

Relatório Técnico¹

Análise de crédito como instrumento de gestão estratégica em uma locadora de veículos: desenvolvimento de um modelo de risco

Junio César Pereira – Mestre FPL
Eloísa Helena Rodrigues Guimaraes - FPL
Wanderley Ramalho – FPL
Ester Eliane Jeunon - FPL
Pedro Augusto Xavier de Assis – PUC MG

1 Introdução

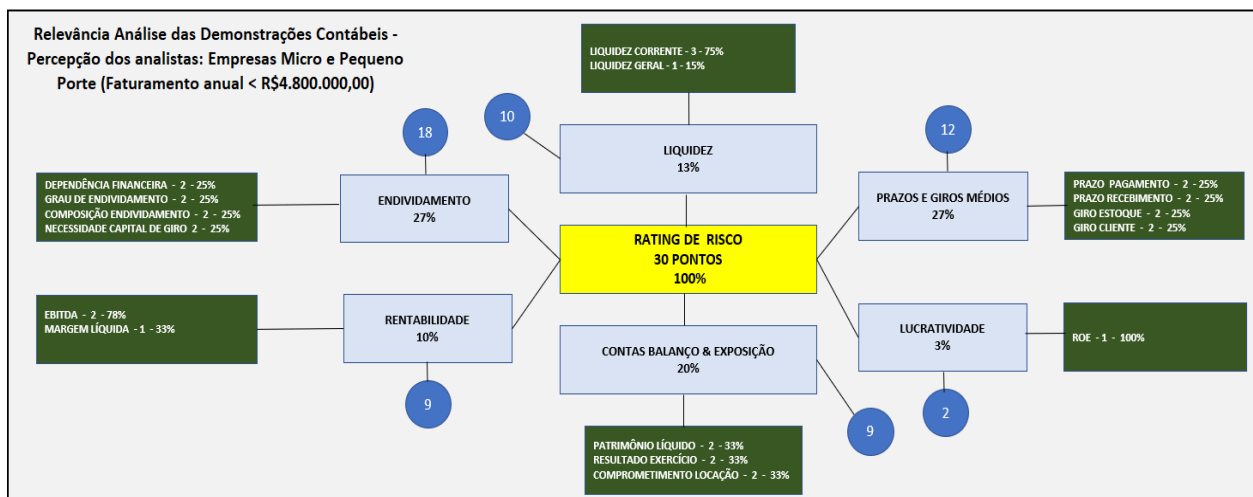
Neste relatório são apresentadas e discutidas as etapas para a criação do modelo, conforme proposto no objetivo geral da pesquisa desenvolvida por meio de uma dissertação de Mestrado, que foi desenvolver um modelo de risco de crédito, com base na percepção dos analistas, para análise e concessão de crédito em uma locadora de veículos.

A Júlios Locadora classifica as empresas seguindo os seguintes critérios: empresa de pequeno porte: faturamento inferior a R\$ 4,8 milhões/ano; empresa de médio porte: faturamento entre R\$ 4,8 e R\$ 10 milhões/ano; empresa de grande porte: faturamento superior a R\$ 10 milhões/ano. A partir dessa classificação, buscou-se criar modelos que contemplassem as especificidades da concessão de crédito para pequenas, médias e grandes empresas. Isso é necessário para compreender a demanda de cada perfil, visto que pequenas empresas, embora geralmente contratem valores menores em pequenas locações, proporcionam a pulverização da carteira, levando à mitigação de uma possível concentração de risco em um único perfil de cliente.

2 Modelo de classificação de risco de crédito em empresas de pequeno porte

Após definidas as informações que balizam o modelo elaborado, tendo como base a percepção dos analistas, elaborou-se a Figura 1, que pode ser utilizada para classificar o risco de crédito de clientes de pequeno porte, aqueles com faturamento inferior a R\$ 4.800.000,00.

¹ Relatório Técnico oriundo de: Pereira, J. C. (2023). *Análise de crédito como instrumento de gestão estratégica em uma empresa locadora de veículos: desenvolvimento de um modelo de risco, com base na percepção dos analistas*. (Dissertação Mestrado Profissional em Administração. Faculdade Pedro Leopoldo, Pedro Leopoldo, MG. Brasil).



Informações Cadastrais - Micro e Pequenas Empresas - Faturamento Anual < R\$4.800.000,00		
MERCADO	Percepção Analistas	Relevância
SCORE PJ	10	14%
SCORE PF	10	14%
TEMPO DE MERCADO PJ	8	11%
TEMPO DE MERCADO PF	8	11%
LIMINAR SERASA	1	1%
RESTRITIVO EXTERNO PJ	8	11%
RESTRITIVO EXTERNO PF	8	11%
CURVA ABC *	7	10%
IRPF	10	14%
TOTAL	70	100%



MODELO DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO POR RATING - ANÁLISE CLIENTES PESADOS <4,8M									
RATING	RISCO	100							
		30				70			
		Análise das Demonstrações Financeiras - Julgamental				Análise das Demonstrações Financeiras - Julgamental			
Nota Manual		Score - PJ	Restritivos - PJ	Score - PF	Restritivos - PF	IRPF - Sócios	Liminar Serasa	Tempo de Mercado	Tempo dos Sócios
0 a 30		0 a 10	0 a 8	0 a 10	0 a 8	0 a 10	Sim - 10	0 a 8	0 a 7
0									
A	Baixo	EBITDA, Representatividade do PL, Liquidez Corrente e Imediata, Resultado do Exercício, Receita Média Mensal Líquida, Demanda Pontual + Potencial VS Receita Média Mensal para avaliar o Comprometimento da parcela, Indicadores de Prazos e Giros Médios, Alavancagem Financeira, Endividamento CP + LP e a representatividade entre outros.				Patrimônio Relevante (Desconsiderando Cotas);	Não	> 10 anos	> 10 anos
61 a 100		700 a 1.000	Julgamental - Avaliar Representatividade	700 a 1.000	Julgamental	Patrimônio Relevante (Desconsiderando Cotas);	Não	> 10 anos	> 10 anos
Target		10	8	10	8	10	1	8	8
B	Médio	EBITDA, Representatividade do PL, Liquidez Corrente e Imediata, Resultado do Exercício, Receita Média Mensal Líquida, Demanda Pontual + Potencial VS Receita Média Mensal para avaliar o Comprometimento da parcela, Indicadores de Prazos e Giros Médios, Alavancagem Financeira, Endividamento CP + LP e a representatividade entre outros.				Patrimônio Médio (Desconsiderando Cotas);	Não	4 a 9 anos	4 a 9 anos
31 a 60		301 a 699	Julgamental - Avaliar Representatividade	301 a 699	Julgamental	Patrimônio Médio (Desconsiderando Cotas);	Não	4 a 9 anos	4 a 9 anos
Target		6	3	6	3	5	1	3	3
C	Elevado	EBITDA, Representatividade do PL, Liquidez Corrente e Imediata, Resultado do Exercício, Receita Média Mensal Líquida, Demanda Pontual + Potencial VS Receita Média Mensal para avaliar o Comprometimento da parcela, Indicadores de Prazos e Giros Médios, Alavancagem Financeira, Endividamento CP + LP e a representatividade entre outros.				Sem patrimônio relevante;	Não	1 a 3 anos	1 a 3 anos
0 a 30		2 a 300	Julgamental - Avaliar Representatividade	1 a 300	Julgamental	Sem patrimônio relevante;	Não	1 a 3 anos	1 a 3 anos
Target		1	1	1	1	1	1	1	1
D	Crítico								
<0									
Target									

Obs.: Se a pontuação final for inferior a 0, o rating será D e estará sujeito a reprovação.

