

6

Conclusão

Esta pesquisa teve como objetivo principal tentar identificar o risco de crédito associado aos clientes da empresa. Na revisão da literatura, foram destacados os modelos empregados de risco de crédito e verificou-se a presença do uso da análise discriminante e regressão logística, como principais ferramentas estatísticas para modelagem de risco de crédito.

Assim, adotou-se como ferramenta estatística a regressão logística, um modelo capaz de gerar a probabilidade de risco de crédito associada a cada cliente.

Através deste trabalho fica evidenciado que o uso da regressão logística pôde ser utilizado com sucesso no desenvolvimento do modelo de risco de crédito. O modelo proposto, com uma amostra de 156 clientes, apresentou um elevado grau de explicação e permitiu responder as seguintes perguntas citadas na introdução:

“Em virtude da grande quantidade de informações, como analisar um relatório e dar um parecer? Como manter os mesmos critérios para a análise de todos os clientes, sendo justo na avaliação dos mesmos? Para quais informações deveríamos dar maior peso de forma a chegar em um resultado único?”

A tabela de classificação mostrou que a taxa de acerto geral do modelo de regressão logística é de 91% (Tabela 14) e que as taxas de acerto dos grupos individuais também apresentam valores significativos, de 96,8% e 78%, para prever adimplentes e inadimplentes, respectivamente.

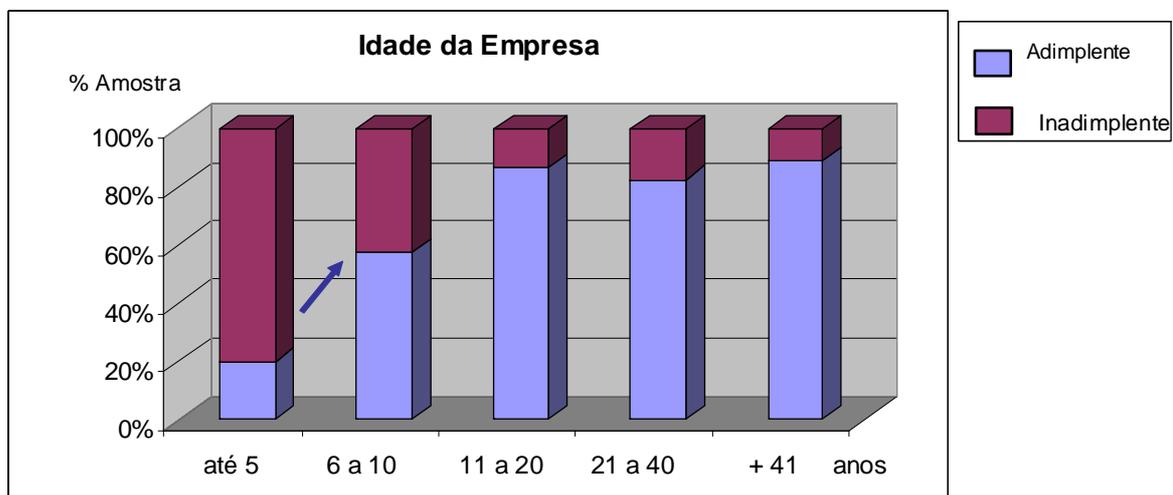
O “pseudo” R^2 de Nagelkerke apresentou um poder de explicação de 0,676 e a medida de Hosmer e Lemeshow, que indica o ajuste geral do modelo, mostra

que não houve diferença estatisticamente significativa entre as variáveis dependentes observadas e previstas a uma significância de 0,197. Adicionalmente, verifica-se que o valor de -2 LL reduziu a cada passo do modelo, com uma redução de 30,3% (de 77,386% para 53,906%).

Os resultados do trabalho mostraram que as empresas que apresentavam uma maior idade, apresentavam também um menor risco de crédito. Adicionalmente, observou-se que quanto maior a quantidade de títulos protestados, de pendências financeiras junto a empresas não-financeiras e de atraso a fornecedores, maior a probabilidade do cliente ficar inadimplente.

Quanto maior a idade da empresa (Figura 3), menores as chances da mesma se encontrar inadimplente. Verifica-se que empresas que apresentam até 5 anos de idade têm grande probabilidade de ficarem inadimplentes. Isso provavelmente se deve ao fato de que a maioria das empresas, conforme vão tendo uma maior longevidade, apresentam uma maior estabilidade financeira.

