguir.

Estratégia #1 - Analisar a Razão de Chances das Regras: além dessas duas métricas (suporte e confiança), foi possível calcular também uma aproximação para a *razão de chances* de cada regra. Como também citado na *Fundamentação Teórica*, a razão de chances é definida como a razão entre a chance de um evento ocorrer em um grupo (transações fraudulentas) e a chance de ocorrer em outro grupo (transações legítimas). A relevância dessa métrica se dá pelo fato de que ela tem grande importância conceitual nos modelos de regressão logística e calcular uma aproximação para ela pode direcionar melhor a compreensão e a seleção de variáveis no modelo de regressão. Sendo assim, sabendo-se que o total de transações fraudulentas no conjunto de treinamento era de 18.092 e o total de transações legítimas nesse mesmo conjunto era de 307.739, para cada uma das regras fez-se o cálculo da razão de chance estimada (RC):

$$RC = \frac{\frac{S_F}{18.092}}{\frac{S_L}{307.739}},$$

Onde:

- S_F : é a quantidade de transações que a regra X dispara no conjunto de treinamento de transações fraudulentas, ou seja, suporte nas fraudes.
- S_L : é a quantidade de transações que a regra X dispara no conjunto de treinamento de transações legítimas, ou seja, suporte nas legítimas.

Com isso, esperou-se obter, através de uma abordagem frequentista, uma estimação para a razão de chances de cada regra.

A partir do cálculo estimado da razão de chances, foi possível desconsiderar as regras que tinham valor compreendido entre zero e um para essa medida, já que, na prática, essas regras provavelmente levariam o classificador às transações legítimas. Esse passo fez com que a quantidade de regras fosse reduzida de 38.003 para 34.400, uma redução de 9,48% do total de regras.

Estratégia #2 - Analisar os Grupos de Confiança: Em seguida, ao se continuar com a análise das regras geradas, foi possível observar, como ilustrado na Tabela 4.5, que regras diferentes tinham suportes equivalentes tanto nas transações fraudulentas quanto nas transações legítimas, portanto, tinham a mesma confiança. Sendo assim, foi possível criar grupos de regras diferentes, mas com mesmo valor de confiança. Esses casos consistiam em regras cujas características não eram idênticas, mas eram semelhantes ou a diferença consistia na presença de uma característica menos relevante. Um exemplo contido na Tabela 4.5 é o das regras (*regra00001* e *regra00002*). A regra *regra00001* contém seis características e se difere da regra *regra00002*, pois essa contém cinco elementos, sendo que a regra *regra00002* é um subconjunto da regra *regra00001*. Entretanto, apesar da regra *regra00002* ter uma característica a menos, a confiança de ambas é 61,93%. O mesmo raciocínio vale para as regras *regra00004* e *regra00005*, pois a regra *regra00005* é um subconjunto da regra *regra00004* e tem uma característica a menos que ela, mas ambas têm confiança 61,71%. Nesses casos, verifica-se que o conjunto de características de uma das regras está contido no da outra e, baseando-se no *princípio da parcimônia*, desconsiderou-se a regra que possuía a maior quantidade de elementos, no caso do exemplo, a regra *regra00001*. Por fim, essa

heurística resultou na desconsideração de 10.256 regras, uma redução de 29,81%. Ou seja, o conjunto passou a ter 24.144 regras.

Identificador da Regra	Quantidade de Elementos da Regra	Suporte Fraudulentos (#)	Suporte Legítimas (#)	Confiança
regra00002	5	623	383	61,93%
regra00001	6	623	383	61,93%
regra00003	5	623	384	61,87%
regra00005	6	593	368	61,71%
regra00004	7	593	368	61,71%
regra00006	6	593	369	61,64%
regra00007	5	466	321	59,21%

Tabela 4.5: Tabela com exemplos dos grupos de confiança.

Com a finalidade de descrever quantitativamente o conjunto de 24.144 regras, a Tabela 4.6 traz algumas estatísticas de resumo (valores mínimo, máximo, médio, primeiro quartil, mediana e terceiro quartil) de algumas métricas de interesse (quantidade de elementos de cada regra, suporte nas transações fraudulentas e legítimas, confiança, medida F e razão de chances).

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica				
		Suporte Fraudulentos (#)	Suporte Legítimas (#)	Confiança	Medida F	Razão de Chances
Mínimo	1	466	321	5,55%	3,54%	1,0003
Máximo	8	15.822	266.587	61,93%	17,80%	27,6685
Média	4,32	866,30	8.785,82	10,74%	5,88%	2,1225
1o Quartil	4	538	4.457	7,28%	4,56%	1,3358
Mediana	4	659	6.582	9,70%	5,27%	1,8269
3o Quartil	5	920	9.908	12,39%	6,58%	2,4058

Tabela 4.6: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto de 24.144 regras.

Estratégia #3 - Analisar a Distância Semântica entre as Regras: Por fim, como o conjunto de regras ainda possuía dezenas de milhares de regras, decidiu-se por filtrar as regras utilizando-se alguma métrica que fornecesse uma medida da *distância semântica* entre as regras. Para isso, foram utilizadas mais duas novas métricas: a *medida F* e o *coeficiente de Jaccard*. Aqui, a *medida F* foi definida como a média harmônica entre o suporte e a confiança, ou seja,

$$\text{Medida F} = \frac{2 * \text{suporte} * \text{confiança}}{\text{suporte} + \text{confiança}}$$

Enquanto isso, o *coeficiente de Jaccard* foi usado propriamente como uma medida da distância semântica entre as regras, pois cada regra em si é um conjunto de elementos e essa estatística mede a similaridade entre conjuntos. Dados dois conjuntos A e B, sua definição é a razão entre a intersecção e a união dos conjuntos. Sendo assim, o *coeficiente de Jaccard* é calculado por:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

Observe que $0 \leq J(A, B) \leq 1$, sendo que $J(A, B) = 0$ se os conjuntos são disjuntos; e $J(A, B) = 1$, se eles são idênticos.

Para exemplificar a aplicação do *coeficiente de Jaccard*, retomemos parte do exemplo tratado na seção 3.3.2 *Algoritmo FP-Growth* da *Fundamentação Teórica*. Suponha que $A = \{C, E\}$ e $B = \{D, E\}$. Então,

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|\{C, E\} \cap \{D, E\}|}{|\{C, E\} \cup \{D, E\}|} = \frac{|\{E\}|}{|\{C, D, E\}|} = \frac{1}{3}$$

A partir disso, o uso do *coeficiente de Jaccard* se deu do seguinte modo: como os valores de suporte e confiança de cada regra já tinham sido extraídos, calculou-se, a partir deles, a medida F de cada regra. Em seguida, do conjunto das 24.144 regras foram obtidas três ordenações, todas de forma decrescente: (i) uma pelo critério de suporte, da regra de maior suporte para a de menor suporte; (ii) outra pelo critério de confiança, da regra de maior para a de menor confiança e (iii) pelo critério da maior para a menor medida F. Para cada um desses conjuntos ordenados, fez-se o seguinte procedimento:

- Tomar como entrada: (i) um conjunto vazio, V , (ii) uma ordenação de regras, O , e (iii) j , um limiar máximo para o *coeficiente de Jaccard*;
- Incluir, em V , a primeira regra da ordenação;
- Para cada regra seguinte, r , da ordenação, O , percorrer o conjunto O e calcular o *coeficiente de Jaccard* entre r e as regras já pertencentes ao conjunto V . Caso o *coeficiente de Jaccard* entre r e cada regra pertencente ao conjunto V seja MENOR OU IGUAL A j , a regra r é incluída em V .

Dessa forma, a saída desse procedimento será o conjunto final V que, por sua vez, só será composto de regras que tenham, entre si, similaridade máxima igual à j . Em outras palavras, o conjunto de regras final é composto de regras cuja distância semântica tenha um valor mínimo definido e específico. O procedimento acima foi conduzido com cinco combinações de parâmetros:

1. **Suporte_050:** Regras ordenadas pelo suporte decrescente e *coeficiente de Jaccard*, j , igual a 0,5. Resultado: conjunto final de 412 regras.
2. **MedidaF_050:** Regras ordenadas pela medida F decrescente e *coeficiente de Jaccard*, j , igual a 0,5. Resultado: conjunto final de 930 regras.
3. **Confiança_050:** Regras ordenadas pela confiança decrescente e *coeficiente de Jaccard*, j , igual a 0,5. Resultado: conjunto final de 1.285 regras.
4. **Confiança_040:** Regras ordenadas pela confiança decrescente e *coeficiente de Jaccard*, j , igual a 0,4. Resultado: conjunto final de 966 regras.
5. **Confiança_030:** Regras ordenadas pela confiança decrescente e *coeficiente de Jaccard*, j , igual a 0,3. Resultado: conjunto final de 174 regras.

Com a finalidade de descrever quantitativamente cada um dos cinco conjuntos acima citados, as Tabelas de 4.7 à 4.11 trazem algumas estatísticas de resumo (valores mínimo, máximo, médio, primeiro quartil, mediana e terceiro quartil) de algumas métricas de interesse (quantidade de elementos de cada regra, suporte nas transações fraudulentas e legítimas, confiança, medida F e razão de chances) para os conjuntos de entrada dos modelos de

regressão logística.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentas (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	466	1.457	5,57%	3,59%	1,0039
Máximo	7	15.822	266.587	34,58%	17,80%	8,9892
Média	3,20	1.526,22	18.037,48	9,29%	7,03%	1,7793
1o Quartil	3	621	6.514	6,48%	4,85%	1,1781
Mediana	4	907	10.420	8,45%	6,38%	1,5691
3o Quartil	4	1.685	18.780	10,62%	8,47%	2,0201

Tabela 4.7: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto Suporte_050 na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 412 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentas (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	466	552	5,56%	3,59%	1,0013
Máximo	5	13.994	237.237	49,91%	17,80%	16,9480
Média	2,88	1.472,51	17.533,92	9,11%	7,09%	1,7486
1o Quartil	2	654	6.870	6,34%	5,06%	1,1520
Mediana	2	1.011	11.379	8,07%	6,50%	1,4940
3o Quartil	5	1.631	19.755	10,32%	8,43%	1,9573

Tabela 4.8: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto MedidaF_050 na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 930 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentas (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	466	321	5,56%	3,59%	1,0005
Máximo	8	8.043	117.775	61,93%	11,89%	27,6685
Média	3,04	774,88	8.538,51	11,01%	5,41%	2,2471
1o Quartil	2	520	3.919	6,86%	4,47%	1,2531
Mediana	2	612	6.361	9,12%	5,07%	1,7061
3o Quartil	5	833	10.205	12,56%	6,06%	2,4439

Tabela 4.9: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto Confiança_050 na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 1.285 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica				
		Suporte Fraudulentas (#)	Suporte Legítimas (#)	Confiança	Medida F	Razão de Chances
Mínimo	1	466	383	5,56%	3,59%	1,0005
Máximo	7	2.798	46.666	61,93%	10,47%	27,6685
Média	2,54	754,62	8.455,97	10,40%	5,38%	2,0918
1o Quartil	2	529	4.433	6,64%	4,51%	1,2102
Mediana	2	643	7.242	8,64%	5,10%	1,6083
3o Quartil	3	850	10.735	11,51%	6,06%	2,2117

Tabela 4.10: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto *Confiança_040* na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 966 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica				
		Suporte Fraudulentas (#)	Suporte Legítimas (#)	Confiança	Medida F	Razão de Chances
Mínimo	1	466	383	5,57%	3,61%	1,0039
Máximo	6	2.125	32.828	61,93%	8,11%	27,6685
Média	2,97	648,65	6.101,55	13,97%	5,11%	3,1004
1o Quartil	2	494	2.691	7,73%	4,33%	1,4246
Mediana	3	551	4.989	9,93%	4,87%	1,8746
3o Quartil	4	660	7.284	16,64%	5,70%	3,3948

Tabela 4.11: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto *Confiança_030* na entrada da regressão logística. Esse conjunto tem 174 regras.

Para todos os conjuntos, o primeiro quartil da métrica *suporte nas transações fraudulentas* é, no mínimo, 11% maior que o suporte mínimo de 466. Disso, conclui-se que as estratégias para diminuir a quantidade de regras que serão analisadas nos próximos passos do trabalho cumpriram seu papel e mantiveram as premissas anteriores.

Ao longo da construção dos cinco conjuntos, surgiu o interesse em verificar se havia intersecção entre as regras participantes de cada um deles. Assim, ao final do trabalho será possível comparar o quanto cada um desses conjuntos possuía regras que persistiram por todas as restrições que foram impostas na modelagem de regressão logística e, de certa forma, determinar qual das métricas (confiança, suporte e medida F) - aliada ao *coeficiente de Jaccard* - impõe um conjunto de regras mais robusto. A tabela contida na Tabela 4.12 mostra todas as combinações de conjuntos possíveis e a quantidade de regras existente somente nesse conjunto. Para citar um exemplo, o conjunto *Confiança_050* tem 1.285 regras, porém apenas 514 regras são exclusivas dele. As outras 771, além de pertencerem a ele, pertencem a outros conjuntos. Da tabela, também é possível extrair a informação de que, ao final do processo de mineração de regras de associação, chegou-se a um conjunto de 2.567 regras únicas.

Conjuntos de Regras	Regras (#)	Representatividade
CONFIANÇA_050	514	20%
SUPORTE_050	327	13%
MEDIDAF_050	480	19%
CONFIANÇA_030	100	4%
CONFIANÇA_040	250	10%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050	1	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050	103	4%
CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_030	7	0%
CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_040	400	16%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050	38	1%
SUPORTE_050, CONFIANÇA_030	6	0%
SUPORTE_050, CONFIANÇA_040	6	0%
MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	2	0%
MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	41	2%
CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	8	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, MEDIDAF_050	1	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, CONFIANÇA_030	0	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, CONFIANÇA_040	0	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	1	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	224	9%
CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	18	1%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	20	1%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	2	0%
MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	2	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	1	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	6	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	5	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	0	0%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	0	0%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_040, CONFIANÇA_030	4	0%
Total	2.567	100%

Tabela 4.12: Tabela com a quantidade de regras pertencentes a cada combinação de conjuntos para entrada da regressão logística.

Com isso, encerrou-se a mineração de regras de associação e cada um dos conjuntos de regras resultante do procedimento acima foi submetido à modelagem com utilização da técnica de regressão logística. Ou seja, ao final do processo de modelagem, descrito na próxima seção, obteve-se cinco conjuntos de regras baseados em mineração de regras de associação e regressão logística cujos resultados foram comparados.

4.4.2 Modelos de Regressão Logística

Como fase final do trabalho experimental, os cinco conjuntos selecionados de regras resultantes da aplicação do algoritmo *FP-Growth* de mineração de regras de associação foram individualmente submetidos ao modelo de regressão logística. Nesse experimento, para o qual foi utilizado o *software SAS Enterprise Guide 5.1*, a modelagem de regressão logística consistiu nas seguintes atividades:

1. Preparar os dados;
2. Ajustar os modelos;
3. Definir os limiares de classificação;
4. Validar os modelos;
5. Avaliar e comparar os indicadores de desempenho;

A Figura 4.3 contém um diagrama conceitual da fase de modelagem de regressão logística executada no experimento.

Figura 4.3: Diagrama conceitual para ilustrar a aplicação do modelo de regressão logística.

Preparação dos Dados

A preparação dos dados consistiu em construir cinco conjunto de dados, um para cada conjunto de regras. Cada um desses conjuntos de dados tinha como base a amostra de treinamento (325.831 transações, sendo 307.739 transações legítimas e 18.902 fraudulentas) e a construção deles se deu pela submissão de cada transação da amostra de treinamento ao disparo de cada uma das regras do conjunto de regras. Assim, se a regra disparou a transação, a variável de marcação recebeu o valor "1". Por outro lado, se a regra não disparou a transação, a variável de marcação recebeu o valor "0". Logo, ao final do processo, tem-se os dados dispostos em uma estrutura matricial, com 325.831 linhas (uma para cada transação) e diversas colunas: uma contendo o identificador da transação, outra contendo sua classe (fraude/legítima) e as outras contendo um dentre dois valores (0/1) que representa se a transação foi disparada por cada regra. Um aspecto válido de ser mencionado é que essa estrutura de dados forma uma matriz esparsa e, idealmente, o *software* utilizado na análise de dados deve ter mecanismos para trabalhar esse tipo de estrutura de dados para permitir um uso mais eficiente dos recursos. A Tabela 4.13 ilustra o resultado da fase de preparação dos dados.

id_transacao	classe	regra00210	regra00492	regra00621	regra00636	regra00735	regra01196	regra01592
66276	FRAUDE	0	0	0	1	0	1	0
66333	FRAUDE	0	1	1	0	0	0	0
66342	NAO FRAUDE	1	0	0	0	0	0	0
66388	NAO FRAUDE	0	0	0	1	0	0	0
66402	NAO FRAUDE	1	0	0	0	0	0	0
66420	FRAUDE	0	1	0	0	1	1	0
66427	FRAUDE	0	0	0	0	0	0	0
66713	NAO FRAUDE	0	0	1	0	0	0	0

Tabela 4.13: Um exemplo da base de dados resultado da preparação de dados para a regressão logística.

A propósito, a atividade de preparação dos dados para cada um desses cinco conjuntos

de regras também foi feita para a amostra de dados de validação. Ou seja, foram gerados cinco conjuntos de dados em formato matricial com base na amostra de validação.

Ajuste dos Modelos

Com os dados prontos, seguiu-se com o ajuste do modelo. Para ajustar as regras de cada conjunto de regras ao modelo de regressão logística, foram utilizados quatro critérios: (i) aderência aos critérios de convergência do *software*, (ii) aderência ao nível descritivo (valor-p), (iii) valor do coeficiente β e (iv) comportamento diante do teste de multicolinearidade. Esses quatro critérios foram utilizados como forma de garantir que cada regra do modelo final: (i) possua relevância estatística dentro de valores definidos, (ii) se disparada, efetivamente, contribua para que a transação seja fraudulenta e (iii) não possua relação de dependência com outras variáveis que seja prejudicial ao modelo como um todo.

O método *stepwise* para seleção de variáveis explicativas foi usado para escolher as regras que permaneceriam no modelo. O nível descritivo, valor-p, máximo para entrada da variável no modelo foi de 0,05, enquanto que o valor-p máximo para a permanência da variável no modelo foi de 0,20. Assim, após a inclusão de uma nova variável no modelo, testa-se o modelo para verificar se as variáveis que já estavam no modelo devem permanecer nele. Além disso, foram retiradas do modelo as regras cujos valores estimados dos coeficientes β fossem negativos ou que não respeitassem os critérios de convergência de modelo impostos pelo *software*. Isso porque a interpretação para um valor negativo para o β é que a modelagem de regressão logística considerou que a regra tem razão de chance entre 0 e 1, ou seja, é mais provável que a transação disparada por essa regra seja legítima (e não fraudulenta). Aparentemente, esse resultado contrasta com os passos anteriores do trabalho, mas esse risco já era esperado, pois a modelagem inferencial não necessariamente confirma exatamente tudo o que foi capturado no modelo descritivo.