Nota

0

Figura 1

Modelo de classificação de risco para empresas de pequeno porte.

Fonte: elaborada pelo autor (2023).

A Figura 1 reflete as informações econômico-financeiras, informações de mercado, conforme elucidado no referencial teórico que embasou a pesquisa. E para revelar o resultado, apresenta o *rating* de classificação de risco, que atesta a qual risco a empresa estará exposta ao aprovar um crédito para quem demanda locação de veículo. A classificação do *rating* de risco ressalta qual o perfil do cliente que deseja alugar um ativo, seja: A (baixo risco), B (médio risco), C (risco elevado) e D (risco crítico).

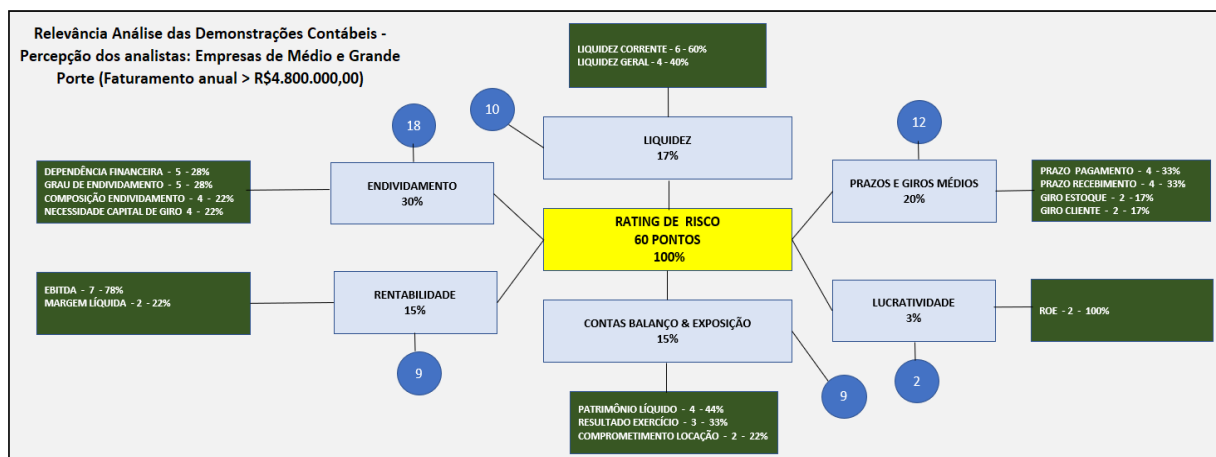
No decorrer da pesquisa, inferiu-se que os analistas transcreviam no parecer de aprovação de crédito, ao final de todas as análises, uma série de informações que denunciava um processo investigativo, envolvendo elementos cadastrais de mercado, informações do balanço patrimonial, além de diversos índices financeiros. Mas todas as vezes que precisavam se posicionar sobre qual o risco da operação, não havia clareza quanto à definição. Voltavam para análise, faziam novamente a leitura de todo o parecer para explicitar os fatos relevantes na sua percepção e com o fluxo de análise expressivo nem sempre conseguiam lembrar todos os fatos abordados na análise quando concluíram pela primeira vez.

O modelo de classificação de risco da Figura 1 revela que, com base na avaliação do analista, clientes de pequeno porte - com faturamento inferior a R\$ 4.800.000,00, baixo faturamento, estrutura geralmente pequena, fatura muita das vezes no CPF - não dispõem de robustez de informações contábeis e, por isso, o peso para índices financeiros para a tomada de decisão de zero a 100 é de 30 pontos. Mas o que de fato impacta na tomada de decisão, de zero a 100, passa a ser para as informações de mercado, um complementando o outro. O comportamento tanto da pessoa jurídica quanto do sócio na pessoa física tem mais relevância quando se avalia como o tomador se comporta no mercado, até porque, geralmente, em um processo de locação de veículos pelo porte, opta-se por pequena quantidade de ativos para alugar.

Para clientes de pequeno porte, com base no modelo, pode-se perceber que existe uma relevância considerada para as informações de patrimônio da pessoa física, comprovante de renda da pessoa jurídica, além de consulta a ferramentas para avaliar se o tomador está adimplente ou inadimplente no mercado.

2.1 Modelo de classificação de risco de crédito em empresas de médio e grande porte

Após definidas as informações que balizam o modelo elaborado, tendo como base a avaliação dos analistas, elaborou-se a Figura 2, que poderá ser utilizada para classificar o risco de crédito de clientes de médio e grande porte, que possuem faturamento superior a R\$ 4.800.000,00.



Informações Cadastrais - Médias e Grandes Empresas - Faturamento Anual > R\$4.800.000,00		
MERCADO	Percepção Analistas	Relevância
SCORE PJ	7	18%
SCORE PF	7	18%
TEMPO DE MERCADO PJ	4	10%
TEMPO DE MERCADO PF	4	10%
LIMINAR SERASA	1	3%
RESTRITIVO EXTERNO PJ	3	8%
RESTRITIVO EXTERNO PF	3	8%
CURVA ABC *	4	10%
IRPF	7	18%
TOTAL	40	100%



MODELO DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO POR RATING - PERCEPÇÃO DOS ANALISTAS												
		100										
		60		40								
RATING	RISCO	Análise das Demonstrações Financeiras - Julgamental		Score - PJ	Restritivos - PJ	Score - PF	Restritivos - PF	IRPF - Sócios	Liminar Serasa	Tempo de Mercado	Tempo dos Sócios	Curva ABC
Escala		0 a 60		0 a 7	0 a 3	0 a 7	0 a 3	0 a 7	Sim - 7	0 a 4	0 a 4	0 a 4
Nota Manual		60%		18%	8%	18%	8%	18%	3%	10%	10%	10%
A	Baixo	EBITDA, PL, Liquidez Corrente e Geral, Resultado do Exercício, Demanda Pontual + Potencial, Indicadores de Prazos e Giros Médios, Alavancagem Financeira, Endividamento CP + LP, Rentabilidade e Lucratividade.		700 a 1.000	Sem Restrições ou baixa Representatividade	700 a 1.000	Sem Restrições ou baixa Representatividade	Patrimônio Relevante (Desconsiderando Cotas):	Não	> 10 anos	> 10 anos	Carteira de clientes pulverizada;
	Target			7	3	7	3	7	1	4	4	4
B	Médio	EBITDA, PL, Liquidez Corrente e Geral, Resultado do Exercício, Demanda Pontual + Potencial, Indicadores de Prazos e Giros Médios, Alavancagem Financeira, Endividamento CP + LP, Rentabilidade e Lucratividade.		301 a 699	Média Representatividade	301 a 699	Média Representatividade	Patrimônio Mediano (Desconsiderando Cotas):	Não	4 a 9 anos	4 a 9 anos	Carteira de clientes parcialmente concentrada;
	Target			4	2	3	2	5	1	3	3	3
C	Elevado	EBITDA, PL, Liquidez Corrente e Geral, Resultado do Exercício, Demanda Pontual + Potencial, Indicadores de Prazos e Giros Médios, Alavancagem Financeira, Endividamento CP + LP, Rentabilidade e Lucratividade.		2 a 300	Restrições Elevadas	1 a 300	Restrições Elevadas	Sem patrimônio relevante;	Não	1 a 3 anos	1 a 3 anos	Carteira de clientes concentrada;
	Target			1	1	1	1	1	1	1	1	1
D	Crítico											
	Target											
Obs.: Se a pontuação final for inferior a 0, o rating será D e estará sujeito a reprovação.												