Figura 3 – Idade da Empresa x % Amostra Clientes



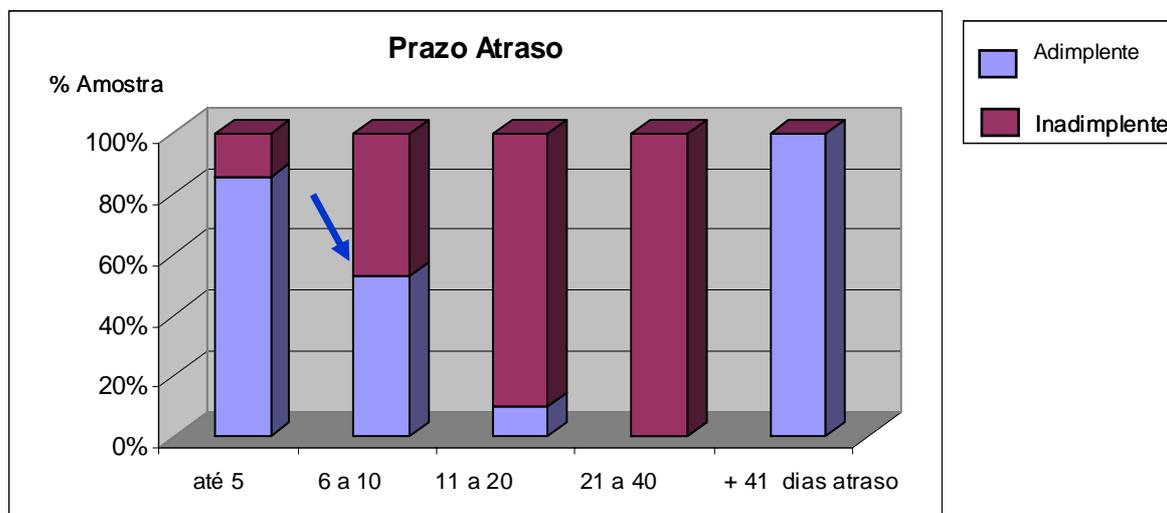
Empresas novas, podem apresentar maiores índices de inadimplência em virtude de ainda estarem reconhecendo o mercado, se estruturando, e avaliando a melhor estratégia a ser adotada. Adicionalmente, empresas novas podem

apresentar problemas de fluxo de caixa em virtude dos investimentos iniciais inerentes a abertura do negócio.

O prazo de atraso tem ligação direta com a inadimplência (Figura 4), pois imagina-se que clientes que apresentam atraso pelas informações obtidas pelo Serasa têm chance de permanecerem atrasando nas compras que forem realizadas posteriormente. Pela Figura 4 observa-se que clientes que apresentam prazo de atraso superior a 6 dias têm uma maior probabilidade de ficarem inadimplentes.

Cabe ressaltar que somente aparecem como atraso no Serasa, as informações que são passadas pelos fornecedores, ou seja, não sendo necessariamente todo o universo de atraso do cliente. Adicionalmente, a última coluna que representa atraso superior a 41 dias apresenta informação de 100% adimplente. Este caso deve ser ressaltado porque a amostra contém somente uma observação para esta faixa, não sendo representativa para se ter uma conclusão.

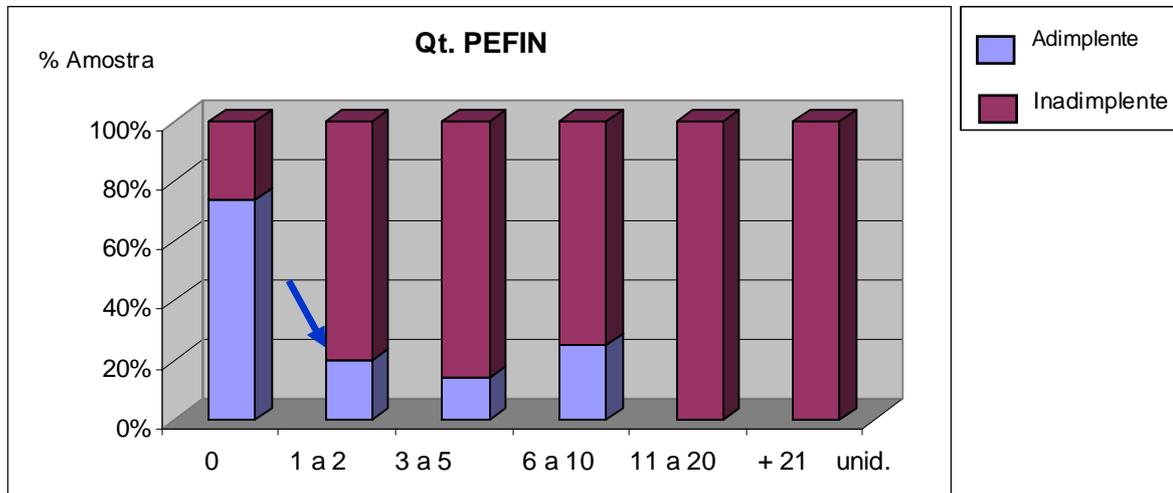
Figura 4 – Prazo de Atraso x % Amostra Clientes



Adicionalmente, a quantidade de pendências com empresas não-financeiras (Figura 5) também apresentou uma correlação positiva com a inadimplência. Essas pendências são registradas no Serasa através de informações passadas por empresas que têm interesse em registrar no Serasa o não pagamento de um compromisso. Esta situação é semelhante ao protesto de um título, porém

mais utilizada quando o valor a ser cobrado é baixo, em virtude da taxa de se criar um PEFIN ser muito inferior ao valor do protesto.