Por fim, o teste de multicolinearidade, discutido na seção *Fundamentação Teórica*, foi aplicado e foram mantidas no modelo as variáveis cujos valores de tolerância eram maiores ou iguais a 0,40. Em suma, todos os modelos de regressão logística foram rodados novamente e somente possuíam variáveis que: (i) respeitassem os critérios de convergência de modelo, (ii) cujo valor-p pertencesse ao intervalo $[0; 0,20]$, (iii) o valor estimado do coeficiente β fosse positivo e (iv) tinham o valor de tolerância, dado pelo teste da multicolinearidade, maior ou igual a 0,40. Desse modo, todas as regras de todos os modelos têm relevância estatística aceitável, têm maiores chances de dispararem em transações fraudulentas e não têm relação de dependência com outras regras num nível que prejudique o resultado final do modelo. As Tabelas de 4.14 à 4.18 trazem algumas estatísticas de resumo (valores mínimo, máximo, médio, primeiro quartil, mediana e terceiro quartil) de algumas métricas de interesse (quantidade de elementos de cada regra, suporte nas transações fraudulentas e legítimas, confiança, medida F e razão de chances) para as saídas dos modelos de regressão logística.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentos (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	486	1457	5,62%	3,70%	1,0125
Máximo	6	9.424	135.816	34,58%	17,80%	8,9892
Média	2,47	1563,69	17003,62	11,02%	7,72%	2,1911
1o Quartil	1	686	5.883	7,07%	5,66%	1,2947
Mediana	3	1047	9.751	9,55%	7,20%	1,7959
3o Quartil	4	1999	21.216	12,74%	8,97%	2,4837

Tabela 4.14: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto Suporte_050 na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 89 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentos (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	467	1493	5,82%	3,80%	1,0508
Máximo	5	5.714	67.647	27,87%	17,80%	6,5737
Média	2,36	1456,35	14468,33	11,35%	7,73%	2,2405
1o Quartil	2	638,25	5.207	7,78%	5,56%	1,4341
Mediana	2	1041,5	8.730	9,79%	7,22%	1,8456
3o Quartil	3	1641	17.793	13,17%	9,20%	2,5811

Tabela 4.15: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto MedidaF_050 na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 108 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentos (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	466	681	5,57%	3,66%	1,0027
Máximo	8	2.600	40.986	40,63%	10,49%	11,6395
Média	2,95	703,88	6254,35	12,94%	5,46%	2,6450
1o Quartil	2	506	2.971	8,83%	4,59%	1,6471
Mediana	2	591,5	4.853	10,85%	5,15%	2,0710
3o Quartil	4	748	7.256	16,14%	6,06%	3,2742

Tabela 4.16: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto Confiança_050 na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 226 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentos (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	466	383	5,64%	3,78%	1,0175
Máximo	6	1.805	19.905	61,93%	9,93%	27,6685
Média	2,78	661,62	5921,15	13,36%	5,30%	2,8863
1o Quartil	2	509,5	3.021	8,15%	4,49%	1,5084
Mediana	2	574	4.991	10,63%	5,09%	2,0232
3o Quartil	4	729	7.565	15,82%	5,81%	3,1963

Tabela 4.17: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto Confiança_040 na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 147 regras.

Estatística	Itens das Regras (#)	Métrica		Confiança	Medida F	Razão de Chances
		Suporte Fraudulentas (#)	Suporte Legítimas (#)			
Mínimo	1	466	383	5,73%	3,61%	1,0334
Máximo	6	2.125	32.828	61,93%	8,11%	27,6685
Média	2,99	659,06	5922,00	14,68%	5,21%	3,2786
1o Quartil	2	502	2.470	8,16%	4,45%	1,5108
Mediana	3	556	4.437	11,54%	4,93%	2,2190
3o Quartil	4	673	6.965	17,58%	5,84%	3,6280

Tabela 4.18: Estatísticas de resumo para métricas de interesse do conjunto *Confiança_030* na saída da regressão logística. Esse conjunto tem 121 regras.

A seguir, as Tabelas 4.19 à 4.23 destacam as regras finais pertencentes a cada modelo, seus coeficientes estimados, o erro padrão de cada estimativa e seus valores-p.

#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor
0	Intercepto	-5,5111	0,0310	<,0001	30	regra12935	0,2341	0,0395	<,0001	60	regra24880	0,2910	0,0512	<,0001
1	regra00210	1,2150	0,0661	<,0001	31	regra13407	0,6723	0,0451	<,0001	61	regra25180	0,3958	0,0470	<,0001
2	regra00492	1,5220	0,0580	<,0001	32	regra14658	0,7276	0,0343	<,0001	62	regra25409	0,3637	0,0510	<,0001
3	regra00621	2,1108	0,0488	<,0001	33	regra15025	0,4651	0,0277	<,0001	63	regra25509	0,7765	0,0320	<,0001
4	regra00636	0,8520	0,0695	<,0001	34	regra15033	0,4519	0,0351	<,0001	64	regra26378	0,2322	0,0267	<,0001
5	regra01196	0,3153	0,0679	<,0001	35	regra15409	0,9944	0,0421	<,0001	65	regra26389	0,6458	0,0407	<,0001
6	regra01592	0,4796	0,0618	<,0001	36	regra15824	1,0799	0,0286	<,0001	66	regra27114	0,2435	0,0328	<,0001
7	regra01595	0,7143	0,0595	<,0001	37	regra16210	0,5173	0,0299	<,0001	67	regra27919	0,3912	0,0552	<,0001
8	regra01721	0,3794	0,0559	<,0001	38	regra17635	0,3026	0,0337	<,0001	68	regra28031	0,3857	0,0317	<,0001
9	regra02388	1,3299	0,0550	<,0001	39	regra18104	0,2354	0,0408	<,0001	69	regra28076	0,2943	0,0477	<,0001
10	regra02811	0,5130	0,0592	<,0001	40	regra18577	0,4475	0,0435	<,0001	70	regra28441	0,1586	0,0324	<,0001
11	regra03042	0,2465	0,0452	<,0001	41	regra18578	0,2053	0,0593	0,0005	71	regra28630	0,4482	0,0366	<,0001
12	regra03431	0,1094	0,0527	0,0380	42	regra18620	0,5371	0,0474	<,0001	72	regra29091	0,1467	0,0303	<,0001
13	regra04034	1,1404	0,0513	<,0001	43	regra18739	1,0073	0,0404	<,0001	73	regra29347	0,2307	0,0387	<,0001
14	regra04140	1,1594	0,0362	<,0001	44	regra18885	0,6050	0,0461	<,0001	74	regra29505	0,3009	0,0464	<,0001
15	regra04290	1,1625	0,0411	<,0001	45	regra19265	0,6309	0,0424	<,0001	75	regra29808	0,3587	0,0279	<,0001
16	regra04337	0,4250	0,0371	<,0001	46	regra19310	0,6592	0,0447	<,0001	76	regra29953	0,1477	0,0407	0,0003
17	regra05256	1,1743	0,0431	<,0001	47	regra19323	0,5737	0,0492	<,0001	77	regra29986	0,4764	0,0220	<,0001
18	regra06237	0,2306	0,0289	<,0001	48	regra21214	0,5153	0,0582	<,0001	78	regra30176	0,1200	0,0267	<,0001
19	regra07645	0,4576	0,0444	<,0001	49	regra21708	0,9100	0,0387	<,0001	79	regra30696	0,3735	0,0287	<,0001
20	regra07950	0,1718	0,0436	<,0001	50	regra21717	0,5259	0,0271	<,0001	80	regra31074	0,1243	0,0260	<,0001
21	regra08475	0,2413	0,0560	<,0001	51	regra21949	0,5572	0,0634	<,0001	81	regra31182	0,2821	0,0305	<,0001
22	regra08591	0,9059	0,0546	<,0001	52	regra22326	0,7913	0,0340	<,0001	82	regra32832	0,3765	0,0330	<,0001
23	regra08593	0,5789	0,0372	<,0001	53	regra22398	0,3663	0,0301	<,0001	83	regra32852	0,2613	0,0223	<,0001
24	regra08637	0,5705	0,0270	<,0001	54	regra22772	0,1719	0,0530	0,0012	84	regra32977	0,3740	0,0285	<,0001
25	regra10159	0,2251	0,0496	<,0001	55	regra22786	0,2480	0,0369	<,0001	85	regra33501	0,1328	0,0489	0,0066
26	regra10858	0,1507	0,0575	0,0087	56	regra22861	0,5516	0,0435	<,0001	86	regra33574	0,4871	0,0315	<,0001
27	regra10883	0,1797	0,0501	0,0003	57	regra23015	0,7525	0,0413	<,0001	87	regra33749	0,1212	0,0305	<,0001
28	regra11758	0,2580	0,0659	<,0001	58	regra23752	0,1312	0,0553	0,0177	88	regra33908	0,1868	0,0539	0,0005
29	regra12735	0,2150	0,0563	0,0001	59	regra24463	0,6353	0,0373	<,0001	89	regra34106	0,3052	0,0325	<,0001

Tabela 4.19: Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica *stepwise* para o conjunto *Suporte_050*. Esse conjunto tem 89 regras.

#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor
0	Intercepto	-5,0567	0,0258	<,0001	37	regra13152	0,1505	0,0293	<,0001	73	regra22661	0,2108	0,0536	<,0001
1	regra00492	1,5391	0,0586	<,0001	38	regra13407	0,6664	0,0453	<,0001	74	regra22793	0,2752	0,0540	<,0001
2	regra00621	1,9602	0,0481	<,0001	39	regra14072	0,2211	0,0406	<,0001	75	regra23515	0,2346	0,0453	<,0001
3	regra00858	0,6665	0,0549	<,0001	40	regra14074	0,2118	0,0404	<,0001	76	regra23623	0,5545	0,0412	<,0001
4	regra01007	0,9958	0,0555	<,0001	41	regra14285	0,1227	0,0511	0,0163	77	regra23711	0,3435	0,0351	<,0001
5	regra01015	0,2201	0,0691	0,0015	42	regra14658	0,7670	0,0345	<,0001	78	regra23761	0,4030	0,0548	<,0001
6	regra01157	0,6934	0,0643	<,0001	43	regra14918	0,5253	0,0341	<,0001	79	regra24417	0,2543	0,0419	<,0001
7	regra01520	0,4725	0,0534	<,0001	44	regra15010	0,1384	0,0388	0,0004	80	regra25508	0,1597	0,0293	<,0001
8	regra01550	0,3475	0,0513	<,0001	45	regra15033	0,3828	0,0352	<,0001	81	regra25509	0,7616	0,0309	<,0001
9	regra01658	0,3497	0,0614	<,0001	46	regra15271	0,0791	0,0307	0,0101	82	regra25978	0,1810	0,0391	<,0001
10	regra02065	0,2531	0,0635	<,0001	47	regra15457	0,5008	0,0418	<,0001	83	regra26500	0,2622	0,0397	<,0001
11	regra02109	0,3859	0,0644	<,0001	48	regra16067	0,3129	0,0485	<,0001	84	regra26877	0,4365	0,0466	<,0001
12	regra02122	0,9773	0,0899	<,0001	49	regra16257	0,2269	0,0413	<,0001	85	regra27011	0,4850	0,0574	<,0001
13	regra02388	1,2495	0,0549	<,0001	50	regra16979	0,1095	0,0290	0,0002	86	regra27189	0,1757	0,0571	0,0021
14	regra02527	0,9287	0,0653	<,0001	51	regra17261	0,8134	0,0383	<,0001	87	regra27499	0,2344	0,0652	0,0003
15	regra03196	0,4289	0,0403	<,0001	52	regra17426	0,2272	0,0426	<,0001	88	regra27566	0,0987	0,0396	0,0126
16	regra03395	0,2797	0,0633	<,0001	53	regra17530	0,3334	0,0473	<,0001	89	regra27583	0,3663	0,0525	<,0001
17	regra03884	0,1867	0,0720	0,0095	54	regra17776	0,1802	0,0386	<,0001	90	regra27679	0,2242	0,0532	<,0001
18	regra04034	1,1369	0,0524	<,0001	55	regra18609	0,2457	0,0470	<,0001	91	regra27777	0,1129	0,0265	<,0001
19	regra04140	1,1200	0,0362	<,0001	56	regra18627	0,1781	0,0468	0,0001	92	regra28418	0,1782	0,0356	<,0001
20	regra04290	1,0444	0,0416	<,0001	57	regra18901	0,3126	0,0501	<,0001	93	regra28441	0,2789	0,0331	<,0001
21	regra04337	0,3500	0,0387	<,0001	58	regra19156	0,1713	0,0603	0,0045	94	regra28460	0,2548	0,0280	<,0001
22	regra04373	0,3230	0,0487	<,0001	59	regra19257	0,1037	0,0437	0,0175	95	regra28707	0,1037	0,0377	0,0059
23	regra04793	0,4273	0,0576	<,0001	60	regra19265	0,6155	0,0424	<,0001	96	regra28772	0,3422	0,0301	<,0001
24	regra05256	0,5620	0,0738	<,0001	61	regra19308	0,2345	0,0431	<,0001	97	regra28845	0,2009	0,0399	<,0001
25	regra06783	0,2750	0,0594	<,0001	62	regra19310	0,6692	0,0453	<,0001	98	regra28997	0,1873	0,0392	<,0001
26	regra07270	0,5130	0,0520	<,0001	63	regra19726	0,1464	0,0299	<,0001	99	regra29091	0,1802	0,0365	<,0001
27	regra07291	0,4691	0,0543	<,0001	64	regra19857	0,5930	0,0585	<,0001	100	regra29208	0,2196	0,0323	<,0001
28	regra07990	0,4571	0,0484	<,0001	65	regra20263	0,3261	0,0605	<,0001	101	regra29461	0,1270	0,0432	0,0033
29	regra08591	0,3597	0,0557	<,0001	66	regra20373	0,2197	0,0531	<,0001	102	regra29887	0,1797	0,0422	<,0001
30	regra08637	0,3973	0,0291	<,0001	67	regra20697	0,4798	0,0336	<,0001	103	regra30255	0,2483	0,0349	<,0001
31	regra08772	0,2575	0,0423	<,0001	68	regra21214	0,6849	0,0536	<,0001	104	regra31074	0,0733	0,0303	0,0154
32	regra09157	0,3517	0,0532	<,0001	69	regra21708	0,7244	0,0511	<,0001	105	regra31561	0,2786	0,0415	<,0001
33	regra09881	0,1379	0,0524	0,0086	70	regra21717	0,4143	0,0298	<,0001	106	regra32425	0,2724	0,0280	<,0001
34	regra11660	0,4690	0,0520	<,0001	71	regra22199	0,1742	0,0621	0,0050	107	regra32977	0,3205	0,0280	<,0001
35	regra12608	0,4948	0,0509	<,0001	72	regra22326	0,6355	0,0367	<,0001	108	regra33117	0,1691	0,0255	<,0001
36	regra12741	0,8271	0,0544	<,0001										

Tabela 4.20: Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica stepwise para o conjunto MedidaF_050. Esse conjunto tem 108 regras.