Figura 2
 Modelo de classificação de risco para empresas de médio e grande porte.
 Fonte: elaborada pelo autor (2023).

A Figura 2, assim como a Figura 1, reflete as informações econômico-financeiras, informações de mercado, conforme elucidado no referencial teórico. E demonstra o *rating* de classificação de risco que atesta a qual risco a empresa estará exposta ao aprovar um crédito para quem demanda locação de veículo com perfil de médio e grande porte - com faturamento superior a R\$ 4.800.000,00. A classificação do *rating* de risco em uma análise direciona-se para: A (baixo risco), B (médio risco), C (risco elevado) e D (risco crítico).

Diferentemente do modelo trazido na Figura 1, o cliente de médio e grande porte tende a apresentar robustez tanto de informação quanto de documentação, de acordo com a avaliação da análise de crédito.

Nesta investigação, apreendeu-se que os analistas, ao avaliarem empresas com faturamento superior a R\$ 4.800.000,00, se deparavam com um volume de solicitação de veículos para locação superior ao solicitado em empresas de pequeno porte - faturamento inferior a R\$ 4.800.000,00 e, consequentemente, com estrutura mais robusta e informações contábeis mais elaboradas.

Os clientes com faturamento superior a R\$ 4.800.000,00 foram assim considerados em termos de peso para tomada de decisão: zero a 100, 60% pesam mais avaliar as informações econômico-financeiras e 40% informações de mercado, embora as que compõem o modelo sejam relevantes no processo de decisão e, portanto, se complementem.

Gitman (2001) destaca que, no processo de análise de crédito, para estar alinhado às diretrizes, precisa estar claro e constituída a política de crédito. Consequentemente, precisa haver elevado índice de controle e gestão das informações, principalmente as que vão ao encontro das que o mercado apresenta. Matias (2007) pondera que as diretrizes precisam ser claras, pois, assim, diminuem-se os erros eventualmente cometidos na potencialização de resultados estimados.

Desenvolver mecanismos de gestão da carteira de cliente não é tarefa fácil. Vavra (1993) refere que é preciso adaptar a empresa à recepção de registro de informações relevantes capazes de serem armazenadas e geridas para mapear oportunidades e elaborar mecanismos. Para alcançar a expectativa gerada em uma captação, precisa ter embasamento e aprofundar no universo do cliente, a fim de traçar devidamente o seu perfil ideal, inclusive para que estrategicamente se fale em retê-lo ou não com aquele determinado perfil.

O modelo de classificação de risco para empresas de médio e grande porte, embora criado a partir de um alinhamento de informações e tomadas de decisões por analistas envolvidos no processo de análise de crédito, foi desenvolvido por meio de um forte alinhamento entre a prática (processo executado diariamente por analistas de forma subjetiva) e a técnica (informações trazidas no referencial teórico para dar robustez e segurança ao posicionamento quanto à tomada de decisão do analista de crédito). Mintzberg *et al.* (2006) opinam que, de forma estratégica, o alinhamento de ambiente promove bons resultados e o alinhamento em um ambiente interno traz o foco para a conexão do resultado alcançado com a estratégia adotada.

O maior desafio do modelo de classificação de risco é justamente classificar segundo os analistas, mas com respaldo teórico capaz de sustentar a funcionalidade e aplicabilidade dos conceitos, reduzindo a subjetividade no processo decisório. Por isso, procurou-se apoiar no arcabouço da literatura e, assim, perceber que o modelo tem desempenho diferente para cliente de pequeno, médio e grande porte. Silva (2005) afirma que, para classificar ou avaliar o risco de crédito de um cliente, é fundamental definir quantos indicadores serão utilizados no processo de análise e qual a importância relativa para cada indicador para ter efetividade na decisão.

Para Matarazo (2003), a avaliação é uma técnica que segue com abrangência outras ciências. Nova (2002) exemplifica que são vários os estudos que envolvem o desempenho empresarial. Ross *et al.* (2002) reportam que a principal razão para se analisarem os indicadores financeiros se dá justamente pelo motivo de o mercado não conter informações suficientes e utilizar a comparação de indicadores para avaliar a *performance* financeira da empresa.

3 Aplicabilidade do modelo e fluxo de utilização

O modelo de classificação de risco de crédito com base na avaliação dos analistas foi aplicado no departamento de análise de crédito e utilizado, pelos analistas fundamentalistas, como piloto para todas as análises de créditos para novos clientes e para clientes da carteira que queriam aumentar a exposição, realizando novas contratações.

O fluxo de utilização evidencia as etapas em que o analista utiliza o modelo para calibrar a percepção de risco e, conseqüentemente, tenham um parâmetro predefinido que tende a aprovar ou reprovar, a depender do apetite de risco avaliado. O Departamento de Análise de Crédito recebe a solicitação do comercial para avaliação de crédito de um novo cliente ou em caso de cliente da casa que deseja aumentar a frota. O analista avalia se na solicitação de análise constam todas as documentações financeiras (balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício) e cadastrais.

De posse das documentações necessárias para avaliar o crédito do cliente, o analista seguirá inserindo todas as informações de crédito na Figura 3.