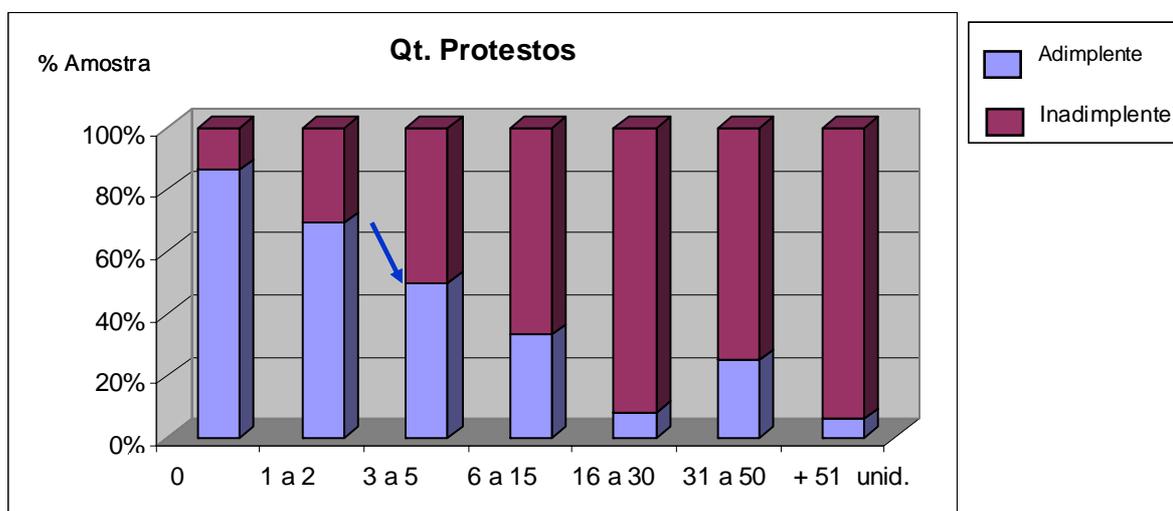
Figura 5 – Quant. PEFIN x % Amostra Clientes



Por fim, a variável independente quantidade de protestos também apresentou ligação com a inadimplência do cliente. Pela Figura 6 verifica-se que clientes que apresentam mais de 3 protestos têm grande probabilidade de se tornarem inadimplentes.

Imagina-se que clientes que apresentam muitos títulos protestados, irão continuar a não pagar as operações que forem realizadas posteriormente.

Figura 6 – Quant. Protestos x % Amostra Clientes



Cabe, no entanto, uma ressalva no que diz respeito a quantidade de protestos que concerne no seguinte: algumas empresas pagam as suas contas após os títulos serem protestados, no cartório ou após negociação futura com a empresa credora.

Quando os títulos são pagos no cartório, automaticamente os mesmos são excluídos da listagem de títulos protestados. Nos casos em que os títulos são pagos diretamente a empresa, os títulos protestados somente são excluídos com a apresentação de uma carta de anuência, que é fornecida pela própria empresa. Assim sendo, pode haver uma diferença de tempo entre a data de pagamento efetiva do cliente e a “limpeza” do título em cartório.

Com a definição da probabilidade de perda do cliente, podem ser definidas faixas de probabilidade de perda, sendo que clientes que apresentem menor probabilidade de perda podem obter melhores condições de crédito.

Por exemplo, uma divisão do limite de crédito a ser concedido pode ser realizada como base segundo a tabela abaixo:

Tabela 15 – Faixas de Concessão de Crédito por Probabilidade de Perda

Cliente com Prob. Perda (%)	Tipo de Pagamento/ Financiamento	Valor (R\$) (*1)	Prazo Médio (dias)
Até 3%	f. próprio ou f. vendor	até 30.000	75
De 3,01% a 10%	f. próprio	até 20.000	60
De 10,01% a 30%	f. próprio	até 10.000	60
De 30,01% a 40%	f. próprio	até 5.000	45
De 40,01% a 70%	Penumbra (* 2)		
Acima de 70,01%	depósito antecipado	qualquer	-

(*1) - Valor máximo que deve ser avaliado em função do porte da compradora.

(*2) - Zona de penumbra, deve ser decidido em função do risco desejado.