#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor
0	Intercepto	-4,8951	0,0241	<,0001	76	regra11562	0,3478	0,0626	<,0001	152	regra05003	0,7216	0,0721	<,0001
1	regra28511	0,3243	0,0525	<,0001	77	regra00391	0,6168	0,0782	<,0001	153	regra13502	0,3995	0,0570	<,0001
2	regra21119	0,6524	0,0478	<,0001	78	regra01491	0,8601	0,0718	<,0001	154	regra01007	0,9634	0,0544	<,0001
3	regra26133	0,1268	0,0445	0,0044	79	regra24465	0,1573	0,0523	0,0026	155	regra19776	0,1597	0,0581	0,0060
4	regra28541	0,1887	0,0547	0,0006	80	regra19652	0,2343	0,0507	<,0001	156	regra27786	0,1106	0,0452	0,0144
5	regra27622	0,1618	0,0424	0,0001	81	regra02555	0,1608	0,0686	0,0190	157	regra14607	0,2302	0,0510	<,0001
6	regra02385	1,5201	0,0558	<,0001	82	regra02454	0,2504	0,0699	0,0003	158	regra15747	0,1082	0,0466	0,0203
7	regra20502	0,2624	0,0544	<,0001	83	regra13993	0,1783	0,0532	0,0008	159	regra03600	0,2292	0,0628	0,0003
8	regra25415	0,3161	0,0526	<,0001	84	regra00187	0,4479	0,0778	<,0001	160	regra01034	0,1636	0,0797	0,0402
9	regra29299	0,1318	0,0580	0,0231	85	regra29642	0,3365	0,0471	<,0001	161	regra09644	0,2793	0,0532	<,0001
10	regra25923	0,3064	0,0389	<,0001	86	regra27583	0,3537	0,0549	<,0001	162	regra03688	1,0817	0,0657	<,0001
11	regra05344	0,5211	0,0560	<,0001	87	regra02332	0,1938	0,0620	0,0018	163	regra22915	0,2021	0,0631	0,0014
12	regra29289	0,1637	0,0562	<,0001	88	regra11660	0,4780	0,0574	<,0001	164	regra21410	0,2874	0,0605	<,0001
13	regra01304	0,7380	0,0651	<,0001	89	regra22503	0,4101	0,0607	<,0001	165	regra14103	0,1747	0,0641	0,0064
14	regra03388	0,2184	0,0651	0,0008	90	regra12460	0,5255	0,0666	<,0001	166	regra20037	0,7597	0,0577	<,0001
15	regra03073	0,3621	0,0618	<,0001	91	regra27512	0,1806	0,0619	0,0035	167	regra03665	0,2804	0,0705	<,0001
16	regra07697	0,6038	0,0635	<,0001	92	regra16335	0,2041	0,0558	0,0003	168	regra09839	0,6523	0,0732	<,0001
17	regra20009	0,8220	0,0464	<,0001	93	regra14655	0,2232	0,0631	0,0004	169	regra23711	0,2493	0,0390	<,0001
18	regra23761	0,3031	0,0577	<,0001	94	regra03395	0,2468	0,0669	0,0002	170	regra11315	0,2770	0,0562	<,0001
19	regra27983	0,2542	0,0490	<,0001	95	regra25850	0,3101	0,0554	<,0001	171	regra08876	0,1698	0,0627	0,0067
20	regra26998	0,1875	0,0540	0,0005	96	regra13639	0,1752	0,0644	0,0065	172	regra06413	0,2039	0,0695	0,0033
21	regra19857	0,6218	0,0602	<,0001	97	regra25813	0,3483	0,0603	<,0001	173	regra22707	0,1687	0,0659	0,0105
22	regra05319	0,4820	0,0677	<,0001	98	regra03160	0,6148	0,0728	<,0001	174	regra29715	0,1518	0,0498	0,0023
23	regra25978	0,2712	0,0414	<,0001	99	regra14692	0,1443	0,0514	0,0050	175	regra03086	0,7478	0,0715	<,0001
24	regra03661	0,3412	0,0602	<,0001	100	regra10010	0,2234	0,0684	0,0011	176	regra02994	0,8692	0,0672	<,0001
25	regra19827	0,2541	0,0468	<,0001	101	regra07486	0,5492	0,0665	<,0001	177	regra12827	0,1936	0,0720	0,0071
26	regra20621	0,1213	0,0337	0,0003	102	regra31879	0,1266	0,0602	0,0354	178	regra13055	0,0968	0,0541	0,0733
27	regra19731	0,5709	0,0590	<,0001	103	regra14566	0,3447	0,0536	<,0001	179	regra27683	0,2381	0,0499	<,0001
28	regra00394	0,8455	0,0738	<,0001	104	regra09249	0,2912	0,0676	<,0001	180	regra10486	0,1854	0,0695	0,0076
29	regra09968	0,2690	0,0635	<,0001	105	regra12758	0,3186	0,0579	<,0001	181	regra18609	0,1977	0,0526	0,0002
30	regra05225	0,9075	0,0659	<,0001	106	regra03005	0,2949	0,0643	<,0001	182	regra15844	0,1234	0,0483	0,0107
31	regra06990	0,4253	0,0572	<,0001	107	regra13665	0,1606	0,0622	0,0099	183	regra08589	0,2748	0,0709	0,0001
32	regra24633	0,2952	0,0524	<,0001	108	regra17530	0,5239	0,0503	<,0001	184	regra00122	1,3161	0,1095	<,0001
33	regra15275	0,1635	0,0610	0,0074	109	regra17134	0,2044	0,0497	<,0001	185	regra00229	0,6980	0,0838	<,0001
34	regra33396	0,2083	0,0546	0,0001	110	regra02109	0,6450	0,0716	<,0001	186	regra00346	0,2550	0,0897	0,0045
35	regra03430	0,3790	0,0672	<,0001	111	regra23743	0,2945	0,0488	<,0001	187	regra20145	0,6246	0,0572	<,0001
36	regra23643	0,4892	0,0634	<,0001	112	regra01681	0,3343	0,0676	<,0001	188	regra04406	0,2588	0,0769	0,0008
37	regra01657	0,2974	0,0721	<,0001	113	regra06850	0,4345	0,0685	<,0001	189	regra03503	0,1778	0,0722	0,0137
38	regra02193	0,9449	0,0592	<,0001	114	regra19308	0,4629	0,0408	<,0001	190	regra19056	0,3061	0,0677	<,0001
39	regra20878	0,2519	0,0528	<,0001	115	regra21944	0,2253	0,0473	<,0001	191	regra01542	0,2656	0,0730	0,0003
40	regra24676	0,2034	0,0616	0,001	116	regra00237	0,6513	0,0753	<,0001	192	regra22247	0,2621	0,0548	<,0001
41	regra14285	0,2179	0,0540	<,0001	117	regra09127	0,2128	0,0548	0,0001	193	regra09259	0,1709	0,0699	0,0144
42	regra34352	0,1463	0,0523	0,0051	118	regra04754	0,4057	0,0684	<,0001	194	regra04504	0,3165	0,0826	0,0001
43	regra04348	0,7007	0,0558	<,0001	119	regra29461	0,1695	0,0482	0,0004	195	regra19910	0,4055	0,0634	<,0001
44	regra09335	0,1738	0,0544	0,0014	120	regra25353	0,3721	0,0605	<,0001	196	regra05186	0,3748	0,0867	<,0001
45	regra11264	0,7424	0,0639	<,0001	121	regra24525	0,3772	0,0633	<,0001	197	regra20642	0,5480	0,0513	<,0001
46	regra00235	0,7168	0,0816	<,0001	122	regra06797	0,4626	0,0507	<,0001	198	regra21418	0,2603	0,0606	<,0001
47	regra15224	0,1925	0,0539	0,0004	123	regra00994	0,2175	0,0724	0,0027	199	regra15109	0,4419	0,0710	<,0001
48	regra12431	0,1545	0,0644	0,0164	124	regra01169	0,3372	0,0726	<,0001	200	regra12477	0,1803	0,0609	0,0031
49	regra32315	0,1317	0,0499	0,0083	125	regra16498	0,2617	0,0657	<,0001	201	regra00574	1,7915	0,0740	<,0001
50	regra22793	0,3183	0,0538	<,0001	126	regra03423	0,1593	0,0692	0,0214	202	regra00378	0,5135	0,0943	<,0001
51	regra26899	0,2046	0,0643	0,0015	127	regra29296	0,1639	0,0550	0,0029	203	regra10341	0,4566	0,0773	<,0001
52	regra12317	0,4525	0,0567	<,0001	128	regra21289	0,1839	0,0462	<,0001	204	regra28936	0,1693	0,0563	0,0026
53	regra14685	0,1679	0,0576	0,0036	129	regra11277	0,2753	0,0608	<,0001	205	regra12740	0,1533	0,0770	0,0464
54	regra00243	0,5238	0,0724	<,0001	130	regra24714	0,3395	0,0350	<,0001	206	regra01021	0,2265	0,0666	0,0007
55	regra20373	0,2803	0,0567	<,0001	131	regra22403	0,2283	0,0629	0,0003	207	regra31406	0,1899	0,0364	<,0001
56	regra20263	0,3474	0,0623	<,0001	132	regra24417	0,4009	0,0407	<,0001	208	regra24849	0,4402	0,0564	<,0001
57	regra07087	0,2042	0,0634	0,0013	133	regra03884	0,6170	0,0678	<,0001	209	regra21219	0,4199	0,0557	<,0001
58	regra30835	0,0945	0,0410	0,0212	134	regra21214	0,3325	0,0602	<,0001	210	regra28772	0,3258	0,0451	<,0001
59	regra19349	0,2546	0,0580	<,0001	135	regra00870	0,3806	0,0634	<,0001	211	regra15462	0,4681	0,0797	<,0001
60	regra17142	0,6254	0,0641	<,0001	136	regra01078	0,3816	0,0762	<,0001	212	regra15777	0,5319	0,0712	<,0001
61	regra01533	0,4168	0,0611	<,0001	137	regra03026	1,2068	0,0694	<,0001	213	regra18058	0,1216	0,0518	0,0189
62	regra01291	0,6105	0,0725	<,0001	138	regra08525	0,5233	0,0672	<,0001	214	regra28684	0,1169	0,0484	0,0156
63	regra10070	0,2050	0,0648	0,0016	139	regra22923	0,2006	0,0564	0,0004	215	regra03300	0,5610	0,0873	<,0001
64	regra03709	0,3050	0,0669	<,0001	140	regra18465	0,1192	0,0496	0,0163	216	regra13943	0,5167	0,0704	<,0001
65	regra26124	0,1420	0,0560	0,0113	141	regra06767	0,2933	0,0718	<,0001	217	regra09232	0,5185	0,0862	<,0001
66	regra01243	0,7220	0,0693	<,0001	142	regra13487	0,5189	0,0641	<,0001	218	regra13645	0,5671	0,0742	<,0001
67	regra01404	0,5441	0,0702	<,0001	143	regra18627	0,2559	0,0466	<,0001	219	regra01886	0,6632	0,0957	<,0001
68	regra18001	0,3097	0,0539	<,0001	144	regra33245	0,1576	0,0344	<,0001	220	regra32316	0,1074	0,0386	0,0053
69	regra02055	0,1298	0,0620	0,0362	145	regra01589	0,4126	0,0723	<,0001	221	regra00571	0,3720	0,0999	0,0002
70	regra27189	0,2492	0,0550	<,0001	146	regra15030	0,3868	0,0618	<,0001	222	regra03138	0,4754	0,0944	<,0001
71	regra07050	0,4224	0,0675	<,0001	147	regra05744	0,2940	0,0535	<,0001	223	regra01768	0,3462	0,0785	<,0001
72	regra11966	0,2951	0,0649	<,0001	148	regra19257	0,1189	0,0401	0,0030	224	regra02682	0,8221	0,0993	<,0001
73	regra07355	0,3292	0,0628	<,0001	149	regra28682	0,1477	0,0322	<,0001	225	regra19071	0,7290	0,0673	<,0001
74	regra27702	0,1555	0,0397	<,0001	150	regra04613	0,1818</							

#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor
0	Intercepto	-4,3352	0,0190	<,0001	50	regra07050	0,5344	0,0671	<,0001	99	regra21214	0,4330	0,0577	<,0001
1	regra00002	1,8913	0,1031	<,0001	51	regra07413	0,3807	0,0731	<,0001	100	regra21686	0,2409	0,0557	<,0001
2	regra00092	0,7091	0,1041	<,0001	52	regra07508	0,3732	0,0717	<,0001	101	regra21904	0,1697	0,0600	0,0047
3	regra00122	1,6450	0,1044	<,0001	53	regra08152	0,1474	0,0582	0,0114	102	regra21949	0,5157	0,0597	<,0001
4	regra00146	1,9285	0,0693	<,0001	54	regra08331	0,2317	0,0553	<,0001	103	regra22086	0,5773	0,0454	<,0001
5	regra00186	1,0813	0,0733	<,0001	55	regra08799	0,3542	0,0506	<,0001	104	regra22503	0,4136	0,0621	<,0001
6	regra00187	0,5732	0,0760	<,0001	56	regra09232	0,6443	0,0851	<,0001	105	regra22923	0,3119	0,0590	<,0001
7	regra00237	1,4682	0,0655	<,0001	57	regra09259	0,3370	0,0612	<,0001	106	regra23037	0,1940	0,0662	0,0034
8	regra00394	1,1115	0,0705	<,0001	58	regra09644	0,4499	0,0510	<,0001	107	regra23152	0,2368	0,0540	<,0001
9	regra00400	0,8073	0,0738	<,0001	59	regra09881	0,5654	0,0511	<,0001	108	regra24091	0,2801	0,0502	<,0001
10	regra00458	2,1227	0,0582	<,0001	60	regra10165	0,6972	0,0590	<,0001	109	regra24092	0,1691	0,0673	0,0120
11	regra00718	0,6617	0,0522	<,0001	61	regra10883	0,4270	0,0478	<,0001	110	regra24479	0,5850	0,0555	<,0001
12	regra00795	0,7736	0,0758	<,0001	62	regra10991	0,1640	0,0666	0,0138	111	regra24535	0,3506	0,0537	<,0001
13	regra00931	0,6119	0,0576	<,0001	63	regra11566	0,4443	0,0547	<,0001	112	regra24633	0,4271	0,0507	<,0001
14	regra00971	0,5603	0,0625	<,0001	64	regra11595	0,2044	0,0559	0,0003	113	regra24702	0,1821	0,0522	0,0005
15	regra01176	0,4917	0,0577	<,0001	65	regra11852	0,2042	0,0467	<,0001	114	regra25415	0,2247	0,0521	<,0001
16	regra01243	0,8583	0,0652	<,0001	66	regra11857	0,1694	0,0677	0,0124	115	regra25850	0,3212	0,0536	<,0001
17	regra01278	0,9504	0,0633	<,0001	67	regra12679	0,4195	0,0731	<,0001	116	regra26198	0,3244	0,0573	<,0001
18	regra01291	0,8678	0,0663	<,0001	68	regra12740	0,4188	0,0714	<,0001	117	regra27328	0,2716	0,0499	<,0001
19	regra01433	0,2871	0,0621	<,0001	69	regra13055	0,3580	0,0476	<,0001	118	regra27395	0,1749	0,0574	0,0023
20	regra01491	0,8040	0,0673	<,0001	70	regra13502	0,4569	0,0537	<,0001	119	regra27499	0,2034	0,0602	0,0007
21	regra01589	1,2183	0,0607	<,0001	71	regra13645	0,5856	0,0656	<,0001	120	regra27583	0,3224	0,0503	<,0001
22	regra02109	0,6935	0,0622	<,0001	72	regra14053	0,3242	0,0560	<,0001	121	regra27679	0,2021	0,0488	<,0001
23	regra02122	0,7928	0,0803	<,0001	73	regra14465	0,3256	0,0568	<,0001	122	regra27760	0,2481	0,0531	<,0001
24	regra02385	1,3527	0,0549	<,0001	74	regra14692	0,2876	0,0483	<,0001	123	regra27794	0,2276	0,0488	<,0001
25	regra02548	0,2638	0,0536	<,0001	75	regra15224	0,2161	0,0513	<,0001	124	regra27961	0,1391	0,0544	0,0106
26	regra02812	0,6974	0,0561	<,0001	76	regra15457	0,4730	0,0416	<,0001	125	regra28344	0,1284	0,0562	0,0222
27	regra03005	0,6158	0,0612	<,0001	77	regra15462	0,5196	0,0775	<,0001	126	regra28578	0,2193	0,0502	<,0001
28	regra03025	0,7443	0,0666	<,0001	78	regra15491	0,6004	0,0675	<,0001	127	regra28585	0,1817	0,0379	<,0001
29	regra03026	1,2911	0,0568	<,0001	79	regra15777	0,4811	0,0696	<,0001	128	regra28684	0,1785	0,0382	<,0001
30	regra03073	0,6847	0,0608	<,0001	80	regra16221	0,3483	0,0512	<,0001	129	regra28931	0,1548	0,0558	0,0055
31	regra03086	0,7145	0,0664	<,0001	81	regra16237	0,6018	0,0378	<,0001	130	regra28994	0,2867	0,0508	<,0001
32	regra03138	1,1737	0,0572	<,0001	82	regra16351	0,1838	0,0484	0,0001	131	regra29184	0,1455	0,0386	0,0002
33	regra03688	1,0809	0,0537	<,0001	83	regra16439	0,1724	0,0595	0,0037	132	regra29253	0,2276	0,0439	<,0001
34	regra03718	0,8007	0,0529	<,0001	84	regra16558	0,4778	0,0647	<,0001	133	regra29336	0,1052	0,0458	0,0217
35	regra03805	0,1580	0,0557	0,0045	85	regra17142	0,7163	0,0591	<,0001	134	regra29715	0,2799	0,0404	<,0001
36	regra03809	0,7248	0,0592	<,0001	86	regra17275	0,7380	0,0504	<,0001	135	regra29792	0,2577	0,0341	<,0001
37	regra03851	0,3284	0,0728	<,0001	87	regra17530	0,5597	0,0487	<,0001	136	regra29903	0,2731	0,0485	<,0001
38	regra04348	0,7742	0,0537	<,0001	88	regra17776	0,2468	0,0397	<,0001	137	regra30239	0,2390	0,0411	<,0001
39	regra04406	0,5350	0,0670	<,0001	89	regra18260	0,1556	0,0608	0,0105	138	regra30573	0,0960	0,0343	0,0051
40	regra04733	0,5976	0,0658	<,0001	90	regra19086	0,1927	0,0564	0,0006	139	regra31284	0,1895	0,0398	<,0001
41	regra04970	0,1740	0,0824	0,0347	91	regra19393	0,1216	0,0594	0,0406	140	regra31995	0,1643	0,0451	0,0003
42	regra05098	0,4640	0,0654	<,0001	92	regra19827	0,2896	0,0451	<,0001	141	regra32163	0,2208	0,0390	<,0001
43	regra05150	0,3655	0,0648	<,0001	93	regra19844	0,3055	0,0528	<,0001	142	regra32384	0,0901	0,0368	0,0143
44	regra05225	0,7118	0,0700	<,0001	94	regra19987	0,2949	0,0646	<,0001	143	regra33243	0,1651	0,0510	0,0012
45	regra05343	0,5461	0,0738	<,0001	95	regra20317	0,1796	0,0550	0,0011	144	regra33351	0,2408	0,0395	<,0001
46	regra05827	0,4773	0,0606	<,0001	96	regra20380	0,3053	0,0454	<,0001	145	regra33375	0,1394	0,0411	0,0007
47	regra05959	0,2433	0,0723	0,0008	97	regra20956	0,2952	0,0554	<,0001	146	regra33497	0,1229	0,0497	0,0134
48	regra06191	0,5450	0,0575	<,0001	98	regra21011	0,1985	0,0525	0,0002	147	regra34009	0,1412	0,0488	0,0038
49	regra06956	0,7345	0,0628	<,0001										

Tabela 4.22: Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica stepwise para o conjunto Confiança_040. Esse conjunto tem 147 regras.

#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor	#	Variável	β Estimado	Erro Padrão	p-valor
0	Intercepto	-4,1287	0,0181	<,0001	41	regra04721	0,6452	0,0648	<,0001	82	regra21825	0,5848	0,0565	<,0001
1	regra00002	1,8450	0,0946	<,0001	42	regra04746	0,2709	0,0653	<,0001	83	regra22072	0,4384	0,0570	<,0001
2	regra00073	0,8780	0,0848	<,0001	43	regra05082	0,5328	0,0485	<,0001	84	regra22359	0,2299	0,0569	<,0001
3	regra00122	1,6984	0,0956	<,0001	44	regra05225	1,1084	0,0575	<,0001	85	regra22738	0,5396	0,0560	<,0001
4	regra00147	1,9941	0,0666	<,0001	45	regra05324	0,7319	0,0536	<,0001	86	regra22794	0,5589	0,0444	<,0001
5	regra00164	1,1589	0,0840	<,0001	46	regra06142	0,5532	0,0614	<,0001	87	regra23274	0,3707	0,0532	<,0001
6	regra00177	0,6812	0,0868	<,0001	47	regra06389	0,4552	0,0610	<,0001	88	regra23719	0,5217	0,0558	<,0001
7	regra00198	0,6321	0,0749	<,0001	48	regra06413	0,3084	0,0625	<,0001	89	regra24181	0,4414	0,0552	<,0001
8	regra00240	1,0015	0,0693	<,0001	49	regra06818	0,3257	0,0597	<,0001	90	regra24185	0,1441	0,0523	0,0058
9	regra00246	0,5591	0,0783	<,0001	50	regra07125	0,3962	0,0553	<,0001	91	regra24463	0,5549	0,0360	<,0001
10	regra00376	0,7195	0,0670	<,0001	51	regra07350	0,3866	0,0609	<,0001	92	regra24631	0,2355	0,0488	<,0001
11	regra00394	1,1437	0,0694	<,0001	52	regra08150	0,3329	0,0588	<,0001	93	regra24936	0,1666	0,0524	0,0015
12	regra00416	0,4858	0,0758	<,0001	53	regra08162	0,5714	0,0615	<,0001	94	regra24989	0,4257	0,0526	<,0001
13	regra00483	1,5004	0,0766	<,0001	54	regra08686	0,7479	0,0523	<,0001	95	regra25673	0,3850	0,0428	<,0001
14	regra00540	0,9148	0,0700	<,0001	55	regra09071	0,3649	0,0580	<,0001	96	regra25813	0,3092	0,0863	0,0003
15	regra00561	0,6359	0,0623	<,0001	56	regra09395	0,3392	0,0599	<,0001	97	regra25972	0,1468	0,0443	0,0009
16	regra00642	0,6530	0,0666	<,0001	57	regra10354	0,4092	0,0550	<,0001	98	regra26586	0,3131	0,0532	<,0001
17	regra00932	0,5889	0,0569	<,0001	58	regra11213	0,7020	0,0438	<,0001	99	regra26886	0,1977	0,0578	0,0006
18	regra00952	0,7802	0,0639	<,0001	59	regra11264	0,8089	0,0582	<,0001	100	regra27011	0,1871	0,0875	0,0325
19	regra01015	0,6164	0,0694	<,0001	60	regra11488	0,8211	0,0514	<,0001	101	regra27057	0,1747	0,0550	0,0015
20	regra01291	0,8365	0,0658	<,0001	61	regra11610	0,1894	0,0660	0,0041	102	regra27446	0,1413	0,0445	0,0015
21	regra01355	0,6835	0,0601	<,0001	62	regra11704	0,1653	0,0572	0,0039	103	regra27625	0,2270	0,0519	<,0001
22	regra01391	0,6851	0,0696	<,0001	63	regra13590	0,2929	0,0583	<,0001	104	regra28188	0,1050	0,0387	0,0066
23	regra01542	1,0470	0,0609	<,0001	64	regra14168	0,5744	0,0517	<,0001	105	regra29041	0,2571	0,0535	<,0001
24	regra01565	0,4307	0,0621	<,0001	65	regra15232	0,2162	0,0512	<,0001	106	regra29185	0,1334	0,0545	0,0144
25	regra01695	0,6458	0,0568	<,0001	66	regra15409	0,9327	0,0408	<,0001	107	regra29505	0,2586	0,0467	<,0001
26	regra01854	1,3573	0,0558	<,0001	67	regra17543	0,2739	0,0587	<,0001	108	regra29772	0,1540	0,0528	0,0035
27	regra02099	1,0278	0,0552	<,0001	68	regra17556	0,2657	0,0525	<,0001	109	regra29903	0,1406	0,0497	0,0047
28	regra02109	0,6129	0,0621	<,0001	69	regra18495	0,2086	0,0490	<,0001	110	regra30647	0,2377	0,0556	<,0001
29	regra02680	0,6547	0,0676	<,0001	70	regra18739	0,8284	0,0384	<,0001	111	regra30768	0,0865	0,0316	0,0062
30	regra02734	1,1818	0,0579	<,0001	71	regra19130	0,2008	0,0489	<,0001	112	regra31074	0,1403	0,0261	<,0001
31	regra02768	0,1349	0,0547	0,0137	72	regra19195	0,4071	0,0553	<,0001	113	regra31656	0,1100	0,0305	0,0003
32	regra02991	0,4834	0,0613	<,0001	73	regra19265	0,6493	0,0422	<,0001	114	regra31765	0,0829	0,0321	0,0098
33	regra03007	0,7119	0,0565	<,0001	74	regra19310	0,6629	0,0424	<,0001	115	regra31993	0,1219	0,0286	<,0001
34	regra03058	0,9196	0,0538	<,0001	75	regra19530	0,1344	0,0539	0,0127	116	regra32003	0,1264	0,0321	<,0001
35	regra03060	0,2207	0,0656	0,0008	76	regra20037	0,5536	0,0514	<,0001	117	regra32827	0,1208	0,0526	0,0218
36	regra03314	0,8885	0,0600	<,0001	77	regra20052	0,5096	0,0513	<,0001	118	regra33396	0,2650	0,0502	<,0001
37	regra03377	0,6229	0,0683	<,0001	78	regra20826	0,2228	0,0552	<,0001	119	regra33497	0,1466	0,0493	0,0029
38	regra03809	0,8386	0,0574	<,0001	79	regra21214	0,4897	0,0570	<,0001	120	regra33513	0,3339	0,0521	<,0001
39	regra04477	0,4997	0,0722	<,0001	80	regra21415	0,3894	0,0538	<,0001	121	regra33592	0,1070	0,0282	0,0001
40	regra04613	0,6698	0,0525	<,0001	81	regra21708	0,5102	0,0487	<,0001					

Tabela 4.23: Regras selecionadas e estimativas do modelo utilizando a técnica stepwise para o conjunto *Confiança_030*. Esse conjunto tem 121 regras.