BALANÇO PATRIMONIAL				Demonstrativo de Resultados	
Ativo Circulante		Passivo Circulante		Ano Equivalente	
Caixa/Banco	<input type="text"/>	Fornecedores	<input type="text"/>	RECEITA OPERAC BRUTA	<input type="text"/>
Aplicações Financeiras	<input type="text"/>	Bancos Curto Prazo	<input type="text"/>	(-) Deduções	<input type="text"/>
Clientes	<input type="text"/>	Financ. Operacionais	<input type="text"/>	RECEITA OPERAC LÍQUIDA	R\$ 0,00
Estoques	<input type="text"/>	Parc. Corr. Financ. Logo Prazo	<input type="text"/>	Receita Média Mensal Líq.	R\$ 0,00
Desps. Exercício Seguinte	<input type="text"/>	Debêntures/Comm. Papers	<input type="text"/>	(-) Custos	<input type="text"/>
Impostos a Recuperar	<input type="text"/>	Leasing Curto Prazo	<input type="text"/>	LUCRO BRUTO	R\$ 0,00
Sócios / Emp. Ligadas	<input type="text"/>	Salários/Obrig. Sociais	<input type="text"/>	(-) Desp. Operacionais	<input type="text"/>
Outros Ativos Operac.	<input type="text"/>	Impostos e Tributos	<input type="text"/>	(-) Despreciação/Amortização	<input type="text"/>
Adiantamentos	<input type="text"/>	Impostos Parcelados	<input type="text"/>	(+) Outras Receitas Operacionais	<input type="text"/>
Outros Ativos Não Operac.	<input type="text"/>	Adiantamentos de Clientes	<input type="text"/>	(-) Outras Despesas Operacionais	<input type="text"/>
Nova Linha	<input type="text"/>	Sócios/Emp. Ligadas	<input type="text"/>	RES. OP. ANTES RES.FIN	R\$ 0,00
Adicionar Linha	<input type="text"/>	Outras Contas a Pagar	<input type="text"/>	(+) Receitas Financeiras	<input type="text"/>
Ativo Circulante	R\$ 0,00	Outros Pass. Operac.	<input type="text"/>	(-) Despesas Financeiras	<input type="text"/>
		Outross Pass. Operac	<input type="text"/>	(+) Variações Monetárias	<input type="text"/>
		Nova Linha	<input type="text"/>	RES. OPERAC. LÍQUIDO	R\$ 0,00
		Adicionar Linha	<input type="text"/>	(+) Res. Não Operacional	<input type="text"/>
		Passivo Circulante	R\$ 0,00	(+) Correção Monetária	<input type="text"/>
				(+) Equivalência Patrimonial	<input type="text"/>
Ativo Permanente		Passivo Não Circulante		(-) Provisão p/IR	<input type="text"/>
Investimentos	<input type="text"/>	Bancos Longo Prazo	<input type="text"/>	LUCRO LÍQUIDO	R\$ 0,00
Imobilizado	<input type="text"/>	Debêntures/Com. Papers	<input type="text"/>	Receita Mensal	<input type="text"/>
Diferido/Intangível	<input type="text"/>	Leasing	<input type="text"/>	Fatura Mensal Locação	<input type="text"/>
Nova Linha	<input type="text"/>	Sócios/Emp. Ligadas	<input type="text"/>		
Adicionar Linha	<input type="text"/>	Obrig. Sociais/Fiscais Parc	<input type="text"/>		
Ativo Permanente	R\$ 0,00	Outros Pass. Operac.	<input type="text"/>		
		Outros Pass. Não Operac	<input type="text"/>		
		Res. Exerc. Futuros	<input type="text"/>		
		Nova Linha	<input type="text"/>		
		Adicionar Linha	<input type="text"/>		
		Exigível Longo Prazo	R\$ 0,00		
Realizável Longo Prazo		Patrimônio Líquido			
Sócios/Emp. Ligadas	<input type="text"/>	Capital/Reservas	<input type="text"/>		
Outros Ativos Operac	<input type="text"/>	Reservas de Reavaliação	<input type="text"/>		
Outros Ativos Não Operac	<input type="text"/>	Resultado Financeiro	<input type="text"/>		
Leasing	<input type="text"/>	Nova Linha	<input type="text"/>		
Nova Linha	<input type="text"/>	Adicionar Linha	<input type="text"/>		
Adicionar Linha	<input type="text"/>	Patrimônio Líquido	R\$ 0,00		
Realizável Longo Prazo	R\$ 0,00				
Ativo Total	R\$ 0,00	Passivo Total	R\$ 0,00		

Figura 3
Clientes perfil médio e grande porte: faturamento > R\$ 4,8 m.
Fonte: elaborada pelo autor (2023).

A Figura 3 contém todas as contas do balanço patrimonial. Após receber as demonstrações financeiras e preencher a planilha, o analista verá, a depender do porte da empresa, os índices financeiros calculados por fórmulas e referências conforme citado no referencial teórico. Após essa etapa, avalia-se se os respectivos índices estão em conformidade com a referência parametrizada. Caso esteja, cada índice irá gerar uma pontuação já determinada e, posteriormente, o analista fará a verificação e pontuação dos dados cadastrais, a depender do porte do cliente.

Após finalizada a etapa de tabulação do balanço, pontuação de acordo com as referências dos índices e informações cadastrais e de mercado, o analista verá o resultado em formas de *rating*, que vai de A até D, sendo: A – risco baixo, B – risco médio, C – risco elevado e D – risco crítico. Essa classificação do risco indica o risco calibrado com base na percepção trabalhada e, posteriormente, o analista formula o parecer de crédito, informa o risco na análise e toma a decisão sempre com o olhar voltado para o porte do cliente.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esta seção relata a análise quantitativa e qualitativa dos resultados obtidos a partir do modelo de classificação de risco, com base na percepção dos analistas, proposto no objetivo geral deste estudo.

Após criação do modelo, tendo como piloto o núcleo que trata as análises de veículos pesados que possuem PBT acima de 3.500 kg, segmentados entre pequeno, médio e grande porte, os analistas foram convidados a seguir duas etapas.

Atualmente, a empresa Júlios Locadora de veículos possui uma base de clientes com perfil de veículos pesados de aproximadamente 220 cadastros nacionais de pessoa jurídica (CNPJ) ativos, faturando. Para testar o modelo, foi extraída uma base contendo 22 clientes já analisados e aprovados pelo departamento de crédito, o que representa 10% da base. Os analistas foram convidados a revisitar as 22 análises e, com base na sua avaliação de risco, no período de 21/06/2023 a 05/07/2023, a reavaliar esses clientes, adotando o critério de risco, porém, sem utilizar o modelo de apoio.

Concluídas as etapas, os 22 clientes da amostra inicial e clientes analisados no período proposto - 21/06/2023 a 05/07/2023 -, que somaram 29 novos clientes, foram analisados e inserido um *rating* de risco com base na percepção dos analistas sem utilização do modelo de classificação de risco proposto pelo estudo em 51 clientes.

Finalizada a marcação do *rating* de risco pelos analistas sem a utilização do modelo, foi realizada uma aplicação do modelo para os mesmos 51 clientes e o cruzamento das informações, com o objetivo de entender se os resultados obtidos com as variáveis calibradas no modelo conseguiram captar a percepção marcada pelo analista. Com base nas informações foi alcançado o seguinte resultado inicial, retratado na Figura 4:

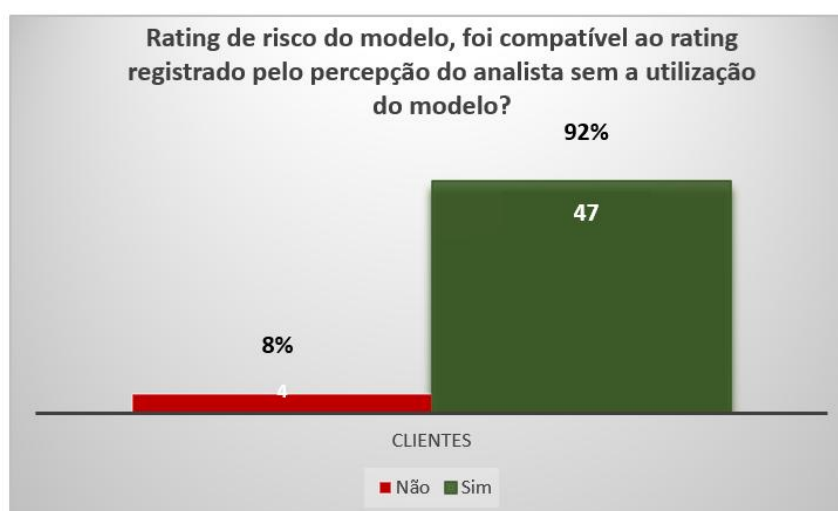


Figura 4

Rating de risco: compatibilidade 1.