Observa-se através da Tabela 15, que para cada faixa de probabilidade de perda foi indicado um tipo de financiamento, um valor e um prazo médio máximo a ser financiado.

Para clientes com menor risco, podem ser oferecidos financiamentos mais arriscados para a empresa, como por exemplo o tipo vendedor, em que o banco financia o cliente, tendo como avalista a empresa fornecedora. Adicionalmente, para empresas com pouco risco, podem ser liberados valores maiores de limite de crédito bem como um prazo médio de financiamento maior. No entanto, os valores de limite de crédito a serem liberados também têm que ser compatíveis ao porte da empresa.

Deve-se ressaltar que a tabela serve como base para análise de crédito, no entanto, outros fatores devem ser levados em consideração, como: fatores estratégicos, situação financeira da empresa fornecedora, grau de risco atual da carteira de títulos a vencer e outras informações que forem julgadas necessárias.

Analisando o cenário atual, verifica-se que em virtude da globalização e competição entre as empresas, acirrou-se a busca por diminuição de riscos e maximização de resultados. Neste cenário, a predição de cenários futuros têm sido um grande desafio, e uma análise confiável de crédito passa a ser uma competência importante para as empresas. Aumentar a carteira de clientes “saudáveis” passa a ser uma luta fundamental das empresas.

Esta análise de crédito propicia a maximização do crédito, minimizando a incidência de riscos mal avaliados, de forma a evitar que a empresa negue crédito para clientes que pagam ou aprove crédito para clientes que não pagam.

Adicionalmente, o modelo pode ser utilizado para análise da carteira de recebíveis de uma empresa, informando uma noção do risco da carteira de clientes com títulos em aberto. Com esta informação pode se ter uma base do percentual do contas a receber que a empresa pode considerar como realmente a receber, obtendo uma estimativa de provisão para devedores duvidosos. É uma informação que passa segurança para os acionistas de forma a mostrar o real valor do contas a receber, e, conseqüentemente, o valor da empresa.

Pode-se concluir que o modelo de previsão de crédito auxilia na eliminação da subjetividade no julgamento do cliente e aumenta a agilidade nas respostas de liberação de crédito. No entanto, é necessário que o analista utilize sua

sensibilidade para complementar a avaliação, principalmente nos valores de limites de crédito mais altos.

Por fim, a área de concessão de crédito deve ter um canal direto com a área de vendas. Essas duas áreas devem atender aos interesses da alta administração, em reduzir ao máximo o risco de crédito e maximizar o volume das vendas.

Embora este modelo tenha sido criado visando operações de crédito de uma empresa não financeira (industrial) para a venda de seus produtos a prazo, ele pode ser empregado, com as devidas alterações, no contexto de decisões financeiras, para instituições financeiras e empresas comerciais ou de serviços.

O presente estudo em virtude de suas limitações não exaure todas as possibilidades, ele apenas abre as portas para novos estudos e novas contribuições. Nesse sentido, é importante destacar os seguintes aspectos:

1. A decisão da concessão de crédito será tanto melhor, quanto melhores forem as informações disponíveis. Informações incorretas podem gerar resultados equivocados.
2. O modelo definido basea-se em informações do passado e admite-se que as características passadas continuarão prevalecendo no futuro. Logo, este modelo somente funciona para um curto período de tempo e deve ser reavaliado periodicamente.
3. O modelo foi desenvolvido baseado em uma amostra de clientes distribuídos no território brasileiro. No entanto, caso haja uma grande mudança no perfil geográfico dos clientes, pode acontecer de apresentar distorções em função de possíveis particularidades das regiões. Outras mudanças, como: mudança significativa do porte dos clientes, mudança na estratégia de vendas e financeira, entre outras, também podem gerar alterações no atual modelo.
4. A introdução de um modelo de análise de risco de crédito deve ser considerado como base para avaliação. Deve ser utilizado o julgamento do analista de crédito de forma a amarrar todas as informações e dar um parecer final.

5. Para a criação de modelos semelhantes é aconselhável a obtenção de séries históricas sobre o comportamento dos pagamentos dos clientes, no entanto, neste caso não foi possível em virtude de uma das fontes de informação (Serasa) não apresentar dados históricos.

Como sugestão para futuros estudos, pode ser criado um modelo de risco de crédito por setor da economia e ser feito posteriormente, um comparativo entre os resultados de cada setor. Através da análise dos resultados, buscar identificar as variáveis que apresentam correlação com a probabilidade de perda para cada setor e comparar. Outro estudo seria aplicar o modelo logit para os clientes de uma empresa ou de um determinado ramo, segmentados por regiões do país e avaliar o impacto da inadimplência por região geográfica. Por fim, poderiam ser aplicadas outras ferramentas estatísticas, como análise discriminante e probit para se obter modelos de risco de crédito.