Medidas de Ajuste dos Modelos

Para avaliar o ajuste dos modelos, é possível verificar as medidas de ajuste dos modelos expostas na Tabela 4.24. Em suma, todos os modelos satisfizeram os critérios de convergência do *software*, os erros padrão atribuídos à estimação dos parâmetros β tiveram bom comportamento e, como atestado pelos resultados dos testes de *máxima verossimilhança*, *score*, *Wald* e pela estatística *Deviance*, os modelos apresentaram ajuste adequado aos dados.

Com relação ao teste de *Hosmer e Lemershow*, os modelos não apresentaram o ajuste desejado. Entretanto, esse teste, de forma geral, segmenta os valores observados e os esperados em diversas faixas de casos e calcula uma estatística comparando esses valores. Porém, para modelos de regressão logística nos quais as variáveis explicativas são contínuas, as classes são desbalanceadas ou o tamanho da amostra é muito grande, o uso dessa estatística vem

sendo repensado (HL00).

Uma observação relacionada à estatística *Deviance* é que, em suma, o teste de hipótese avaliado nela é de que o modelo é bem ajustado se comparado ao modelo saturado. Logo, o desejável é não rejeitar o teste, ou seja, para essa estatística, busca-se um valor-p maior que 0,05.

Teste/Estatística		CONJUNTO DE REGRAS				
		SUORTE_050	MEDIDAF_050	CONFIANÇA_050	CONFIANÇA_040	CONFIANÇA_030
Máxima Verossimilhança	Qui-Quadrado	26.195,7494	26.169,4231	29.367,2000	25.784,0324	23.874,7728
	Graus de Liberdade	89	108	226	147	121
	P-valor	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
Score	Qui-Quadrado	34.697,5416	35.581,7740	44304,5722	41.922,4771	40.463,3412
	Graus de Liberdade	89	108	226	147	121
	P-valor	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
Wald	Qui-Quadrado	22.620,3355	22.765,5636	24765,1829	23.079,2670	21.602,5165
	Graus de Liberdade	89	108	226	147	121
	P-valor	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
Hosmer e Lemeshow	Qui-Quadrado	24,5891	34,4364	62,2356	136,1408	166,8878
	Graus de Liberdade	8	8	8	8	8
	P-valor	0,0018	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
Deviance	Valor	100.099,4950	97.320,2795	99.596,9423	80.274,4256	68.990,6598
	Graus de Liberdade	200.000	180.000	200.000	120.000	89.000
	P-valor	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Área sob a Curva ROC (AROC)		0,805	0,807	0,820	0,801	0,788

Tabela 4.24: Quadro comparativo contendo as métricas de ajuste dos modelos para os diferentes conjuntos de regras.

Área sob a Curva ROC (AROC)

Além das medidas de ajuste do modelo, a Tabela 4.24 traz a área sob a curva ROC (AROC) de cada um dos cinco conjuntos de regras. A AROC não é propriamente uma medida de ajuste do modelo, mas sim uma métrica para aferir a capacidade de predição dos modelos, ou seja, deles conseguirem classificar (ou discriminar) as instâncias entre as classes *{fraude e legítima}* corretamente. A Tabela 4.25, discutida na *Fundamentação Teórica*, fornece um mapa para, através do valor da AROC, definir o poder de classificação de um modelo.

Valor AROC	Poder de Classificação
AROC = 0,5	Não há
$0,7 \leq \text{AROC} < 0,8$	Aceitável
$0,8 \leq \text{AROC} < 0,9$	Muito bom
$\text{AROC} \geq 0,9$	Excelente

Tabela 4.25: Poder de classificação de um modelo dado pela AROC.

Ao se comparar a AROC dos modelos expostos na Tabela 4.24 com a Tabela 4.25, é possível concluir que quatro (*Suporte_050*, *MedidaF_050*, *Confiança_050*, *Confiança_040*) dos cinco modelos apresentam um poder de classificação *Muito bom*, enquanto que apenas um modelo (*Confiança_030*) apresenta poder de classificação *Aceitável*. Dessa métrica, é possível discutir, também, como os modelos se comportaram diante da *Maldição da Dimensionalidade*. Como discutido na seção *Fundamentação Teórica*, esse fenômeno faz com que modelos com muitas variáveis se ajustem perfeitamente aos dados de treinamento e não apresentem bons resultados em dados desconhecidos pelo classificador. Segundo (HL00),

modelos cujos valores da área sob a curva ROC sejam maiores ou iguais a 0,90 mostram uma maior tendência a sofrerem desse fenômeno. Enfim, como a AROC dos modelos não está nessa faixa de valor, há um indicativo de que, apesar deles possuírem uma quantidade considerável de variáveis, eles não sofreram da *Maldição da Dimensionalidade*. Entretanto, esse tópico será observado e discutido em mais detalhes adiante durante a validação dos modelos, pois nessa etapa, os classificadores serão submetidos a dados não utilizados durante a fase de treinamento.

A Tabela 4.26, por sua vez, contém todas as combinações possíveis e a quantidade de regras que cada combinação possui. Ela é um espelho da Tabela 4.12 com a diferença que a última mostra a quantidade de regras que cada combinação continha antes da modelagem de regressão logística e a Tabela 4.26 mostra o mesmo conceito, porém após a regressão logística. Assim, é possível observar que, ao final do processo, as combinações nas quais os conjuntos ordenados pela métrica *confiança* estavam presentes ganharam representatividade na quantidade de regras únicas ao final do processo. Por exemplo, antes da regressão logística, as regras existentes unicamente no conjunto *Confiança_050* representavam 20% das regras únicas, mas, ao final do processo, as regras que permaneceram nesse conjunto passaram a representar 28% das regras únicas.

Conjuntos de Regras	Regras (#)	Representatividade
CONFIANÇA_050	156	28%
SUPORTE_050	59	10%
MEDIDAF_050	53	9%
CONFIANÇA_030	94	17%
CONFIANÇA_040	92	16%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050	0	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050	20	4%
CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_030	7	1%
CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_040	35	6%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050	19	3%
SUPORTE_050, CONFIANÇA_030	4	1%
SUPORTE_050, CONFIANÇA_040	2	0%
MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	2	0%
MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	6	1%
CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	4	1%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, MEDIDAF_050	0	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, CONFIANÇA_030	0	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, CONFIANÇA_040	0	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	0	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	2	0%
CONFIANÇA_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	4	1%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	4	1%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	0	0%
MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	0	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030	0	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040	0	0%
CONFIANÇA_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	1	0%
CONFIANÇA_050, SUPORTE_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	0	0%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_030, CONFIANÇA_040	0	0%
SUPORTE_050, MEDIDAF_050, CONFIANÇA_040, CONFIANÇA_030	1	0%
Total	565	100%

Tabela 4.26: Tabela com a quantidade de regras pertencentes a cada combinação de conjuntos na saída da regressão logística.

Definição dos Limiares de Classificação

Após o treinamento e ajuste dos modelos de regressão logística e antes de se fazer a validação deles, é necessário determinar qual será o nível de probabilidade acima do qual as transações serão consideradas fraudulentas. Esse nível, conhecido, entre outros nomes, como *limiar de fraude*, *score de fraude* ou *threshold de fraude* é utilizado pelo classificador para definir se a transação será classificada como *fraudulenta* ou *legítima*. A Figura 4.4 ilustra o momento no qual o *limiar de fraude* é usado no processo de classificação.

Figura 4.4: Um esquema visual para facilitar a compreensão do uso do score de fraude.

A abordagem usada nesse trabalho para a definição de cada um dos limiares de fraudes de cada um dos conjuntos de regras foi a comparação das métricas *cobertura/sensibilidade* e *especificidade* discutidas na seção *Fundamentação Teórica*. Nos modelos de classificação, a *cobertura/sensibilidade* é uma métrica para mensurar a capacidade do classificador detectar corretamente as amostras positivas (fraudes) e é dada pela razão entre as transações corretamente classificadas como fraudulentas e todas as transações fraudulentas. Já a *especificidade* é a métrica análoga para as amostras negativas (legítimas) e é dada pela razão entre as transações corretamente classificadas como legítimas e todas as transações realmente legítimas.

A comparação entre as duas métricas citadas foi feita de forma gráfica e busca o resultado ótimo entre a cobertura das transações fraudulentas e a classificação correta das transações legítimas. Para que a comparação fosse feita, utilizou-se as tabelas de classificação produzidas como saída do *SAS Enterprise Guide 5.1*. A partir dos números expostos nelas, foram construídos diversos gráficos (um para cada conjunto de regras) cujas séries de dados eram a sensibilidade e a especificidade resultantes do treinamento da regressão logística de cada conjunto de regras. Como essas duas métricas, em geral, são inversamente proporcionais, o ponto no qual as séries de dados se cruzam é tido como o ponto ótimo e ele foi escolhido para ser o limiar de fraude. Para todos os cinco conjuntos de regras, essa análise indicou o nível de probabilidade igual a 0,05 como o limiar de fraude. Assim, as Tabelas de 4.27 à 4.31 mostram as tabelas de classificação de cada conjunto de regras e as Figuras 4.5 à 4.9 os seus respectivos gráficos *sensibilidade x especificidade*.

Nível de Probabilidade	Tabela de Classificação							
	Corretas		Incorretas		Percentagens			
	Fraudes	Legítimas	Fraudes	Legítimas	Corretas	Sensibilidade	Especificidade	Falso Positivo
								Falso Negativo
0,00	18.092	-	308.000	-	5,60	100,00	-	94,40
0,02	16.595	120.000	187.000	1.497	42,00	91,70	39,10	91,90
0,04	14.144	203.000	105.000	3.948	66,60	78,20	65,90	88,10
0,06	12.244	241.000	66.838	5.848	77,70	67,70	78,30	84,50
0,08	10.765	262.000	45.966	7.327	83,60	59,50	85,10	81,00
0,10	9.545	274.000	33.471	8.547	87,10	52,80	89,10	77,80
0,12	8.510	282.000	25.443	9.582	89,30	47,00	91,70	74,90
0,14	7.706	288.000	19.821	10.386	90,70	42,60	93,60	72,00
0,16	7.002	292.000	15.613	11.090	91,80	38,70	94,90	69,00
0,18	6.331	295.000	12.650	11.761	92,50	35,00	95,90	66,60
0,20	5.746	297.000	10.362	12.346	93,00	31,80	96,60	64,30
0,22	5.272	299.000	8.565	12.820	93,40	29,10	97,20	61,90
0,24	4.849	301.000	7.204	13.243	93,70	26,80	97,70	59,80
0,26	4.453	302.000	6.040	13.639	94,00	24,60	98,00	57,60
0,28	4.113	303.000	5.085	13.979	94,10	22,70	98,30	55,30
0,30	3.808	303.000	4.357	14.284	94,30	21,00	98,60	53,40
0,32	3.480	304.000	3.737	14.612	94,40	19,20	98,80	51,80
0,34	3.161	305.000	3.218	14.931	94,40	17,50	99,00	50,40
0,36	2.938	305.000	2.772	15.154	94,50	16,20	99,10	48,50
0,38	2.710	305.000	2.392	15.382	94,50	15,00	99,20	46,90
0,40	2.513	306.000	2.053	15.579	94,60	13,90	99,30	45,00
0,42	2.303	306.000	1.785	15.789	94,60	12,70	99,40	43,70
0,44	2.151	306.000	1.548	15.941	94,60	11,90	99,50	41,80
0,46	1.957	306.000	1.337	16.135	94,60	10,80	99,60	40,60
0,48	1.784	307.000	1.161	16.308	94,60	9,90	99,60	39,40
0,50	1.645	307.000	1.009	16.447	94,60	9,10	99,70	38,00
0,52	1.497	307.000	856	16.595	94,60	8,30	99,70	36,40
0,54	1.369	307.000	741	16.723	94,60	7,60	99,80	35,10
0,56	1.239	307.000	652	16.853	94,60	6,80	99,80	34,50
0,58	1.121	307.000	552	16.971	94,60	6,20	99,80	33,00
0,60	1.011	307.000	470	17.081	94,60	5,60	99,80	31,70
0,62	900	307.000	406	17.192	94,60	5,00	99,90	31,10
0,64	807	307.000	342	17.285	94,60	4,50	99,90	29,80
0,66	725	307.000	275	17.367	94,60	4,00	99,90	27,50
0,68	648	308.000	231	17.444	94,60	3,60	99,90	26,30
0,70	570	308.000	193	17.522	94,60	3,20	99,90	25,30
0,72	503	308.000	160	17.589	94,60	2,80	99,90	24,10
0,74	448	308.000	127	17.644	94,50	2,50	100,00	22,10
0,76	392	308.000	98	17.700	94,50	2,20	100,00	20,00
0,78	332	308.000	79	17.760	94,50	1,80	100,00	19,20
0,80	292	308.000	71	17.800	94,50	1,60	100,00	19,60
0,82	244	308.000	59	17.848	94,50	1,30	100,00	19,50
0,84	207	308.000	46	17.885	94,50	1,10	100,00	18,20
0,86	170	308.000	36	17.922	94,50	0,90	100,00	17,50
0,88	135	308.000	25	17.957	94,50	0,70	100,00	15,60
0,90	102	308.000	17	17.990	94,50	0,60	100,00	14,30
0,92	77	308.000	13	18.015	94,50	0,40	100,00	14,40
0,94	46	308.000	6	18.046	94,50	0,30	100,00	11,50
0,96	22	308.000	2	18.070	94,50	0,10	100,00	8,30
0,98	5	308.000	1	18.087	94,40	-	100,00	16,70
1,00	-	308.000	-	18.092	94,40	-	100,00	-

Tabela 4.27: Tabela de classificação da regressão logística do conjunto Suporte_050.

Figura 4.5: Gráfico sensibilidade x especificidade do conjunto Suporte_050.

Nível de Probabilidade	Tabela de Classificação								
	Corretas		Incorretas		Percentagens				
	Fraudes	Legítimas	Fraudes	Legítimas	Corretas	Sensibilidade	Especificidade	Falso Positivo	Falso Negativo
0,00	18.092	-	308.000	-	5,60	100,00	-	94,40	-
0,02	16.638	120.000	187.000	1.454	42,10	92,00	39,20	91,80	1,20
0,04	14.214	203.000	105.000	3.878	66,70	78,60	66,00	88,00	1,90
0,06	12.157	241.000	66.686	5.935	77,70	67,20	78,30	84,60	2,40
0,08	10.594	262.000	45.774	7.498	83,70	58,60	85,10	81,20	2,80
0,10	9.325	275.000	33.115	8.767	87,10	51,50	89,20	78,00	3,10
0,12	8.353	283.000	24.964	9.739	89,30	46,20	91,90	74,90	3,30
0,14	7.476	288.000	19.370	10.616	90,80	41,30	93,70	72,20	3,60
0,16	6.783	292.000	15.385	11.309	91,80	37,50	95,00	69,40	3,70
0,18	6.167	295.000	12.421	11.925	92,50	34,10	96,00	66,80	3,90
0,20	5.665	298.000	10.153	12.427	93,10	31,30	96,70	64,20	4,00
0,22	5.165	299.000	8.420	12.927	93,40	28,50	97,30	62,00	4,10
0,24	4.781	301.000	7.092	13.311	93,70	26,40	97,70	59,70	4,20
0,26	4.384	302.000	6.027	13.708	93,90	24,20	98,00	57,90	4,30
0,28	4.067	303.000	5.109	14.025	94,10	22,50	98,30	55,70	4,40
0,30	3.729	303.000	4.346	14.363	94,30	20,60	98,60	53,80	4,50
0,32	3.471	304.000	3.745	14.621	94,40	19,20	98,80	51,90	4,60
0,34	3.205	305.000	3.214	14.887	94,40	17,70	99,00	50,10	4,70
0,36	2.967	305.000	2.759	15.125	94,50	16,40	99,10	48,20	4,70
0,38	2.711	305.000	2.410	15.381	94,50	15,00	99,20	47,10	4,80
0,40	2.517	306.000	2.091	15.575	94,60	13,90	99,30	45,40	4,80
0,42	2.312	306.000	1.831	15.780	94,60	12,80	99,40	44,20	4,90
0,44	2.142	306.000	1.584	15.950	94,60	11,80	99,50	42,50	5,00
0,46	1.987	306.000	1.389	16.105	94,60	11,00	99,50	41,10	5,00
0,48	1.831	307.000	1.214	16.261	94,60	10,10	99,60	39,90	5,00
0,50	1.691	307.000	1.057	16.401	94,60	9,30	99,70	38,50	5,10
0,52	1.571	307.000	910	16.521	94,70	8,70	99,70	36,70	5,10
0,54	1.449	307.000	789	16.643	94,60	8,00	99,70	35,30	5,10
0,56	1.342	307.000	690	16.750	94,60	7,40	99,80	34,00	5,20
0,58	1.255	307.000	593	16.837	94,70	6,90	99,80	32,10	5,20
0,60	1.152	307.000	518	16.940	94,60	6,40	99,80	31,00	5,20
0,62	1.049	307.000	448	17.043	94,60	5,80	99,90	29,90	5,30
0,64	951	307.000	389	17.141	94,60	5,30	99,90	29,00	5,30
0,66	861	307.000	339	17.231	94,60	4,80	99,90	28,30	5,30
0,68	762	307.000	282	17.330	94,60	4,20	99,90	27,00	5,30
0,70	653	308.000	237	17.439	94,60	3,60	99,90	26,60	5,40
0,72	580	308.000	195	17.512	94,60	3,20	99,90	25,20	5,40
0,74	503	308.000	162	17.589	94,60	2,80	99,90	24,40	5,40
0,76	450	308.000	131	17.642	94,50	2,50	100,00	22,50	5,40
0,78	391	308.000	99	17.701	94,50	2,20	100,00	20,20	5,40
0,80	324	308.000	67	17.768	94,50	1,80	100,00	17,10	5,50
0,82	274	308.000	53	17.818	94,50	1,50	100,00	16,20	5,50
0,84	219	308.000	40	17.873	94,50	1,20	100,00	15,40	5,50
0,86	168	308.000	27	17.924	94,50	0,90	100,00	13,80	5,50
0,88	119	308.000	17	17.973	94,50	0,70	100,00	12,50	5,50
0,90	88	308.000	13	18.004	94,50	0,50	100,00	12,90	5,50
0,92	59	308.000	9	18.033	94,50	0,30	100,00	13,20	5,50
0,94	36	308.000	8	18.056	94,50	0,20	100,00	18,20	5,50
0,96	15	308.000	3	18.077	94,50	0,10	100,00	16,70	5,50
0,98	2	308.000	-	18.090	94,40	-	100,00	-	5,60
1,00	-	308.000	-	18.092	94,40	-	100,00	-	5,60

Tabela 4.28: Tabela de classificação da regressão logística do conjunto MedidaF_050.