Fonte: elaborada pelo autor (2023).

Tendo sido implementado o modelo, 92% dos clientes analisados e classificados no *rating* de risco pelos analistas foram compatíveis com a leitura da ferramenta de classificação. Os quatro clientes que divergiram do modelo em comitê com os analistas, abrindo caso a caso, em comum, inferiu-se que esses clientes não haviam recebido a documentação completa, o que dificultou a leitura e, conseqüentemente, refletiu em distorção. Mas, considerando o percentual de compatibilidade, o modelo criado tendo como base a percepção dos analistas obteve alto índice de assertividade.

Com base no elevado percentual de compatibilidade do modelo, iniciou-se a última etapa de validação. Houve a extração em massa de 165 clientes da base e foram parametrizadas na planilha extraída, todas as fórmulas que fazem a leitura das variáveis do modelo. Posteriormente, aplicou-se a classificação de risco para os 165 clientes.

Dos 165 clientes extraídos, somente 97 (59%) possuíam informações completas para serem elegíveis no modelo. De posse dessas informações, houve aplicação em massa do modelo criado a partir da percepção dos analistas em 97 clientes. Mais uma vez foi solicitado aos analistas que revisitassem esses 97 clientes e atribuísem uma escala de risco tendo como base a Figura 16.

Os analistas revisitaram os 97 clientes, fizeram a marcação do risco, porém sem a utilização do modelo, e após finalizado fizeram o cruzamento dos riscos realizados por eles com os riscos obtido com a utilização do modelo. O resultado alcançado está demonstrado na Figura 5:

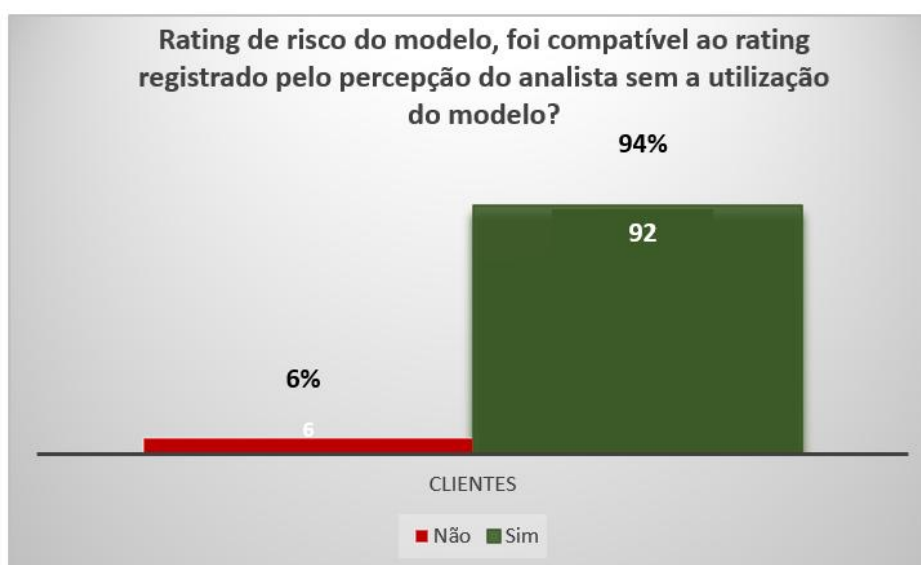


Figura 5
Rating de risco: compatibilidade 2
 Fonte: elaborada pelo autor (2023).

Depois da validação dos dados, evidenciou-se assertividade na marcação do risco pelo modelo de 94%. Com o resultado de compatibilidade elevado, manifestou-se a preocupação em entender quais foram as distorções na percepção do analista com as seis demandas que divergiram. Mapeado em comitê com os analistas, detectou-se o seguinte cenário:

Cliente	Marcação Analista	Marcação Modelo
Cliente 01	C	D
Cliente 02	B	C
Cliente 03	B	C
Cliente 04	A	B
Cliente 05	C	B
Cliente 06	C	D

Figura 6
 Marcação analista x modelo.
 Fonte: dados da pesquisa (2023).

Baseado no alinhamento com os analistas em comitê, na busca de entender as distorções das seis marcações divergentes, notou-se que: o modelo trouxe uma marcação mais conservadora, o risco captado pelo modelo foi maior do que o risco compreendido do analista em cinco clientes; e em um cliente específico, o modelo trouxe uma nota de risco menor do que a do analista, e os 97 clientes ativos na empresa Júlios Locadora de Veículos apresentaram o perfil de risco com base no modelo da Figura 7:

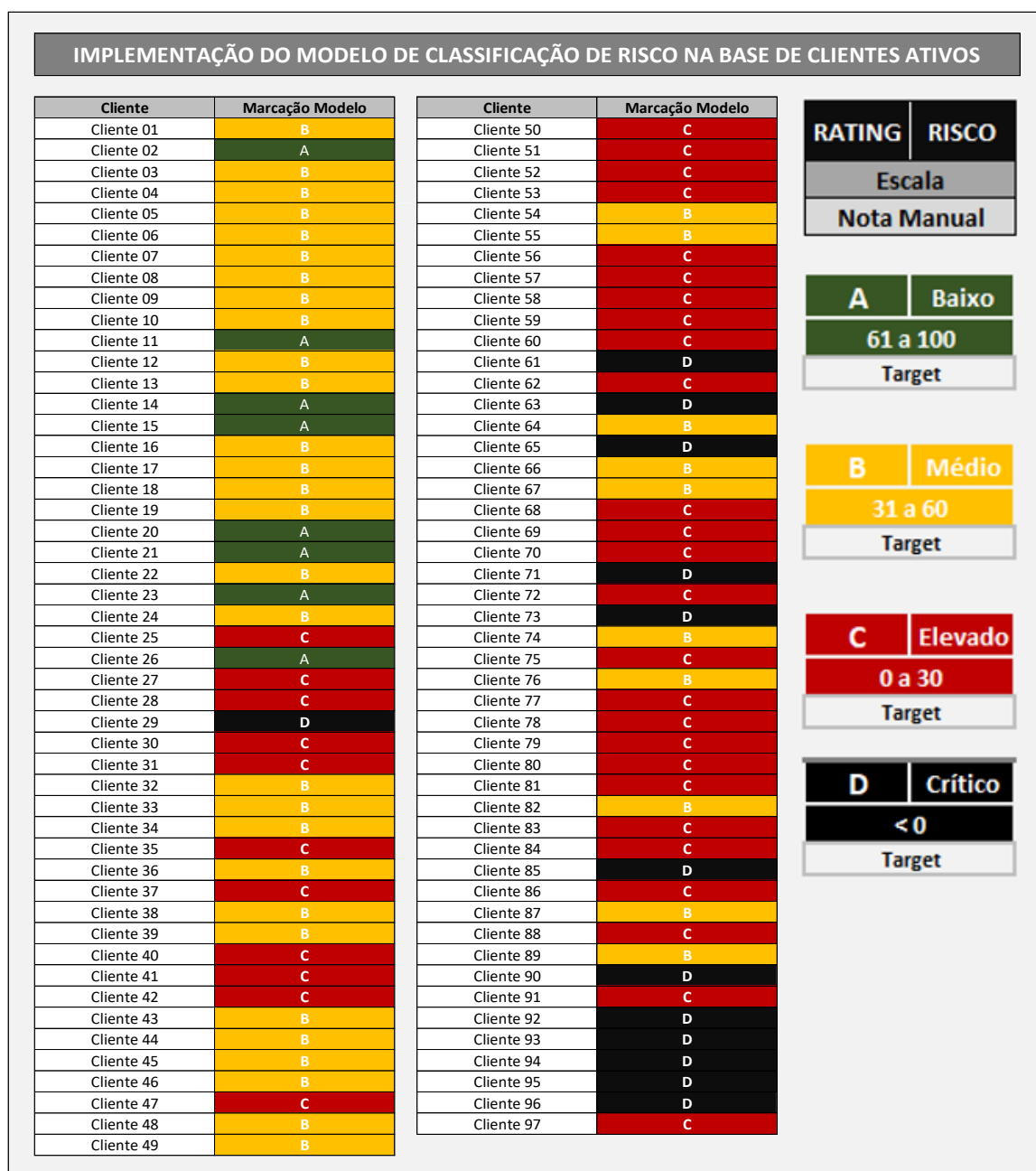


Figura 7

Implementação do modelo de classificação de risco na base de clientes ativos.

Fonte: dados da pesquisa (2023).

Em resumo, a classificação de risco gera oportunidades de monitorar cada perfil e contribui para ações estratégicas para o negócio conforme a consolidação das informações nas Figuras 8 e 9:

CLASSIFICAÇÃO DE RISCO		CLIENTES	%	
BAIXO	A	8	8,2%	48% Baixo e Médio Risco
MÉDIO	B	39	40,2%	
ELEVADO	C	37	38,1%	52% Risco Elevado e Crítico
CRÍTICO	D	13	13,4%	
Total		97	100%	

Figura 8
Classificação de risco clientes.
Fonte: dados da pesquisa (2023).

A partir dos dados e informações tratadas da amostra de 97 clientes ativos, constatou-se que 52% dos clientes posicionaram-se entre os riscos: elevado 38,1% (C) e 13,4% (D) (Figura 9):

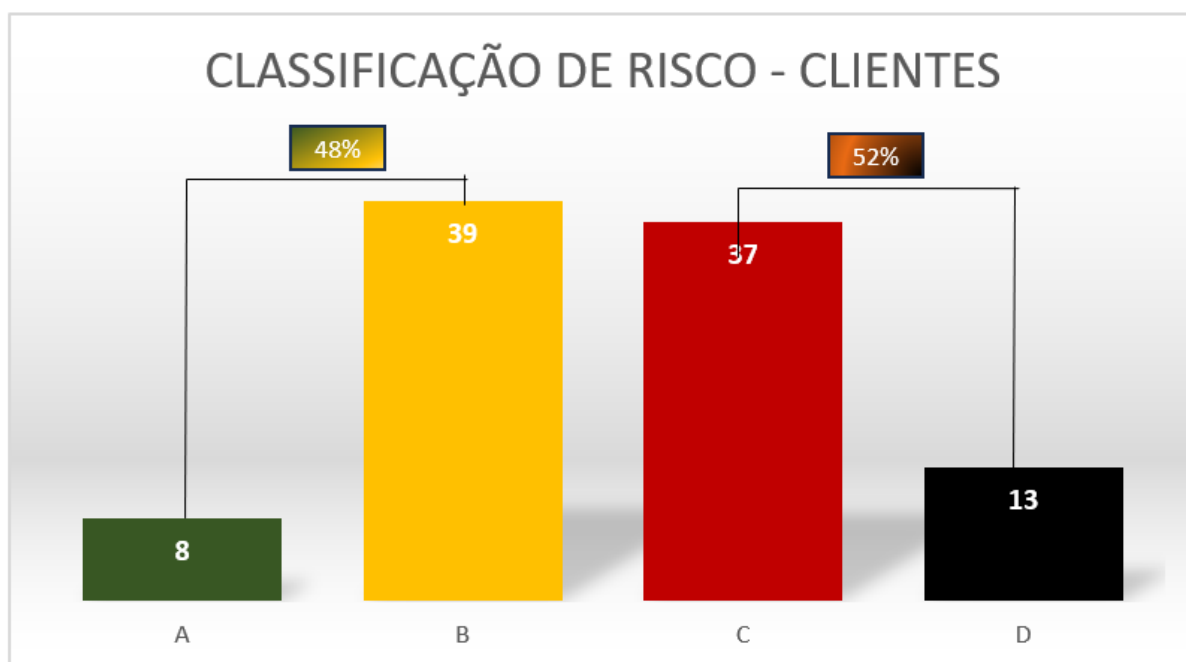
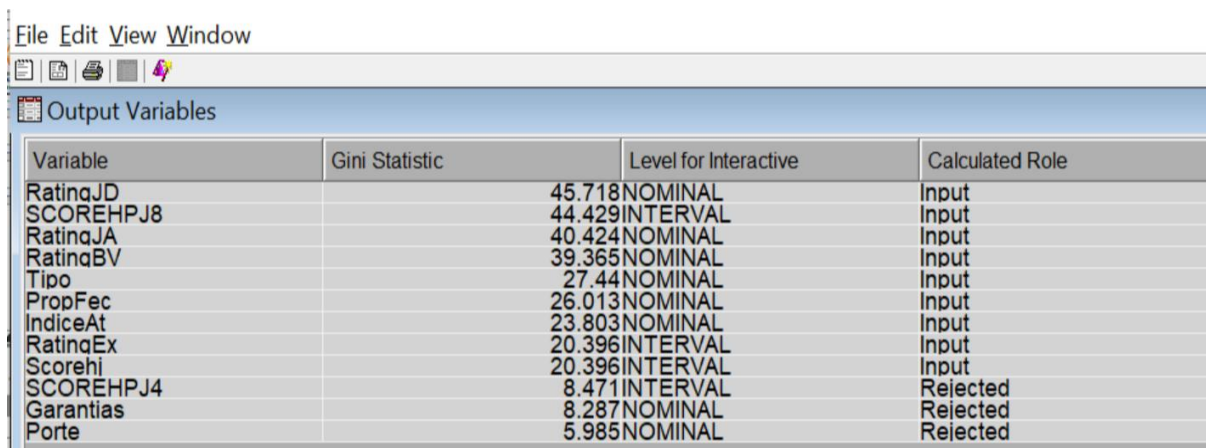


Figura 9
Classificação de risco clientes.
Fonte: dados da pesquisa (2023).