Figura 4.6: Gráfico sensibilidade x especificidade do conjunto MedidaF_050.

Nível de Probabilidade	Tabela de Classificação							
	Corretas		Incorretas		Percentagens			
	Fraudes	Legítimas	Fraudes	Legítimas	Corretas	Sensibilidade	Especificidade	Falso Positivo
0,00	18.092	-	308.000	-	5,60	100,00	-	94,40
0,02	16.654	127.000	181.000	1.438	44,10	92,10	41,30	91,60
0,04	14.127	212.000	96.002	3.965	69,30	78,10	68,80	87,20
0,06	12.216	248.000	60.175	5.876	79,70	67,50	80,40	83,10
0,08	10.774	266.000	41.644	7.318	85,00	59,60	86,50	79,40
0,10	9.668	277.000	30.761	8.424	88,00	53,40	90,00	76,10
0,12	8.704	284.000	23.542	9.388	89,90	48,10	92,40	73,00
0,14	7.906	289.000	18.644	10.186	91,20	43,70	93,90	70,20
0,16	7.271	293.000	15.106	10.821	92,00	40,20	95,10	67,50
0,18	6.712	295.000	12.356	11.380	92,70	37,10	96,00	64,80
0,20	6.197	297.000	10.269	11.895	93,20	34,30	96,70	62,40
0,22	5.758	299.000	8.650	12.334	93,60	31,80	97,20	60,00
0,24	5.388	300.000	7.369	12.704	93,80	29,80	97,60	57,80
0,26	5.014	301.000	6.322	13.078	94,00	27,70	97,90	55,80
0,28	4.691	302.000	5.489	13.401	94,20	25,90	98,20	53,90
0,30	4.403	303.000	4.763	13.689	94,30	24,30	98,50	52,00
0,32	4.123	304.000	4.153	13.969	94,40	22,80	98,70	50,20
0,34	3.862	304.000	3.628	14.230	94,50	21,30	98,80	48,40
0,36	3.645	305.000	3.172	14.447	94,60	20,10	99,00	46,50
0,38	3.418	305.000	2.786	14.674	94,60	18,90	99,10	44,90
0,40	3.217	305.000	2.464	14.875	94,70	17,80	99,20	43,40
0,42	3.023	306.000	2.184	15.069	94,70	16,70	99,30	41,90
0,44	2.842	306.000	1.920	15.250	94,70	15,70	99,40	40,30
0,46	2.665	306.000	1.718	15.427	94,70	14,70	99,40	39,20
0,48	2.490	306.000	1.511	15.602	94,70	13,80	99,50	37,80
0,50	2.348	306.000	1.330	15.744	94,80	13,00	99,60	36,20
0,52	2.187	307.000	1.171	15.905	94,80	12,10	99,60	34,90
0,54	2.038	307.000	1.042	16.054	94,80	11,30	99,70	33,80
0,56	1.884	307.000	911	16.208	94,70	10,40	99,70	32,60
0,58	1.765	307.000	814	16.327	94,70	9,80	99,70	31,60
0,60	1.647	307.000	714	16.445	94,70	9,10	99,80	30,20
0,62	1.522	307.000	635	16.570	94,70	8,40	99,80	29,40
0,64	1.401	307.000	557	16.691	94,70	7,70	99,80	28,40
0,66	1.295	307.000	495	16.797	94,70	7,20	99,80	27,70
0,68	1.204	307.000	433	16.888	94,70	6,70	99,90	26,50
0,70	1.099	307.000	368	16.993	94,70	6,10	99,90	25,10
0,72	1.000	307.000	304	17.092	94,70	5,50	99,90	23,30
0,74	907	307.000	261	17.185	94,60	5,00	99,90	22,30
0,76	822	308.000	228	17.270	94,60	4,50	99,90	21,70
0,78	728	308.000	198	17.364	94,60	4,00	99,90	21,40
0,80	652	308.000	158	17.440	94,60	3,60	99,90	19,50
0,82	580	308.000	128	17.512	94,60	3,20	100,00	18,10
0,84	503	308.000	111	17.589	94,60	2,80	100,00	18,10
0,86	426	308.000	82	17.666	94,60	2,40	100,00	16,10
0,88	358	308.000	63	17.734	94,50	2,00	100,00	15,00
0,90	275	308.000	47	17.817	94,50	1,50	100,00	14,60
0,92	223	308.000	29	17.869	94,50	1,20	100,00	11,50
0,94	160	308.000	16	17.932	94,50	0,90	100,00	9,10
0,96	93	308.000	2	17.999	94,50	0,50	100,00	2,10
0,98	32	308.000	1	18.060	94,50	0,20	100,00	3,00
1,00	-	308.000	-	18.092	94,40	-	100,00	-

Tabela 4.29: Tabela de classificação da regressão logística do conjunto *Confianca_050*.

Figura 4.7: Gráfico sensibilidade x especificidade do conjunto *Confianca_050*.

Nível de Probabilidade	Tabela de Classificação									
	Corretas		Incorretas		Percentagens					
	Fraudes	Legítimas	Fraudes	Legítimas	Corretas	Sensibilidade	Especificidade	Falso Positivo	Falso Negativo	
0,00	18.092	-	308.000	-	5,60	100,00	-	94,40	-	
0,02	16.770	104.000	204.000	1.322	37,00	92,70	33,80	92,40	1,30	
0,04	13.875	208.000	99.611	4.217	68,10	76,70	67,60	87,80	2,00	
0,06	11.551	249.000	58.548	6.541	80,00	63,80	81,00	83,50	2,60	
0,08	9.956	269.000	39.044	8.136	85,50	55,00	87,30	79,70	2,90	
0,10	8.846	280.000	28.174	9.246	88,50	48,90	90,80	76,10	3,20	
0,12	7.942	286.000	21.305	10.150	90,30	43,90	93,10	72,80	3,40	
0,14	7.167	291.000	16.692	10.925	91,50	39,60	94,60	70,00	3,60	
0,16	6.540	294.000	13.440	11.552	92,30	36,10	95,60	67,30	3,80	
0,18	5.977	297.000	11.044	12.115	92,90	33,00	96,40	64,90	3,90	
0,20	5.483	299.000	9.218	12.609	93,30	30,30	97,00	62,70	4,10	
0,22	5.100	300.000	7.801	12.992	93,60	28,20	97,50	60,50	4,20	
0,24	4.756	301.000	6.713	13.336	93,80	26,30	97,80	58,50	4,20	
0,26	4.427	302.000	5.788	13.665	94,00	24,50	98,10	56,70	4,30	
0,28	4.136	303.000	4.996	13.956	94,20	22,90	98,40	54,70	4,40	
0,30	3.865	303.000	4.348	14.227	94,30	21,40	98,60	52,90	4,50	
0,32	3.615	304.000	3.755	14.477	94,40	20,00	98,80	50,90	4,50	
0,34	3.359	304.000	3.307	14.733	94,50	18,60	98,90	49,60	4,60	
0,36	3.127	305.000	2.936	14.965	94,50	17,30	99,00	48,40	4,70	
0,38	2.948	305.000	2.609	15.144	94,60	16,30	99,20	46,90	4,70	
0,40	2.790	305.000	2.304	15.302	94,60	15,40	99,30	45,20	4,80	
0,42	2.620	306.000	2.025	15.472	94,60	14,50	99,30	43,60	4,80	
0,44	2.481	306.000	1.804	15.611	94,70	13,70	99,40	42,10	4,90	
0,46	2.352	306.000	1.620	15.740	94,70	13,00	99,50	40,80	4,90	
0,48	2.208	306.000	1.456	15.884	94,70	12,20	99,50	39,70	4,90	
0,50	2.075	306.000	1.305	16.017	94,70	11,50	99,60	38,60	5,00	
0,52	1.949	307.000	1.162	16.143	94,70	10,80	99,60	37,40	5,00	
0,54	1.814	307.000	1.012	16.278	94,70	10,00	99,70	35,80	5,00	
0,56	1.726	307.000	915	16.366	94,70	9,50	99,70	34,60	5,10	
0,58	1.605	307.000	813	16.487	94,70	8,90	99,70	33,60	5,10	
0,60	1.502	307.000	711	16.590	94,70	8,30	99,80	32,10	5,10	
0,62	1.390	307.000	631	16.702	94,70	7,70	99,80	31,20	5,20	
0,64	1.276	307.000	566	16.816	94,70	7,10	99,80	30,70	5,20	
0,66	1.183	307.000	502	16.909	94,70	6,50	99,80	29,80	5,20	
0,68	1.096	307.000	451	16.996	94,60	6,10	99,90	29,20	5,20	
0,70	1.016	307.000	394	17.076	94,60	5,60	99,90	27,90	5,30	
0,72	944	307.000	336	17.148	94,60	5,20	99,90	26,30	5,30	
0,74	874	307.000	290	17.218	94,60	4,80	99,90	24,90	5,30	
0,76	797	307.000	245	17.295	94,60	4,40	99,90	23,50	5,30	
0,78	713	308.000	200	17.379	94,60	3,90	99,90	21,90	5,30	
0,80	630	308.000	170	17.462	94,60	3,50	99,90	21,30	5,40	
0,82	549	308.000	145	17.543	94,60	3,00	100,00	20,90	5,40	
0,84	464	308.000	109	17.628	94,60	2,60	100,00	19,00	5,40	
0,86	394	308.000	87	17.698	94,50	2,20	100,00	18,10	5,40	
0,88	319	308.000	74	17.773	94,50	1,80	100,00	18,80	5,50	
0,90	265	308.000	49	17.827	94,50	1,50	100,00	15,60	5,50	
0,92	182	308.000	36	17.910	94,50	1,00	100,00	16,50	5,50	
0,94	126	308.000	20	17.966	94,50	0,70	100,00	13,70	5,50	
0,96	72	308.000	3	18.020	94,50	0,40	100,00	4,00	5,50	
0,98	30	308.000	1	18.062	94,50	0,20	100,00	3,20	5,50	
1,00	-	308.000	-	18.092	94,40	-	100,00	-	5,60	

Tabela 4.30: Tabela de classificação da regressão logística do conjunto Confiança_040.

Figura 4.8: Gráfico sensibilidade x especificidade do conjunto Confiança_040.

Nível de Probabilidade	Tabela de Classificação							
	Corretas		Incorretas		Percentagens			
	Fraudes	Legítimas	Fraudes	Legítimas	Corretas	Sensibilidade	Especificidade	Falso Positivo
0,00	18.092	-	308.000	-	5,60	100,00	-	94,40
0,02	16.824	89.402	218.000	1.268	32,60	93,00	29,10	92,80
0,04	13.519	206.000	102.000	4.573	67,40	74,70	67,00	88,30
0,06	11.179	250.000	57.640	6.913	80,20	61,80	81,30	83,80
0,08	9.506	270.000	37.635	8.586	85,80	52,50	87,80	79,80
0,10	8.349	281.000	26.483	9.743	88,90	46,10	91,40	76,00
0,12	7.412	288.000	19.931	10.680	90,60	41,00	93,50	72,90
0,14	6.662	292.000	15.453	11.430	91,70	36,80	95,00	69,90
0,16	6.083	295.000	12.391	12.009	92,50	33,60	96,00	67,10
0,18	5.615	298.000	10.189	12.477	93,00	31,00	96,70	64,50
0,20	5.154	299.000	8.401	12.938	93,50	28,50	97,30	62,00
0,22	4.788	301.000	7.118	13.304	93,70	26,50	97,70	59,80
0,24	4.459	302.000	6.011	13.633	94,00	24,60	98,00	57,40
0,26	4.151	303.000	5.141	13.941	94,10	22,90	98,30	55,30
0,28	3.870	303.000	4.474	14.222	94,30	21,40	98,50	53,60
0,30	3.610	304.000	3.890	14.482	94,40	20,00	98,70	51,90
0,32	3.349	304.000	3.457	14.743	94,40	18,50	98,90	50,80
0,34	3.143	305.000	3.033	14.949	94,50	17,40	99,00	49,10
0,36	2.934	305.000	2.700	15.158	94,50	16,20	99,10	47,90
0,38	2.763	305.000	2.408	15.329	94,60	15,30	99,20	46,60
0,40	2.598	306.000	2.123	15.494	94,60	14,40	99,30	45,00
0,42	2.468	306.000	1.866	15.624	94,60	13,60	99,40	43,10
0,44	2.319	306.000	1.673	15.773	94,60	12,80	99,50	41,90
0,46	2.174	306.000	1.505	15.918	94,70	12,00	99,50	40,90
0,48	2.050	306.000	1.363	16.042	94,70	11,30	99,60	39,90
0,50	1.926	307.000	1.203	16.166	94,70	10,60	99,60	38,40
0,52	1.816	307.000	1.077	16.276	94,70	10,00	99,70	37,20
0,54	1.719	307.000	963	16.373	94,70	9,50	99,70	35,90
0,56	1.613	307.000	881	16.479	94,70	8,90	99,70	35,30
0,58	1.524	307.000	791	16.568	94,70	8,40	99,70	34,20
0,60	1.423	307.000	689	16.669	94,70	7,90	99,80	32,60
0,62	1.319	307.000	619	16.773	94,70	7,30	99,80	31,90
0,64	1.231	307.000	551	16.861	94,70	6,80	99,80	30,90
0,66	1.152	307.000	482	16.940	94,70	6,40	99,80	29,50
0,68	1.079	307.000	428	17.013	94,60	6,00	99,90	28,40
0,70	996	307.000	386	17.096	94,60	5,50	99,90	27,90
0,72	922	307.000	344	17.170	94,60	5,10	99,90	27,20
0,74	851	307.000	312	17.241	94,60	4,70	99,90	26,80
0,76	770	307.000	274	17.322	94,60	4,30	99,90	26,20
0,78	715	307.000	249	17.377	94,60	4,00	99,90	25,80
0,80	653	308.000	206	17.439	94,60	3,60	99,90	24,00
0,82	586	308.000	169	17.506	94,60	3,20	99,90	22,40
0,84	523	308.000	138	17.569	94,60	2,90	100,00	20,90
0,86	470	308.000	119	17.622	94,60	2,60	100,00	20,20
0,88	394	308.000	95	17.698	94,50	2,20	100,00	19,40
0,90	314	308.000	74	17.778	94,50	1,70	100,00	19,10
0,92	249	308.000	52	17.843	94,50	1,40	100,00	17,30
0,94	190	308.000	32	17.902	94,50	1,10	100,00	14,40
0,96	123	308.000	20	17.969	94,50	0,70	100,00	14,00
0,98	50	308.000	8	18.042	94,50	0,30	100,00	13,80
1,00	-	308.000	-	18.092	94,40	-	100,00	-

Tabela 4.31: Tabela de classificação da regressão logística do conjunto *Confiança_030*.

Figura 4.9: Gráfico sensibilidade x especificidade do conjunto *Confiança_030*.

4.4.3 Validação dos Modelos

A fase de validação dos modelos foi a seguinte após o ajuste dos modelos e a definição dos limiares de fraude. Nessa fase, cada um dos modelos ajustados foi submetido à amostra de validação, que é formada pelo equivalente à 20% da amostra original e continha 76.935 transações legítimas e 4.523 fraudulentas. O objetivo dessa fase é verificar a capacidade de generalização dos modelos, pois a amostra de validação não foi apresentada a eles durante o treinamento (ajuste). Em outras palavras, se as métricas de desempenho dos modelos diante da amostra de validação forem boas, pode-se atestar que a capacidade de generalização dos modelos (classificação de dados desconhecidos) é satisfatória e o trabalho de modelagem foi bem sucedido. A Figura 4.10 retrata as matrizes de confusão para a classificação das amostras de validação de cada um dos cinco conjuntos de regras discutidos ao longo do trabalho.

Quadro Teórico			Suporte_050			MedidaF_050		
CLASSIFICADA	REAL		CLASSIFICADA	REAL		CLASSIFICADA	REAL	
	FRAUDE	LEGÍTIMA		FRAUDE	LEGÍTIMA		FRAUDE	LEGÍTIMA
FRAUDE	VP	FP	FRAUDE	3.292	20.278	FRAUDE	3.999	39.422
LEGÍTIMA	FN	VN	LEGÍTIMA	1.231	56.657	LEGÍTIMA	524	37.513

Confiança_050			Confiança_040			Confiança_030		
CLASSIFICADA	REAL		CLASSIFICADA	REAL		CLASSIFICADA	REAL	
	FRAUDE	LEGÍTIMA		FRAUDE	LEGÍTIMA		FRAUDE	LEGÍTIMA
FRAUDE	3.063	15.166	FRAUDE	3.130	18.378	FRAUDE	3.019	18.197
LEGÍTIMA	1.460	61.769	LEGÍTIMA	1.393	58.557	LEGÍTIMA	1.504	58.738

Figura 4.10: As matrizes de confusão para os dados de validação dos cinco conjuntos de regras.

A matriz de confusão consolida a quantidade de amostras realmente pertencentes a cada uma das classes e também a quantidade de amostras classificadas pelo classificador nas classes {fraude e legítima}. Com isso, é possível calcular uma série de indicadores de desempenho do classificador. Dentre esses indicadores estão a *cobertura/sensibilidade* e a *especificidade*. Como esses indicadores foram calculados para a amostra de treinamento e mensuram a capacidade do classificador classificar corretamente, respectivamente, as amostras positivas e negativas, eles foram calculados para a amostra de validação. Logo, se para cada um dos cinco conjuntos de regras, os resultados desses indicadores para as amostras de treinamento e validação forem equivalentes, há indicações de validade dos modelos e de suas capacidades de generalização. A Tabela 4.32 contém esses dados.

Métrica	Cobertura/Sensibilidade		Especificidade	
	Treinamento	Validação	Treinamento	Validação
SUPORTE_050	67,7%	72,8%	78,3%	73,6%
MEDIDAF_050	67,2%	88,4%	78,3%	48,8%
CONFIANÇA_050	67,5%	67,7%	80,4%	80,3%
CONFIANÇA_040	63,8%	69,2%	81,0%	76,1%
CONFIANÇA_030	61,8%	66,7%	81,3%	76,3%

Tabela 4.32: As métricas cobertura/sensibilidade e a especificidade para as amostras de treinamento e validação para cada um dos cinco conjuntos de regras.

A análise dos dados da Tabela 4.32 mostra, num geral, um grau de equivalência aceitável entre os resultados das amostras de treinamento e de validação para os classificadores. A exceção é o conjunto *MedidaF_050* que para o indicador *cobertura/sensibilidade* apresentou

um descolamento positivo (de 67,2% na amostra de treinamento para 85,5% na amostra de validação) e um descolamento negativo (de 78,3% para 56,0%) para o indicador *especificidade*.

Esse grau de equivalência geral permite concluir que os modelos apresentaram um comportamento válido para conjuntos de instâncias (amostras) diferentes daquelas apresentados aos modelos durante a fase de treinamento. Logo, é possível dizer que não houve nem um super ajustamento dos dados (*overfitting*) nem um ajuste que prejudicasse a capacidade de predição (*underfitting*). Além disso, juntamente com a observação da medida AROC discutida na seção *Medidas de Ajuste dos Modelos*, os resultados obtidos pelos classificadores a partir dos dados de validação permite concluir que os classificadores realmente não foram atingidos pelo fenômeno da *Maldição da Dimensionalidade*.

4.4.4 Avaliação e Comparação dos Indicadores de Desempenho

Após o ajuste e a validação dos modelos, foi feita uma comparação dos resultados obtidos por eles. Essa comparação é uma ferramenta importante para a fase de conclusão do projeto e é suportada por uma série de indicadores de desempenho calculados a partir das matrizes de confusão da Figura 4.10.

Para algumas dessas métricas (*cobertura/sensibilidade*, *precisão (fraudes)*, *precisão (legítimas)*, *acurácia*, *especificidade* e *medida F*), quanto maiores os valores delas, melhor é o resultado final. Por outro lado, para outras (*relação legítimas/fraudes* e *taxa de falso-positivo*), quanto menores seus valores, melhor. A Tabela 4.33 contém o quadro comparativo das métricas referentes aos cinco conjuntos de regras desenvolvidos no trabalho.

Métrica	SUPORTE_050	MEDIDAF_050	CONFIANÇA_050	CONFIANÇA_040	CONFIANÇA_030
Cobertura	72,8%	88,4%	67,7%	69,2%	66,7%
Precisão (Fraudes)	14,0%	9,2%	16,8%	14,6%	14,2%
Legítimas / Fraudes	6,2	9,9	5,0	5,9	6,0
Precisão (Legítimas)	97,9%	98,6%	97,7%	97,7%	97,5%
Acurácia	73,6%	51,0%	79,6%	75,7%	75,8%
Especificidade	73,6%	48,8%	80,3%	76,1%	76,3%
Medida F	23,4%	16,7%	26,9%	24,0%	23,5%
Taxa de Falso Positivo	26,4%	51,2%	19,7%	23,9%	23,7%

Tabela 4.33: Quadro comparativo contendo os indicadores de desempenho dos modelos frente à amostra de validação.

Devido aos diversos fatores envolvidos na tarefa de classificação de amostras, é aconselhável observar diversos aspectos antes de se concluir qual classificador é o mais adequado para determinada tarefa. Ao se avaliar os dois tipos de erros (*falso-positivo* e *falso-negativo*) e os acertos (*verdadeiro-positivo* e *verdadeiro-negativo*) cometidos pelo classificador na execução de sua tarefa, temos que o conjunto *MedidaF_050* tem os melhores resultados para *cobertura* e *precisão nas transações legítimas*, mas o fato de seu resultado ser o pior para a *precisão nas transações fraudulentas*, faz com que seu resultado para a métrica *medida F* também seja o mais baixo. Esse mesmo conjunto teve os piores resultados para os indicadores *relação legítimas/fraudes*, *taxa de falso-positivo*, *acurácia* e *especificidade*. Esses resultados indicam que para se obter uma cobertura extrema, deve-se pagar o preço nos outros indicadores.

O conjunto *Confiança_050* teve um resultado intermediário para os indicadores *cobertura* e *precisão nas transações legítimas*, mas em todos os outros indicadores, ele foi o modelo mais bem pontuado. A importância das métricas *relação legítimas/fraudes* e *medida F* é

que elas mostram um bom equilíbrio entre os aspectos mais importantes na avaliação de classificadores. Por sua vez, o conjunto *MedidaF_050* apresenta os melhores resultados para as métricas *cobertura* e *precisão nas transações legítimas*.

Duas métricas relevantes para se discutir diante de todos os modelos são as métricas de *relação legítimas/fraudes* e *taxa de falso-positivo*. Isso porque, no uso prático dos classificadores de detecção de transações fraudulentas no mercado de cartões, essas métricas são importantes, pois elas norteiam o custo de análise manual das transações. Num geral, as empresas não trabalham com um único limiar de fraude para definir se uma transação é fraudulenta ou não, elas trabalham com dois limiares. Geralmente, caso o *score* da transação fique abaixo do limiar mais baixo, ela é aprovada automaticamente, ou seja, ela é automaticamente considerada legítima. Se o *score* da transação fica acima do segundo limiar, ela é negada automaticamente, ou seja, ela é automaticamente considerada fraudulenta. Entretanto, se o *score* da transação fica numa faixa de valores compreendida entre os dois limiares, a transação é avaliada manualmente por um especialista no domínio e ele decide se a transação deve ser aprovada ou rejeitada. Dessa forma, na prática, as duas métricas citadas norteiam o tamanho da equipe de especialistas do domínio. Para os resultados apresentados em todos os modelos, a *relação legítimas/fraudes* apresentou valores considerados bons ou muito bons. Entretanto, a *taxa de falso-positivo* apresentou valores ligeiramente mais altos que os praticados, porém esses resultados são esperados - e até previsíveis - para o trabalho, pois ao se considerar a utilização da análise sensível ao custo, é previsto que, se o classificador cometer um erro, esse erro deve ser o menos custoso. Portanto, ainda na fase de amostragem, determinou-se que o *falso-positivo* era menos custoso que o *falso-negativo*. Logo, para os modelos terem uma cobertura maior, eles também terão uma maior *taxa de falso-positivo*.

Por fim, os conjuntos *Suporte_050*, *Confiança_040* e *Confiança_030* demonstraram resultados razoáveis e aceitáveis para todos os indicadores, porém sem destaques.

4.4.5 Validação dos Critérios Utilizados na Análise Descritiva

Na fase de *Análise Descritiva*, uma das fases iniciais do experimento e na qual era preciso selecionar as características que serviriam de entrada para o algoritmo *FP-Growth*, foi utilizada a heurística constituída dos dois critérios a seguir.

1. Caso a razão de chances estimada entre as fraudes e as legítimas seja maior que 1, a característica será uma das escolhidas. Isso porque, essa medida faz com que características mais relacionadas com transações fraudulentas do que com transações legítimas sejam consideradas no algoritmo *FP-Growth*. O objetivo desse critério é levar para o *FP-Growth* características que tenham alta confiança.
2. Caso a razão de chances estimada entre as fraudes e as legítimas seja maior ou igual a 0,90, mas a razão de chances estimada dessa característica seja relevante, a característica também será uma das escolhidas. Nesse critério, por *representatividade relevante* considera-se a característica que tenha representatividade percentual maior ou igual a $100/n$, onde n é a quantidade de elementos do domínio da variável. Como exemplo, a variável *Categoria do Valor da Transação* tem 7 elementos em seu domínio ("*0.00-9.99*", "*10.00-49.99*", "*50.00-99.99*", "*100.00-199.99*", "*200.00-499.99*", "*500.00-999.99*" e "*1000+*"). Logo, a representatividade nas fraudes de uma característica será relevante se ela for maior ou igual a 14,29% ($100/7$). O objetivo dessa regra é levar para o *FP-Growth* características que tenham confiança razoável, mas alto suporte no conjunto de transações fraudulentas.

Após a realização do experimento, para atestar a validade dos critérios e a robustez dos resultados obtidos, fizemos uma análise de como as características - e, por consequência, os critérios de seleção das características - se comportaram ao longo das diversas fases do experimento. Essa análise é baseada na Tabela 4.34.

Boa parte das análises e discussões das seções anteriores foram feitas na granularidade das regras. Em contraste, a análise a seguir desce um nível de granularidade e discute as características que são elementos formadores de regras, pois cada regra é uma conjunção de uma ou mais características.

Estatística	Razão de Chances (estimativa) -		
	Antes FP-Growth	Antes Regressão Logística	Depois Regressão Logística
Mínimo	0,90	0,90	0,90
Máximo	31,67	6,68	6,68
Média	1,95	1,56	1,56
1o Quartil	1,07	1,03	1,02
Mediana	1,32	1,25	1,27
3o Quartil	1,80	1,69	1,69
Características do 1o critério (#)	125 (88,7%)	84 (84,0%)	79 (83,2%)
Características do 2o critério (#)	16 (11,3%)	16 (16,0%)	16 (16,8%)
Total de Características (#)	141 (100%)	100 (100%)	95 (100%)

Tabela 4.34: Estatísticas das características nos diferentes estágios do experimento.

A análise da Tabela 4.34 mostra, através de diversas estatísticas, como a razão de chances estimada variou ao longo do experimento. Como exemplo, é feito um acompanhamento do valor médio da razão de chance estimada. No primeiro estágio (assim que as características foram selecionadas, ou seja, antes do *FP-Growth*), esse valor médio é de 1,95. No segundo estágio (após o *FP-Growth* e antes da regressão logística), esse valor médio é de 1,56. Já no último estágio (após a regressão logística), esse valor médio é de 1,56. Isso mostra que os critérios da heurística podem selecionar características de altíssimo valor estimado de razão de chances - como é o caso da característica *DOAÇÕES* da variável *EC_TIPO_SERVICO*, que tem razão de chance estimada de 31,67 (essa característica eleva a média das razões de chance estimada) -, porém, pelo fato do algoritmo *FP-Growth* considerar somente a métrica *suporte*, se a característica não tiver o suporte mínimo exigido (como é o caso da característica *DOAÇÕES*), ela é descartada. Esse aspecto no algoritmo faz com que a média - e as outras estatísticas - da razão de chances estimada caia. Por fim, como a regressão logística é uma técnica sensível à razão de chances mais altas, ela tende a manter, no modelo final, as regras que contenham características de razão de chance estimada mais alta, por isso as estatísticas da razão de chances estimadas tiveram uma alta, mesmo que marginal. Sendo assim, o primeiro critério de seleção de característica é útil como esperado e seu uso foi válido.

Para analisar a robustez do segundo critério, é possível verificar a segunda parte da Tabela 4.34. Ela mostra que, apesar do primeiro estágio do experimento ter 141 características e o estágio final ter apenas 95, nenhuma característica selecionada pelo segundo critério foi descartada. Em outras palavras, as 16 características selecionadas por esse critério permaneceram, em algum grau, durante todo o experimento. Ainda, com a observação das tabelas do apêndice C, vemos que se multiplicarmos a quantidade de regras pela quantidade de características que cada regra contém, teremos 1.651 elementos. Desses, 395, ou cerca de 24%, se referem a características selecionadas pelo segundo critério. Como informação complementar, o suporte médio das características que foram excluídas ao longo de todo o processo é

de 325.

4.4.6 Ponderação com Regressão Logística *versus* Abordagens Usuais

Após verificar a validade dos critérios balizadores da seleção das características, há interesse em discutir se o resultado do uso da regressão logística para ponderar as regras é uma boa estratégia. Essa discussão pode ser feita através da comparação dos resultados obtidos com a regressão logística com aqueles que seriam obtidos com a utilização de outras estratégias. Em particular, a regressão logística será comparada com duas abordagens geralmente utilizadas:

1. As regras do classificador não têm diferença de pesos. A partir daí, como o interesse do classificador é detectar transações fraudulentas, se pelo menos uma das regras disparar a transação, essa transação é classificada como fraudulenta. Na análise a seguir, essa abordagem será chamada de *usual_score0*.
2. As regras do classificador não têm diferença de pesos. Entretanto, a quantidade de regras que dispararam uma transação é considerada. Dessa forma, uma transação só será classificada como fraudulenta se a quantidade de regras que a dispararem for superior a um determinado limiar. Na análise a seguir, essa abordagem terá dois representantes, chamados de *usual_score37* e *usual_score47*.

Para implementar essas abordagens, utilizou-se o conjunto de regras *Confiança_050*. Isso porque, esse conjunto foi o vencedor dentre aqueles resultantes da aplicação da técnica de regressão logística. Assim, o processo de comparação consistiu em:

- Utilizar o conjunto de dados de treinamento para determinar quais seriam os limiares de fraude para a segunda abordagem. Esse passo pode ser visto na Figura 4.11.
- Disparar as 1.285 regras do conjunto de regras *Confiança_050* no conjunto de dados de validação e simular a classificação para os limiares determinados na primeira e na segunda abordagem.
- Comparar os resultados obtidos nos dados de validação pelas quatro abordagens: (i) conjunto *Confiança_050* ponderado pela regressão logística, (ii) conjunto *Confiança_050* com regras sem peso e bastando apenas um disparo para a transação ser considerada fraudulenta (*usual_score0*), (iii) conjunto *Confiança_050* com regras sem peso e limiar igual a 37, ou seja, é preciso que mais de 37 regras disparem a transação para ela ser considerada fraudulenta (*usual_score37*) e (iv) conjunto *Confiança_050* com regras sem peso e limiar igual a 47, ou seja, é preciso que mais de 47 regras disparem a transação para ela ser considerada fraudulenta (*usual_score47*).

Com a finalidade de determinar a quantidade de regras disparadas por uma transação para ela ser considerada fraudulenta, disparou-se todas as 1.285 regras contra o conjunto de treinamento e depois contou-se quantas regras tinham disparado cada transação. Em seguida, um gráfico do tipo *box-plot* foi construído e analisado. Esse gráfico está representado na Figura 4.11.

Figura 4.11: Box-plot utilizado para se definir os limiares de fraude da segunda abordagem usual.

A análise do *box-plot* mostra que há valores para a variável *quantidade de regras disparadas pela transação* que estabelecem uma boa segmentação entre as classes *FRAUDE* e *NÃO FRAUDE*. Dois desses possíveis valores são 37 (primeiro quartil da classe *FRAUDE*) e 47 (terceiro quartil da classe *NÃO FRAUDE*). Caso o valor 37 seja escolhido, privilegia-se o disparo de transações fraudulentas ao custo de se classificar algumas amostras legítimas erroneamente. Assim, a classificação deve apresentar maior cobertura, mas maior taxa de falso-positivo. Por outro lado, ao se definir o valor 47, a expectativa é que amostras fraudulentas sejam classificadas como legítimas, ou seja, espera-se que haverá uma menor taxa de falso-positivo, mas também uma menor cobertura. Enfim, decidiu-se testar os dois valores.

As tabelas expostas na Figura 4.12 mostram as matrizes de confusão obtidas com o disparo dos classificadores nas transações do conjunto de dados de validação. Por sua vez, a Tabela 4.35 mostra os indicadores de desempenho obtidos com esse exercício.

Confiança_050			Usual_Score0		
CLASSIFICADA	REAL		CLASSIFICADA	REAL	
	FRAUDE	LEGÍTIMA		FRAUDE	LEGÍTIMA
FRAUDE	3.063	15.166	FRAUDE	4.522	76.507
LEGÍTIMA	1.460	61.769	LEGÍTIMA	1	428

Usual_Score37			Usual_Score47		
CLASSIFICADA	REAL		CLASSIFICADA	REAL	
	FRAUDE	LEGÍTIMA		FRAUDE	LEGÍTIMA
FRAUDE	3.506	33.063	FRAUDE	2.611	18.241
LEGÍTIMA	1.017	43.872	LEGÍTIMA	1.912	58.694

Figura 4.12: As matrizes de confusão para comparar as abordagens usuais com a regressão logística.

Métrica	CONFIANÇA_050	USUAL_SCORE0	USUAL_SCORE37	USUAL_SCORE47
Cobertura	67,7%	100,0%	77,5%	57,7%
Precisão (Fraudes)	16,8%	5,6%	9,6%	12,5%
Legítimas / Fraudes	5,0	16,9	9,4	7,0
Precisão (Legítimas)	97,7%	99,8%	97,7%	96,8%
Acurácia	79,6%	6,1%	58,2%	75,3%
Especificidade	80,3%	0,6%	57,0%	76,3%
Medida F	26,9%	10,6%	17,1%	20,6%
Taxa de Falso Positivo	19,7%	99,4%	43,0%	23,7%

Tabela 4.35: Quadro comparativo contendo os indicadores de desempenho das abordagens usuais frente à amostra de validação.

Ao se interpretar os dados obtidos na Tabela 4.35, verificamos que o uso da regressão logística para ponderar as regras se mostrou uma boa estratégia, pois essa abordagem teve resultados melhores que os obtidos pelas abordagens usuais em seis dos oito indicadores de desempenho, inclusive, na métrica *medida F*. Observe-se que o melhor dos métodos usuais (*usual_score47*) perde na métrica *medida F* não somente para o melhor (*Confiança_050*) daqueles conjuntos de regras ponderados pela regressão logística como também para os conjuntos *Confiança_040*, *Confiança_030* e *Suporte_050*.

4.5 Sumário da Parte Experimental

Antes do encerramento deste capítulo, é válido realizar um breve resumo da metodologia utilizada no experimento e dos resultados obtidos com ele para consolidar essa parte do trabalho.

A metodologia conceitual usada na parte experimental do trabalho foi a *CRISP-DM* (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*). Para o executor de um trabalho de mineração de dados ser bem sucedido em sua tarefa, essa metodologia orienta a passagem por seis estágios: *compreensão do negócio*, *compreensão dos dados*, *preparação dos dados*, *modelagem*, *avaliação de desempenho* e *implantação*. Os dois primeiros estágios foram conduzidos pelo autor em conjunto com especialistas no domínio e com integrantes da empresa que concedeu os dados e equipamentos. Os outros estágios foram conduzidos pelo autor, que contou com a colaboração de seu orientador.

Durante os estágios de *compreensão e preparação dos dados*, cujo conjunto era composto de 7.716.091 transações aprovadas, sendo 22.615 transações fraudulentas e 7.693.476 transações legítimas, chegou-se a um conjunto de 80 variáveis independentes (43 variáveis originais mais 37 variáveis derivadas). Cada variável dessas possui um domínio próprio (valores específicos), sendo alguns desses valores específicos (características) a matéria prima para a criação das regras de detecção de transações fraudulentas. Assim, a primeira etapa do estágio de *modelagem* consistiu numa análise descritiva que selecionou 141 características de maior interesse a partir do método descrito na seção 3.2.

Partindo dessas 141 características e das mais de sete milhões de transações, o estágio de *modelagem* prosseguiu com a amostragem que, baseada na técnica de *análise sensível ao custo*, separou aleatoriamente 407.289 transações (384.674 legítimas e 22.615 fraudulentas) para serem utilizadas no experimento. Dessa amostra, 80% foram utilizados durante o treinamento dos modelos e o restante foi utilizado para a validação deles. Em seguida, as transações fraudulentas da amostra de treinamento serviram como entrada do algoritmo

FP-Growth, usado na mineração de regras de associação. Como saída do algoritmo, foram geradas 38.003 regras. Dado que esse conjunto de regras era demasiadamente grande, foram criadas três heurísticas para sua diminuição: (i) análise da razão de chances das regras, (ii) análise dos grupos de confiança e (iii) análise da distância semântica entre as regras. Com essas heurísticas, formou-se cinco conjuntos diferentes de regras: *Suporte_050*, *MedidaF_050*, *Confiança_050*, *Confiança_040* e *Confiança_030*. Cada um deles, separadamente, foi submetido à técnica de regressão logística. Na regressão logística, as regras permaneceram nos modelos que respeitaram quatro condições: (i) aderência aos critérios de convergência do *software*, (ii) aderência ao nível descritivo (valor-p), (iii) valor do coeficiente β positivo e (iv) passaram pelo teste de multicolinearidade, ou seja, tinham baixa correlação com as outras regras. Com isso, todas as regras de todos os modelos tiveram valores-p baixos (valor-p < 0,05), erros padrão controlados e todos os modelos foram bem ajustados de acordo com testes estatísticos (*máxima verossimilhança*, *score*, *Wald* e pelas estatística *Deviance* e *AROC*), falhando apenas no teste *Hosmer e Lemershow*, que tem aplicação controversa para as características desse trabalho.