Finalizados os testes, o modelo criado com base no entendimento dos analistas obteve índice de compatibilidade com o risco identificado pelos analistas de 94%, um importante resultado que credencia a utilização do modelo. Logo, o modelo gera um rating de risco de crédito e pode ser utilizado como mais um atributo para a tomada de decisão.

Com base no importante resultado de 94% de compatibilidade do risco apurado pelo modelo tendo como base a percepção dos analistas, todos os clientes que tiveram a marcação do *rating* de risco foram imputados em uma plataforma utilizada para medir a aderência do atributo chamada *Gini Statistics* (Coeficiente de Gini) com mais 12

atributos utilizados pela empresa Júlios Locadora. As Figuras 10 e 11 ilustram o resultado.



Variable	Gini Statistic	Level for Interactive	Calculated Role
RatingJD	45.718	NOMINAL	Input
SCOREHPJ8	44.429	INTERVAL	Input
RatingJA	40.424	NOMINAL	Input
RatingBV	39.365	NOMINAL	Input
Tipo	27.44	NOMINAL	Input
PropFec	26.013	NOMINAL	Input
IndiceAt	23.803	NOMINAL	Input
RatingEx	20.396	INTERVAL	Input
Scorehi	20.396	INTERVAL	Input
SCOREHPJ4	8.471	INTERVAL	Rejected
Garantias	8.287	NOMINAL	Rejected
Porte	5.985	NOMINAL	Rejected

Figura 10

Estudo de aderência do atributo.

Fonte: Plataforma *Gini Statistic* Júlios Locadora (2023).

Na Figura 10, o *rating* de classificação de risco extraído com base na utilização do modelo proposto nesta dissertação está nomeado como *rating JD*. A nomenclatura é só uma forma de identificar as marcações que foram feitas e evidenciadas na Figura 10. Na apresentação dos resultados obteve-se importante destaque no resultado, figurando-se em primeiro lugar no quesito aderência, à frente, inclusive, do ScoreHPJ8 da Serasa, que mede o escore positivo. É preciso, porém, relatar que a amostra estendeu-se somente a clientes da empresa Júlios Locadora e o ScoreHPJ8 da Serasa foi desenvolvido com modelagem estatística mais abrangente. Mas, para o segmento locação na empresa pesquisada, o modelo demonstrou mais uma vez força na aderência.

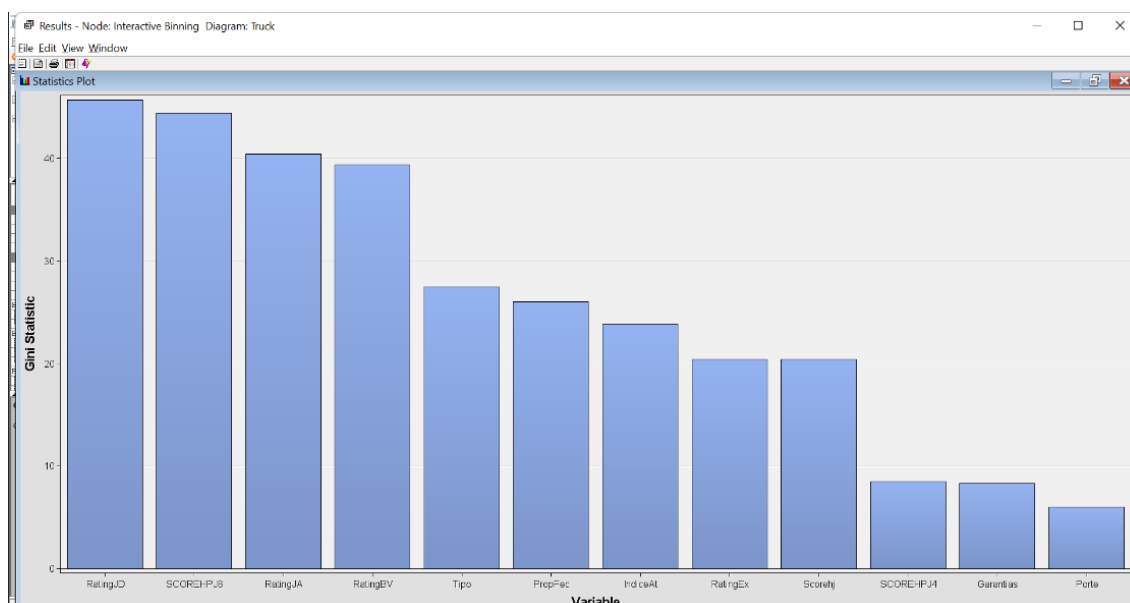


Figura 11

Aderência do modelo.

Fonte: plataforma *Gini Statistic* Júlios Locadora (2023).

A Figura 11 ilustra um gráfico com a representatividade da aderência do *rating* classificado como *rating* JD, gerado pelo modelo criado nesta dissertação.

Concluindo as análises, os resultados e a aderência da classificação de risco gerada pelo modelo criado com base na percepção dos analistas, evidentemente com espaços para ajustes que serão citados nas Considerações Finais.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa teve como objetivo desenvolver um modelo de risco de crédito com base na percepção dos analistas, para análise e concessão de crédito em uma locadora de veículos considerada como a empresa mais valorizada no segmento de locação de veículos do mundo. O desenvolvimento do modelo seguiu alguns passos, que se constituíram nos objetivos específicos desta pesquisa.

O primeiro objetivo específico buscou identificar, na literatura, os principais conceitos dos indicadores utilizados no processo de análise de crédito da Júlios Locadora. Para atingir esse objetivo, o pesquisador buscou elaborar um referencial para aprofundar-se em conceitos e utilização desses indicadores principalmente para refinar e ter embasamento técnico para tecer pareceres de crédito tanto para aprovação quanto reprovação com respaldo de autores especialistas no tema, no tocante à discussão relativa a indicadores econômico-financeiros. Nesse sentido, o arcabouço teórico almejou identificar a representatividade da quantidade e qualidade das informações utilizadas para analisar uma solicitação de crédito.

A partir daí, e para responder ao segundo objetivo específico desta pesquisa, buscou-se identificar os indicadores de análise de crédito, utilizados para avaliação de crédito na Júlios Locadora de Veículos (empresa designada por esse nome fantasia). Para se alcançar esse objetivo, o pesquisador contou com o auxílio de oito analistas fundamentalistas, tanto no processo de observação quanto de informações geradas por questionário estruturado e semiestruturado.

Nessa fase da pesquisa, os analistas foram orientados a indicar os critérios que eles efetivamente utilizavam em suas análises. Foram identificados 35 índices utilizados pelos analistas para avaliação de crédito, que foram agrupados em sete estruturas, com apoio do arcabouço teórico desta pesquisa. Separadas as informações, mapeou-se a relevância de cada estrutura para tomada de decisão, por meio da atribuição de notas de zero a 25 pelos analistas.

De posse dessas informações, o terceiro objetivo específico procurou detectar os indicadores relevantes no processo decisório de concessão de crédito da Júlios Locadora para se ter mais precisão quanto aos que de fato impactam no processo decisório de análise de crédito. Os dados da pesquisa revelaram que os analistas utilizam, preferencialmente, 13 índices financeiros e três contas específicas: patrimônio líquido (localizado no balanço patrimonial); lucro ou prejuízo (localizado na demonstração do resultado do exercício - DRE) e o comprometimento da locação.