Com relação à avaliação de desempenho. Nessa etapa, os modelos foram validados e a capacidade de generalização deles para dados não usados durante o treinamento foi atestada. Além disso, os resultados desses cinco classificadores foram avaliados, comparados e discutidos diante de diversas métricas (*cobertura/sensibilidade*, *precisão (fraudes)*, *precisão (legítimas)*, *acurácia*, *especificidade*, *medida F*, *relação legítimas/fraudes* e *taxa de falso-positivo*). Através dessa análise, foi possível demonstrar a consistência do trabalho inicialmente proposto e pudemos observar na seção 4.4.6 que o uso da regressão logística mostrou ser uma contribuição efetiva com resultados melhores que as abordagens usuais de contagem de evidências de fraude.

Conforme verificado na seção 4.4.5, tanto o primeiro critério quanto o segundo se mostraram úteis e proveitosos já que das 95 características finais, 16 foram obtidas pelo segundo critério, com participação em 24% dos elementos das regras e 79 foram obtidos pelo primeiro critério, com 76% dos elementos.

Capítulo 5

Conclusões

Esse capítulo trata do encerramento do trabalho. Nele, os objetivos do trabalho serão revistos para discutir se eles foram alcançados e as considerações finais com conclusões tanto do ponto de vista prático quanto metodológico serão detalhadas. Além disso, as oportunidades identificadas para embasar novas pesquisas e trabalhos serão apresentadas.

5.1 Considerações Finais

Conforme mencionado na introdução, o objetivo desse trabalho era propor o desenvolvimento de uma arquitetura de mineração de regras de associação ponderadas por regressão logística para produzir conjuntos de regras de detecção de transações fraudulentas e auxiliar o trabalho do especialista de domínio na identificação de padrões de fraudes em cartões num menor tempo possível. Nessa atividade corre-se o risco do especialista somente identificar esses padrões após muitas fraudes terem acontecido. Partindo desse ponto, o trabalho conseguiu cumprir o que foi proposto e mostrou que a combinação das técnicas é vantajosa, já que elas têm funções complementares entre si, obtendo-se modelos coesos, bem ajustados e com boa capacidade de generalização.

Do ponto de vista teórico, vale destacar que durante o levantamento bibliográfico, não foi identificado nenhum outro trabalho de extração de regras de fraudes que fizesse a utilização conjunta das técnicas utilizadas na arquitetura proposta para abordar problemas de classificação nem na detecção de transações fraudulentas no mercado de cartões, tampouco em outros contextos. Sozinha, a regressão logística é altamente utilizada nesse domínio, mas, nesse caso, as variáveis das transações são as entradas do modelo e componentes de regras de associação. Assim, esse trabalho traz uma contribuição para seu campo de pesquisa acadêmica ao mostrar, de forma bem sucedida, que a arquitetura proposta pode ser utilizada em problemas de classificação e, mais especificamente, em detecção de transações fraudulentas no mercado de cartões.

Para viabilizar a implementação da arquitetura, mostrou-se importante realizarmos um processo de filtragem das regras devolvidas pelo *FP-Growth* antes de ponderá-las pela regressão logística. O uso proposto da distância semântica baseada no *coeficiente de Jaccard* revelou-se fundamental nessa etapa de forma a reduzir as 38.003 regras originalmente devolvidas pelo *FP-Growth* para 1.285 no caso do conjunto *Confiança_050*, que apresentou os melhores resultados obtidos.

Do ponto de vista prático, o trabalho demonstrou sua viabilidade técnica nas fases de modelagem e de avaliação. Ademais, fizemos também uma comparação com algumas abordagens usuais no mercado e os modelos obtidos com a arquitetura proposta foram significativamente mais bem avaliados que a melhor aplicação das abordagens usuais, pois a medida F foi de

26,9% para o melhor modelo da arquitetura e de 20,6% para o melhor modelo da abordagem usual. Sendo assim, ao utilizar a técnica proposta, os especialistas do domínio podem ter ganhos de eficiência e escala operacional, pois a mineração de regras através do uso dos algoritmos propostos complementa o trabalho do especialista trazendo um alto volume de regras mineradas, aumentando a abrangência dos padrões identificados e, mais ainda, com resultados na predição bastante razoáveis.

5.2 Sugestões para Pesquisas Futuras

Ao longo do trabalho, foi possível identificar algumas frentes de trabalho que podem ser abordadas no futuro.

- **Amostragem:** há diversas alternativas para se executar a amostragem dos dados (estratificada, não sensível ao custo, entre outras...). Assim, seria interessante explorar essas diferentes alternativas e comparar os resultados obtidos.
- **Heurísticas e Métricas:** o uso do algoritmo *FP-Growth* para mineração de regras resulta num volume de regras mineradas bastante alto. Por isso, é preciso utilizar heurísticas que reduzam o número de regras para um patamar administrável. A partir daí, pode-se trabalhar com heurísticas diferentes das utilizadas nesse trabalho. O mesmo raciocínio vale para as métricas e os valores de métricas utilizadas tanto no *FP-Growth* quanto na regressão logística, pois a possibilidade de se fazer ajustes paramétricos pode culminar em resultados diferentes dos obtidos.
- **Modelagem Dinâmica no Tempo:** esse trabalho não utilizou a variável *tempo* em seu contexto, ou seja, as transações foram consideradas igualmente, independentemente da data de sua ocorrência. Os especialistas sabem que o fator temporal é importante no domínio. Logo, essa informação poderia ser introduzida na modelagem e, por exemplo, ponderar as regras de alguma forma que leve o fator temporal em consideração.

Apêndice A

Características Base para a Mineração de Regras de Associação

Variável	Característica	Razão de Chances (estimativa)	Trxs Fraudulentas (#)	Critério Aderente (Heurística)
C_CAT_VALOR_TRX	1000+	3,85	745	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	100-199.99	0,99	5.591	2o critério
C_CAT_VALOR_TRX	200-499.99	1,67	5.645	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	500-999.99	3,12	1.410	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	50-99.99	0,90	3.540	2o critério
C_CEP_CPF_MATCH	DIFERENTE LOCAL CEP e CPF	2,45	2.017	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	bol.com.br	1,80	1.159	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	globomail.com	6,03	127	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	hotmail.com	1,19	11.812	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	hotmail.com.br	3,32	263	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	live.com	6,46	1.059	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	outlook.com	3,11	145	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	pop.com.br	1,06	41	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	r7.com	3,76	155	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	yahoo.com	2,68	375	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	yahoo.com.br	1,01	2.527	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	ymail.com	2,71	128	1o critério
C_COMPR_DATA_FILIAÇÃO_TRX	0-30	1,80	1.012	1o critério
C_COMPR_ESTADO	ALAGOAS	1,80	422	1o critério
C_COMPR_ESTADO	AMAPÁ	1,05	73	1o critério
C_COMPR_ESTADO	AMAZONAS	1,81	360	1o critério
C_COMPR_ESTADO	BAHIA	1,66	1.298	1o critério
C_COMPR_ESTADO	CEARÁ	1,52	912	1o critério
C_COMPR_ESTADO	GOIÁS	1,79	736	1o critério
C_COMPR_ESTADO	MARANHÃO	2,58	475	1o critério
C_COMPR_ESTADO	MATO GROSSO	1,21	237	1o critério
C_COMPR_ESTADO	PARÁ	1,89	567	1o critério
C_COMPR_ESTADO	PARAÍBA	1,19	282	1o critério
C_COMPR_ESTADO	PERNAMBUCO	1,27	1.011	1o critério
C_COMPR_ESTADO	PIAUÍ	1,15	168	1o critério
C_COMPR_ESTADO	RIO DE JANEIRO	1,05	3.331	1o critério
C_COMPR_ESTADO	RIO GRANDE DO NORTE	1,79	435	1o critério
C_COMPR_ESTADO	RONDÔNIA	1,47	193	1o critério
C_COMPR_ESTADO	TOCANTINS	1,87	141	1o critério
C_CPF_COMPR_CARD_MATCH	1 CPF INFORMADO <> NULL	0,95	12.611	1o critério
C_CPF_COMPR_CARD_MATCH	CPFs DIFERENTES	1,63	5.941	1o critério
C_DIF_DTA_NASC_COMPR_CARD	1-3 MESES	1,49	29	1o critério
C_DIF_DTA_NASC_COMPR_CARD	4-6 MESES	1,79	19	1o critério
C_DIF_DTA_NASC_COMPR_CARD	MAIOR 7 MESES	1,94	1.214	1o critério
C_DTA_NASC_COMPR_CARD	DIFERENTE	1,90	1.272	1o critério

Tabela A.1: Características selecionadas para o algoritmo FP-Growth. Parte 01 de 03.

Variável	Característica	Razão de Chances (estimativa)	Trxs Fraudulentas (#)	Critério Aderente (Heurística)
C_EC_DATA_FILIACAO_TRX	0-30	2,90	1.089	1o critério
C_EC_DATA_FILIACAO_TRX	121-150	1,20	747	1o critério
C_EC_DATA_FILIACAO_TRX	151-180	1,00	652	1o critério
C_EC_DATA_FILIACAO_TRX	31-60	2,09	923	1o critério
C_EC_DATA_FILIACAO_TRX	61-90	1,77	965	1o critério
C_EC_DATA_FILIACAO_TRX	91-120	1,59	912	1o critério
C_GRUPO_BIN	B1	1,98	4.796	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	07-17	2,12	116	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	18-29	1,00	6.172	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	30-39	0,97	6.224	2o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	40-49	1,20	4.589	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	50-59	1,18	2.774	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	60-69	1,51	1.384	1o critério
C_IDADE_COMPRADOR_TRX	07-17	1,04	18	1o critério
C_IDADE_COMPRADOR_TRX	18-29	1,30	1.256	1o critério
C_IDADE_COMPRADOR_TRX	70-99	2,43	51	1o critério
C_IDADE_COMPRADOR_TRX	Maior 100	2,13	3	1o critério
C_REGIAO_CEP	0	1,12	4.429	1o critério
C_REGIAO_CEP	2	1,04	3.678	1o critério
C_REGIAO_CEP	4	1,49	1.412	1o critério
C_REGIAO_CEP	5	1,43	2.154	1o critério
C_REGIAO_CEP	6	1,66	2.610	1o critério
C_REGIAO_CEP	7	1,27	2.138	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 1	1,16	2.497	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 2	1,00	2.336	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 3	1,11	1.890	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 5	1,01	1.840	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 6	1,09	1.691	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 8	1,14	1.788	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 9	1,16	1.632	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 0	0,98	2.374	2o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 1	0,92	2.226	2o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 2	1,02	2.414	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 3	0,94	2.076	2o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 4	1,10	2.646	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 5	1,10	2.450	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 6	1,21	1.910	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 7	1,30	1.729	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 8	1,15	2.455	1o critério
C_TAMANHO_EMAIL	01-03	1,03	66	1o critério
C_TAMANHO_EMAIL	04-19	0,98	21.409	2o critério
C_TAMANHO_EMAIL	MAIOR 19	2,05	1.061	1o critério
C_TEL_CEP_MATCH	DIFERENTE LOCAL TEL e CEP	3,17	1.777	1o critério
C_TEL_CEP_MATCH	IGUAL LOCAL TEL e CEP	0,99	20.077	2o critério
C_TEL_CPF_MATCH	DIFERENTE LOCAL TEL e CPF	2,57	2.086	1o critério
C_TELEFONE_COMPR_CARD_MATCH	TEL COMPR E CARD DIFERENTES	2,02	1.586	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	QUARTA	0,97	3.583	2o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	QUINTA	1,08	3.919	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SABADO	1,09	2.579	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SEGUNDA	0,93	3.375	2o critério

Tabela A.2: Características selecionadas para o algoritmo FP-Growth. Parte 02 de 03.

Variavel	Característica	Razão de Chances (estimativa)	Trxs Fraudulentas (#)	Critério Aderente (Heurística)
C_TRX_DIA_SEMANA	SEXTA	0,99	3.365	2o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	TERÇA	0,98	3.554	2o critério
C_TRX_IP_PAIS	BRASIL	1,19	10.200	1o critério
C_TRX_IP_PAIS	EUA	1,32	389	1o critério
C_TRX_IP_PAIS	OUTROS	14,85	360	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	1	0,93	12.547	2o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	2	1,14	2.321	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	4	1,05	961	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	5	1,01	748	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	6	1,29	826	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	7	1,16	173	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	8	1,49	275	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	9	1,57	115	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	10	1,47	1.273	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	11	2,94	90	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	12	1,28	1.164	1o critério
C_TRX_PERIODO	MADRUGADA	1,94	2.919	1o critério
C_TRX_PERIODO	NOITE	1,07	8.043	1o critério
C_TRX_PERIODO	TARDE	0,99	8.110	2o critério
C_TRX_VALOR_LIM_SUPERIOR	TRX VALOR MAIOR QUE LIM SUPERIOR	1,69	12.496	1o critério
C_TRX_VALOR_MEDIA	TRX VALOR MAIOR QUE MEDIA	1,73	13.555	1o critério
C_TRX_VALOR_PERC95	TRX VALOR MAIOR QUE PERC 95	3,17	3.329	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	1	1,23	1.726	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	2	1,43	1.056	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	3	1,37	1.366	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	4	1,34	2.187	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	5	1,44	1.503	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	6	1,05	2.496	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	7	0,99	3.423	2o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	1	1,29	608	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	2	1,07	341	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	3	1,21	484	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	4	1,49	800	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	5	1,49	436	1o critério
COMPR_CLASSE	CONSUMER	1,01	19.771	1o critério
COMPR_TIPO_MEMBER	CONTA DE NEGOCIOS	1,47	590	1o critério
COMPR_TIPO_MEMBER	CONTA PROFISSIONAL	1,21	13	1o critério
COMPR_VERIFICACAO_ID	ID COMPRADOR VERIFICADO E INVALIDO	1,70	318	1o critério
COMPR_VERIFICACAO_ID	ID COMPRADOR VERIFICADO E VALIDO	1,46	294	1o critério
EC_CNPJ_STATUS	ID COMPRADOR NAO VERIFICADO	1,43	7.824	1o critério
EC_CNPJ_STATUS	ID COMPRADOR VERIFICADO E INVALIDO	2,01	1.634	1o critério
EC_TIPO	CONTA PROFISSIONAL	1,25	11.320	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	CARRINHO DE COMPRAS	2,40	144	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	COBRANÇA	6,68	719	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	DOAÇÕES	31,67	413	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	INTEGRAÇÃO HTML	1,63	3.996	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	PAGAMENTO SIMPLES	3,13	772	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	VENDA PRODUTOS DIGITAIS	1,79	298	1o critério
TRX_TIPO_PAGTO_DETALHE	MASTERCARD CRÉDITO	1,04	9.509	1o critério
TRX_TIPO_PAGTO_DETALHE	VISA CRÉDITO	1,05	12.157	1o critério
TRX_TIPO_TERMINAL	1-CHECKOUT	0,91	5.415	2o critério

Tabela A.3: Características selecionadas para o algoritmo FP-Growth. Parte 03 de 03.

Apêndice B

Implementação em *Python* do algoritmo *FP-Growth*

```
class treeNode:
    def __init__(self, nameValue, numOccur, parentNode):
        self.name = nameValue
        self.count = numOccur
        self.nodeLink = None
        self.parent = parentNode
        self.children = {}

    def inc(self, numOccur):
        self.count += numOccur

    def disp(self, ind=1):
        print ' '*ind, self.name, ' ', self.count
        for child in self.children.values():
            child.disp(ind+1)

def createTree(dataSet, minSup=1):
    headerTable = {}
    for trans in dataSet:
        for item in trans:
            headerTable[item] = headerTable.get(item, 0) +
                dataSet[trans]
    for k in headerTable.keys():
        if headerTable[k] < minSup:
            del(headerTable[k])
    freqItemSet = set(headerTable.keys())
    if len(freqItemSet) == 0: return None, None
    for k in headerTable:
        headerTable[k] = [headerTable[k], None]
    retTree = treeNode('Null Set', 1, None)
    for tranSet, count in dataSet.items():
        localD = {}
        for item in tranSet:
            if item in freqItemSet:
```

```

        localD[item] = headerTable[item][0]
    if len(localD) > 0:
        orderedItems = [v[0] for v in sorted(localD.items(),
            key=lambda p: p[1], reverse=True)]
        updateTree(orderedItems, retTree, headerTable, count)
    return retTree, headerTable

def updateTree(items, inTree, headerTable, count):
    if items[0] in inTree.children:
        inTree.children[items[0]].inc(count)
    else:
        inTree.children[items[0]] = treeNode(items[0], count,
            inTree)
        if headerTable[items[0]][1] == None:
            headerTable[items[0]][1] = inTree.children[items[0]]
        else:
            updateHeader(headerTable[items[0]][1],
                inTree.children[items[0]])
    if len(items) > 1:
        updateTree(items[1:], inTree.children[items[0]],
            headerTable, count)

def updateHeader(nodeToTest, targetNode):
    while (nodeToTest.nodeLink != None):
        nodeToTest = nodeToTest.nodeLink
    nodeToTest.nodeLink = targetNode

def ascendTree(leafNode, prefixPath):
    if leafNode.parent != None:
        prefixPath.append(leafNode.name)
        ascendTree(leafNode.parent, prefixPath)

def findPrefixPath(basePat, treeNode):
    condPats = {}
    while treeNode != None:
        prefixPath = []
        ascendTree(treeNode, prefixPath)
        if len(prefixPath) > 1:
            condPats[frozenset(prefixPath[1:])] = treeNode.count
        treeNode = treeNode.nodeLink
    return condPats

def mineTree(inTree, headerTable, minSup, preFix, freqItemList):
    bigL = [v[0] for v in sorted(headerTable.items(),
        key=lambda p: p[1])]
    for basePat in bigL:
        newFreqSet = preFix.copy()
        newFreqSet.add(basePat)
        freqItemList.append(newFreqSet)

```

```
condPattBases = findPrefixPath(basePat,  
headerTable[basePat][1])  
myCondTree, myHead = createTree(condPattBases, minSup)  
if myHead != None:  
    mineTree(myCondTree, myHead, minSup, newFreqSet,  
freqItemList)
```

Apêndice C

As Características Seleccionadas pelo *FP-Growth* e pela Regressão Logística

Variável	Característica	Presença (#)	Razão de Chances (estimativa)	Critério Aderente (Heurística)
C_TAMANHO_EMAIL	04-19	604	0,98	2o critério
C_TEL_CEP_MATCH	IGUAL LOCAL TEL e CEP	573	0,99	2o critério
COMPR_CLASSE	CONSUMER	527	1,01	1o critério
C_TRX_VALOR_MEDIA	TRX VALOR MAIOR QUE MEDIA	417	1,73	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	hotmail.com	391	1,19	1o critério
C_TRX_VALOR_LIM_SUPERIOR	TRX VALOR MAIOR QUE LIM SUPERIOR	368	1,69	1o critério
EC_TIPO	CONTA PROFISSIONAL	362	1,21	1o critério
C_TRX_IP_PAIS	BRASIL	352	1,19	1o critério
TRX_TIPO_PAGTO_DETALHE	VISA CRÉDITO	350	1,05	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	1	348	0,93	2o critério
C_CPF_COMPR_CARD_MATCH	1 CPF INFORMADO <> NULL	272	0,95	1o critério
TRX_TIPO_PAGTO_DETALHE	MASTERCARD CRÉDITO	260	1,04	1o critério
EC_CNPJ_STATUS	ID COMPRADOR NAO VERIFICADO	252	1,43	1o critério
C_TRX_PERIODO	NOITE	244	1,07	1o critério
C_TRX_PERIODO	TARDE	228	0,99	2o critério
C_CPF_COMPR_CARD_MATCH	CPFs DIFERENTES	173	1,63	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	30-39	158	0,97	2o critério
C_CAT_VALOR_TRX	200-499.99	152	1,67	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	18-29	140	1,30	1o critério
C_GRUPO_BIN	B1	139	1,98	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	INTEGRAÇÃO HTML	111	1,63	1o critério
C_REGIAO_CEP	0	104	1,12	1o critério
C_REGIAO_CEP	2	101	1,04	2o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	40-49	101	1,20	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	100-199.99	100	0,99	2o critério
C_COMPR_ESTADO	RIO DE JANEIRO	97	1,05	1o critério
TRX_TIPO_TERMINAL	1-CHECKOUT	97	0,91	2o critério
C_TRX_VALOR_PERC95	TRX VALOR MAIOR QUE PERC 95	57	3,17	1o critério
C_TEL_CPF_MATCH	DIFERENTE LOCAL TEL e CPF	57	2,57	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	QUINTA	56	1,08	1o critério
C_TRX_PERIODO	MADRUGADA	52	1,94	1o critério
C_CEP_CPF_MATCH	DIFERENTE LOCAL CEP e CPF	51	2,45	1o critério
C_REGIAO_CEP	6	48	1,66	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	7	46	0,99	2o critério
C_REGIAO_CEP	5	35	1,43	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	50-59	35	1,18	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	4	35	1,34	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 8	30	1,15	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 1	30	1,16	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	50-99.99	29	0,90	2o critério

Tabela C.1: Características presentes nas regras seleccionadas pelo o algoritmo *FP-Growth*. Parte 01 de 02.

Variável	Característica	Presença (#)	Razão de Chances (estimativa)	Critério Aderente (Heurística)
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	yahoo.com.br	28	1,01	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SABADO	27	1,09	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	5	26	1,44	1o critério
C_COMPR_ESTADO	BAHIA	25	1,66	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 0	24	0,98	2o critério
C_REGIAO_CEP	4	23	1,49	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	2	23	1,14	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	6	23	1,05	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	TERCA	22	0,98	2o critério
C_REGIAO_CEP	7	22	1,27	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 4	21	1,10	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 2	20	1,02	1o critério
C_TEL_CEP_MATCH	DIFERENTE LOCAL TEL e CEP	20	3,17	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 6	20	1,21	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 5	20	1,10	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SEXTA	20	0,99	2o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	QUARTA	19	0,97	2o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 7	18	1,30	1o critério
EC_CNPJ_STATUS	ID COMPRADOR VERIFICADO E INVALIDO	18	1,70	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SEGUNDA	18	0,93	2o critério
C_TELEFONE_COMPR_CARD_MATCH	TEL COMPR E CARD DIFERENTES	17	2,02	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 6	16	1,09	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	1	16	1,23	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 8	16	1,14	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	3	16	1,37	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 3	16	1,11	1o critério
C_IDADE_COMPRADOR_TRX	18-29	16	1,30	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	500-999.99	16	3,12	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	60-69	15	1,51	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 2	15	1,00	1o critério
C_DIF_DTA_NASC_COMPR_CARD	MAIOR 7 MESES	14	1,94	1o critério
C_DTA_NASC_COMPR_CARD	DIFERENTE	14	1,90	1o critério
C_COMPR_ESTADO	CEARÁ	13	1,52	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 9	13	1,16	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	10	12	1,47	1o critério
C_COMPR_ESTADO	PERNAMBUCO	11	1,27	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	bol.com.br	11	1,80	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 5	11	1,01	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	0-30	10	1,80	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	live.com	9	6,46	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	12	8	1,28	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 1	7	0,92	2o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	2	7	1,43	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	91-120	7	1,59	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 3	7	0,94	2o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	31-60	6	2,09	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	1000+	6	3,85	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	PAGAMENTO SIMPLES	6	3,13	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	61-90	6	1,77	1o critério
C_TAMANHO_EMAIL	MAIOR 19	6	2,05	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	6	5	1,29	1o critério
C_COMPR_DATA_FILIAÇÃO_TRX	0-30	5	1,80	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	121-150	5	1,20	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	COBRANÇA	4	6,68	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	4	4	1,05	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	5	4	1,01	1o critério
C_COMPR_ESTADO	GOIÁS	2	1,79	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	4	2	1,49	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	151-180	1	1,00	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	1	1	1,29	1o critério

Tabela C.2: Características presentes nas regras selecionadas pelo o algoritmo FP-Growth. Parte 02 de 02.

Variável	Característica	Presença (#)	Razão de Chances (estimativa)	Critério Aderente (Heurística)
COMPR_CLASSE	CONSUMER	113	1,01	1o critério
C_TAMANHO_EMAIL	04-19	103	0,98	2o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	1	89	0,93	2o critério
C_TRX_VALOR_MEDIA	TRX VALOR MAIOR QUE MEDIA	76	1,73	1o critério
EC_TIPO	CONTA PROFISSIONAL	73	1,21	1o critério
TRX_TIPO_PAGTO_DETALHE	VISA CRÉDITO	72	1,05	1o critério
C_TEL_CEP_MATCH	IGUAL LOCAL TEL e CEP	63	0,99	2o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	hotmail.com	60	1,19	1o critério
C_CPF_COMPR_CARD_MATCH	1 CPF INFORMADO <> NULL	54	0,95	1o critério
TRX_TIPO_PAGTO_DETALHE	MASTERCARD CRÉDITO	52	1,04	1o critério
EC_CNPJ_STATUS	ID COMPRADOR NAO VERIFICADO	49	1,43	1o critério
C_TRX_VALOR_LIM_SUPERIOR	TRX VALOR MAIOR QUE LIM SUPERIOR	48	1,69	1o critério
C_GRUPO_BIN	B1	40	1,98	1o critério
C_TRX_PERIODO	NOITE	38	1,07	1o critério
C_CPF_COMPR_CARD_MATCH	CPFs DIFERENTES	38	1,63	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	200-499.99	35	1,67	1o critério
C_TRX_PERIODO	TARDE	34	0,99	2o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	18-29	32	1,30	1o critério
C_TRX_IP_PAIS	BRASIL	32	1,19	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	100-199.99	31	0,99	2o critério
C_REGIAO_CEP	0	27	1,12	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	40-49	25	1,20	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	30-39	22	0,97	2o critério
C_TRX_PERIODO	MADRUGADA	22	1,94	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	INTEGRAÇÃO HTML	20	1,63	1o critério
C_REGIAO_CEP	6	19	1,66	1o critério
C_TRX_VALOR_PERC95	TRX VALOR MAIOR QUE PERC 95	19	3,17	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	50-99.99	16	0,90	2o critério
C_REGIAO_CEP	2	15	1,04	2o critério
C_COMPR_ESTADO	RIO DE JANEIRO	13	1,05	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	QUINTA	12	1,08	1o critério
C_REGIAO_CEP	5	11	1,43	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	yahoo.com.br	11	1,01	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	50-59	11	1,18	1o critério
C_TEL_CPF_MATCH	DIFERENTE LOCAL TEL e CPF	11	2,57	1o critério
C_CEP_CPF_MATCH	DIFERENTE LOCAL CEP e CPF	10	2,45	1o critério
TRX_TIPO_TERMINAL	1-CHECKOUT	9	0,91	2o critério
C_REGIAO_CEP	7	9	1,27	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 1	9	1,16	1o critério
C_TEL_CEP_MATCH	DIFERENTE LOCAL TEL e CEP	9	3,17	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 2	8	1,02	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	2	8	1,14	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 6	8	1,21	1o critério
C_COMPR_ESTADO	BAHIA	7	1,66	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 4	7	1,10	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 7	7	1,30	1o critério
EC_CNPJ_STATUS	ID COMPRADOR VERIFICADO E INVALIDO	7	1,70	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 0	6	0,98	2o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 8	6	1,15	1o critério
C_EC_DATA_FILIAAO_TRX	0-30	6	1,80	1o critério
C_IDADE_COMPR_CARD_TRX	60-69	6	1,51	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	live.com	6	6,46	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	6	5	1,05	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 5	5	1,10	1o critério
C_EC_DATA_FILIAAO_TRX	31-60	5	2,09	1o critério
C_CLASSIF_EMAIL_COMPR	bol.com.br	5	1,80	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SABADO	5	1,09	1o critério
C_TELEFONE_COMPR_CARD_MATCH	TEL COMPR E CARD DIFERENTES	5	2,02	1o critério

Tabela C.3: Características presentes nas regras selecionadas pela regressão logística. Parte 01 de 02.

Variável	Característica	Presença (#)	Razão de Chances (estimativa)	Critério Aderente (Heurística)
C_IDADE_COMPRADOR_TRX	18-29	5	1,30	1o critério
C_CAT_VALOR_TRX	500-999.99	5	3,12	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 6	4	1,09	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	4	4	1,34	1o critério
C_DTA_NASC_COMPR_CARD	DIFERENTE	4	1,90	1o critério
C_TAMANHO_EMAIL	MAIOR 19	4	2,05	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 2	4	1,00	1o critério
C_DIF_DTA_NASC_COMPR_CARD	MAIOR 7 MESES	4	1,94	1o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SEXTA	4	0,99	2o critério
EC_TIPO_SERVICO	PAGAMENTO SIMPLES	4	3,13	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	91-120	4	1,59	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 1	3	0,92	2o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	TERÇA	3	0,98	2o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	QUARTA	3	0,97	2o critério
C_TRX_DIA_SEMANA	SEGUNDA	3	0,93	2o critério
C_COMPR_DATA_FILIAÇÃO_TRX	0-30	3	1,80	1o critério
C_REGIAO_CEP	4	3	1,49	1o critério
C_SUBREGIAO_CEP	SUBREGIAO 3	3	0,94	2o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 3	3	1,11	1o critério
C_COMPR_ESTADO	CEARÁ	3	1,52	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	61-90	3	1,77	1o critério
EC_TIPO_SERVICO	COBRANÇA	3	6,68	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	10	3	1,47	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	7	3	1,27	2o critério
C_CAT_VALOR_TRX	1000+	3	3,85	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	121-150	3	1,20	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	6	2	1,29	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 8	2	1,14	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	1	2	1,23	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	5	2	1,44	1o critério
C_TRX_NUM_PARCELAS	12	2	1,28	1o critério
C_COMPR_ESTADO	PERNAMBUCO	1	1,27	1o critério
C_UF_CPF_COMPR_CARD	2	1	1,43	1o critério
C_COMPR_ESTADO	GOIÁS	1	1,79	1o critério
C_EC_DATA_FILIAÇÃO_TRX	151-180	1	1,00	1o critério
C_SETOR_CEP	SETOR 5	1	1,01	1o critério
C_UF_CPF_COMPRADOR	4	1	1,34	1o critério

Tabela C.4: Características presentes nas regras selecionadas pela regressão logística. Parte 02 de 02.

Referências Bibliográficas

- [ABE14] ABECS. Monitor abecs - números. <http://www.abecs.org.br/indicadores-de-mercado>, 2014. último acesso em 10/06/2014. 8
- [AIS93] Rakesh Agrawal, Tomasz Imieliński e Arun Swami. Mining association rules between sets of items in large databases. Em *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, SIGMOD '93, páginas 207–216, New York, NY, USA, 1993. ACM. 27
- [AK12] Adnan M. Al-Khatib. Electronic payment fraud detection techniques. Em *World of Computer Science and Information Technology Journal (WCSIT)*, páginas 137–141, 2012. x, 19, 22, 23
- [All99] Paul Allison. *Logistic Regression Using SAS: Theory and Application*. SAS Publishing, first edição, 1999. 38
- [AS94] Rakesh Agrawal e Ramakrishnan Srikant. Fast algorithms for mining association rules in large databases. Em *Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases*, VLDB '94, páginas 487–499, San Francisco, CA, USA, 1994. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 28
- [BCdB10] et al. Banco Central do Brasil. Relatório sobre a indústria de cartões de pagamentos. Relatório técnico, BCB, SEAE/MF, SDE/MJ, 2010. 5
- [Ber14] Fidel Beraldi. Atualização dinâmica de modelo de regressão logística binária para detecção de fraudes em transações eletrônicas com cartão de crédito. Dissertação de Mestrado, Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, 2014. 19, 26, 48
- [BL97] Avrim L. Blum e Pat Langley. Selection of relevant features and examples in machine learning. *Artificial Intelligence*, 97:245–271, 1997. 26
- [BM10] Wilton O Bussab e Pedro A Morettin. *Estatística Básica*. Saraiva, 6 edição, 2010. 35
- [Cab12] E. L. S Cabette. Furto mediante fraude e estelionato no uso de cartões de crédito e/ou débito subtraídos ou clonados. <http://migre.me/kjiYl>, 2012. último acesso em 19/01/2014. 14
- [Cen87] Jadzia Cendrowska. Prism: An algorithm for inducing modular rules. *International Journal of Man-Machine Studies*, páginas 349–370, 1987. 24
- [CN89] Peter Clark e Tim Niblett. The cn2 induction algorithm. *Mach. Learn.*, páginas 261–283, 1989. 24

- [Coh95] William W. Cohen. Fast effective rule induction. Em *In Proceedings of the Twelfth International Conference on Machine Learning*, páginas 115–123. Morgan Kaufmann, 1995. 24
- [CS98] Philip K. Chan e Salvatore J. Stolfo. Toward scalable learning with non-uniform class and cost distributions: A case study in credit card fraud detection. Em *In Proceedings of the Fourth International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, páginas 164–168. AAAI Press, 1998. 41, 54
- [DAP09] L Delamaire, HAH Abdou e J Pointon. Credit card fraud and detection techniques: a review, 2009. 2
- [Eb15] E-bit. Relatório webshoppers. http://img.ebit.com.br/webshoppers/pdf/31_webshoppers.pdf, 2015. último acesso em 15/06/2015. 10
- [eCo14] eCommerce.Org. Meios de pagamento no e-commerce. <http://www.e-commerce.org.br/meiosdepagamento-ecommerce.php>, 2014. último acesso em 10/06/2014. 7
- [Elk01] Charles Elkan. The foundations of cost-sensitive learning. Em *In Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, páginas 973–978, 2001. 38, 55
- [FF97] Jerome H. Friedman e Usama Fayyad. On bias, variance, 0/1-loss, and the curse-of-dimensionality. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1:55–77, 1997. 41
- [Fla12] Peter Flach. *Machine Learning: The art and science of algorithms that make sense of data*. Cambridge University Press, 2012. 41
- [Fre00] Alex Alves Freitas. Understanding the crucial differences between classification and discovery of association rules - a position paper. *SIGKDD Explorations*, 2(1):65–69, 2000. 32
- [Gad08] Manoel Fernando Alonso Gadi. Uma comparação de métodos de classificação aplicados à detecção de fraude em cartões de crédito. Dissertação de Mestrado, Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, 2008. 19, 22
- [GdLM10] Manoel Fernando Alonso Gadi, Alair Pereira do Lago e Jörn Mehnen. Data mining with skewed data. Em *New Advances in Machine Learning*, 2010. 41, 54
- [GWdL08a] Manoel Fernando Alonso Gadi, Xidi Wang e Alair Pereira do Lago. Comparison with parametric optimization in credit card fraud detection. Em *Seventh International Conference on Machine Learning and Applications*, páginas 279–285, 2008. 22, 38
- [GWdL08b] Manoel Fernando Alonso Gadi, Xidi Wang e Alair Pereira do Lago. Credit card fraud detection with artificial immune system. Em Peter J. Bentley, Doheon Lee e Sungwon Jung, editors, *ICARIS*, páginas 119–131, 2008. 18
- [Har12] Peter Harrington. *Machine Learning in Action*. Manning Publications Co., 2012. 48, 57

- [HL00] David W. Hosmer e Stanley Lemeshow. *Applied logistic regression (Wiley Series in probability and statistics)*. Wiley-Interscience Publication, 2 edição, 2000. 34, 36, 37, 38, 43, 72
- [HPY00] Jiawei Han, Jian Pei e Yiwen Yin. Mining frequent patterns without candidate generation. Em *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, SIGMOD '00, páginas 1–12, New York, NY, USA, 2000. ACM. 29
- [JMM96] Anil K. Jain, Jianchang Mao e K. Mohiuddin. Artificial neural networks: A tutorial. *IEEE Computer*, 29:31–44, 1996. 20
- [Kar02] M. L. Karam. *Competência no Processo Penal*. Revista dos Tribunais, 2002. 15
- [LHM98] Bing Liu, Wynne Hsu e Yiming Ma. Integrating classification and association rule mining. Em *KDD-98 Proceedings*, páginas 80–86, 1998. 33
- [LMkW01] Bing Liu, Yiming Ma e Ching kian Wong. Classification using association rules: Weaknesses and enhancements, 2001. 33
- [Mar09] Stephen Marsland. *Machine Learning: An Algorithmic Perspective*. Chapman & Hall/CRC, 1st edição, 2009. 18
- [MF11] J. F. Mirabete e R. N. Fabbrini. *Manual de Direito Penal*. Atlas, 2011. 15
- [MF15] MySQL-Front. Mysql-front: a windows front end for the mysql database server. <http://www.mysqlfront.de>, 2015. último acesso em 18/07/2015. 48
- [Mic69] R. Michalski. On the quasi-minimal solution of the general covering problem. Em *Proceedings of the 5th International Symposium on Information Processing (FCIP-69)*, volume A3, páginas 125–128, 1969. 24
- [Mit97] Tom M. Mitchell. *Machine learning*. McGraw-Hill, 1997. 19, 21
- [ML02] Hiroshi Motoda e Huan Liu. Feature selection, extraction and construction, 2002. 26
- [MM14] J. Zaki Mohammed e W. Meira. Data mining and analysis: Fundamental concepts and algorithms, 2014. viii, 29, 30, 31, 32
- [MNPL09] Rafael Maranzato, Marden Neubert, Adriano M. Pereira e Alair Pereira do Lago. Feature extraction for fraud detection in electronic marketplaces. Em *Proceedings of the 2009 Latin American Web Congress (La-web 2009)*, LA-WEB '09, páginas 185–192, Washington, DC, USA, 2009. IEEE Computer Society. 42
- [Mor08] Dalila de Moraes. Modelagem de fraude em cartão de crédito. Dissertação de Mestrado, Departamento de Estatística, Universidade Federal de São Carlos, 2008. 36
- [MTVM93] Sam Maes, Karl Tuyls, Bram Vanschoenwinkel e Bernard Manderick. Credit card fraud detection using bayesian and neural networks. Em *In: Maciunas RJ, editor. Interactive image-guided neurosurgery. American Association Neurological Surgeons*, páginas 261–270, 1993. 18

- [Mur12] Kevin P. Murphy. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective (Adaptive Computation and Machine Learning series)*. The MIT Press, Agosto 2012. 18
- [PC15] PCI-Council. Payment card industry (pci) - data security standard: Requirements and security assessment procedures. v3.1. https://www.pcisecuritystandards.org/documents/PCI_DSS_v3-1.pdf, 2015. último acesso em 17/07/2015. 16
- [Pyt15] Python.org. Python.org. <https://www.python.org>, 2015. último acesso em 18/07/2015. 48
- [Qui86] J. R. Quinlan. Induction of decision trees. *Mach. Learn.*, páginas 81–106, 1986. 19, 24
- [RMN⁺99] Saharon Rosset, Uzi Murad, Einat Neumann, Yizhak Idan e Gadi Pinkas. Discovery of fraud rules for telecommunications-challenges and solutions. Em *Proceedings of the Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, páginas 409–413. ACM Press, 1999. 2
- [SFL⁺97] Salvatore J. Stolfo, David W. Fan, Wenke Lee, Andreas L. Prodromidis e Philip K. Chan. Credit card fraud detection using meta-learning: Issues and initial results, 1997. 18
- [TSK05] Pang-Ning Tan, Michael Steinbach e Vipin Kumar. *Introduction to Data Mining, (First Edition)*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 2005. 24, 27, 40, 41
- [Wir00] Rudiger Wirth. Crisp-dm: Towards a standard process model for data mining. Em *Proceedings of the Fourth International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining*, páginas 29–39, 2000. viii, 44, 45