Por fim, a pesquisa levou à elaboração de um *rating* de classificação de risco de crédito baseado na percepção dos analistas, nas demonstrações contábeis e nas informações cadastrais de mercado – quarto objetivo específico. Esse instrumento tem como intuito apoiar na mitigação da subjetividade de análise e separar, de forma mais objetiva, o perfil de clientes a considerar os riscos baixo, médio, elevado e crítico. A finalidade é garantir a clareza de toda análise realizada pelos analistas da Júlios Locadora de Veículos.

Com base no desenvolvimento desta pesquisa e no alcance de todos os objetivos propostos, o modelo de classificação de risco foi criado e aplicado na empresa Júlios Locadora de Veículos. O modelo foi adaptado com base na opinião dos analistas de tal modo que se possa utilizá-lo para pequenas, médias e grandes empresas na Júlios Locadora de Veículos.

Os resultados desta pesquisa podem contribuir para a ampliação dos estudos teóricos sobre os temas demonstrações contábeis, gestão de risco, gestão estratégica e indicadores financeiros, somando-se a outros já desenvolvidos.

Para a empresa foco do estudo, a pesquisa pode contribuir para reduzir a subjetividade na tomada de decisão dos analistas; aumentar o índice de confiabilidade no processo decisório de concessão de crédito; apoiar o aumento da automação da análise de crédito; além de contribuir com atributos que podem ser utilizados como parâmetro no motor de crédito que já existe e passa por processo de realinhamento.

Contribui também para a empresa de forma estratégica, pois indica um *rating* de risco que pode apoiar o analista no âmbito decisório e também auxiliar a mapear o perfil de risco dos clientes, o que gera mais negócios e refina o processo estratégico na identificação de oportunidades de negócios em várias perspectivas.

O modelo de classificação de risco também pode ser utilizado por todas as plataformas e negócios que envolvam análise de crédito fundamentalista para pessoas jurídicas. É uma ferramenta que sustenta e respalda a decisão do analista tanto na aprovação quanto reprovação, independentemente do negócio da companhia. Isso porque o modelo busca mitigar a subjetividade nas análises, além de contribuir tecnicamente com índices, conceitos e descrições que trazem *performance*, refinam a qualidade da informação distribuída em pareceres de crédito e promovem mais segurança e robustez nas análises.

Ainda para a empresa, modelo criado pode ser visto como vantagem competitiva de mercado, por ser mais um elemento estratégico da companhia, pois possui campos que podem ser ajustados com base na política estratégica da empresa, a depender do cenário em que estiver exposta a empresa. Em um cenário de restrição de crédito, o modelo pode ser ajustado e apresentar um *rating* mais conservador; e em caso de cenário mais agressivo, ser mais arrojado. Essa definição gera importante ganho para a companhia, por ser uma ferramenta que pode identificar o perfil de risco que a empresa detém em sua base, assim como qual tipo de cliente e perfil ela deseja prospectar.

A análise dos resultados trouxe um importante dado de assertividade do modelo de 94%, o que comprova sua efetividade para a empresa Júlios Locadora de Veículos,

para o segmento de clientes que aderem à locação de veículos pesados - aqueles ativos que possuem PBT superior a 3.500 kg. Devido ao elevado percentual de assertividade, o *rating* atribuído pelo modelo de classificação de risco com base na percepção dos analistas, como forma de mais um atributo utilizado pela Júlios Locadora, foi testada uma plataforma *Gini Statistic*, utilizada para medir a aderência do atributo frente aos demais atributos já utilizados pela Locadora. O *rating* de classificação de risco ficou posicionado em primeiro lugar, o que comprova a boa aderência do modelo para a empresa Júlios.

Cumprir destacar que a análise procedente dos resultados almejou fornecer um instrumento gerencial e, até mesmo, de planejamento estratégico para a empresa Júlios Locadora de Veículos. Assim, os resultados apresentados podem ser utilizados para indicar aos gestores o risco financeiro econômico da sua carteira de clientes e, posteriormente, elaborar planos de ações para mitigar os riscos, sendo, inclusive, mais um atributo a ser considerado na política de crédito da companhia, proporcionando uma visão mais refinada, calibrando o apetite de risco que a empresa deseja ter.

Embora o modelo de classificação de risco tenha sido elaborado com base na percepção dos analistas, respaldado com um percentual de aderência de 94%, a utilização do modelo contribui estrategicamente em dois pontos relevantes para as empresas que optarem por aderir-lo:

Em primeiro lugar, havia uma discussão em comitês de crédito para se chegar a um consenso sobre qual de fato seria o perfil de risco de crédito de um cliente analisado. Se aprovado ou reprovado, não havia uma ferramenta que evidenciasse a percepção do analista, e a tomada de decisão era feita de forma subjetiva, pois, como não havia um protocolo de classificação de risco a ser seguido por um modelo estabelecido, fazia-se necessário que o analista revisitasse a demanda e explicasse ponto a ponto a sua percepção de risco.

A partir da implementação do modelo de classificação de risco proposto nesta dissertação, além de respaldo, o analista fundamentalista passa a contar com um modelo muito bem embasado por um referencial teórico robusto, que alinha a compreensão devida dos índices financeiros e a importância das informações de mercado. Esse alinhamento contribui para uma análise de crédito menos subjetiva e mais eficiente, com abertura de uma memória de cálculo que evidencia todos os pontos analisados com os pesos devidamente calibrados, seguido de um protocolo que permite uma leitura da carteira de cliente mais efetiva para, a partir dela, atuar diretamente com o objetivo de mitigar os impactos dos clientes com risco elevado e crítico nos resultados da companhia.

Em segundo lugar, o modelo proposto evidencia qual o perfil de clientes os analistas fundamentalistas têm aprovado ou reprovado. Com base nessas informações, a companhia poderá calibrar o apetite de risco de entrada, ao direcionar o setor de análise de crédito, a depender do cenário econômico, suas complexidades e respectivos reflexos em diversos setores. A entrada de clientes classificados com os respectivos ratings trazidos nesta dissertação: A – Baixo risco, B – Médio Risco – C – Elevado Risco e D – Risco crítico, permite, inclusive, realizar ajustes pontuais das referências disponíveis no modelo para mais arrojado ou mais conservador. A

possibilidade de realizar esses ajustes seria mais um atributo da política de crédito da companhia que poderá utilizar o modelo como variável de peso no motor de análise de crédito automático tanto para aprovar, quanto para reprovar o crédito de um cliente.

Para o pesquisador, que é especialista na área, o estudo é relevante para a sua atuação profissional e contribuirá para o aprofundamento do conhecimento sobre o tema e seus desdobramentos.

Do ponto de vista acadêmico, o estudo também se justifica por trazer mais robustez ao processo de análise de crédito com a utilização do modelo criado com base na avaliação dos analistas. Ao ser aplicado a um novo contexto, abre portas para novos estudos, com a finalidade de refinar e aperfeiçoar o modelo, inclusive, fazendo uso de modelagens estatísticas para aprimorar, a fim de ser utilizado em outros segmentos e outras empresas.

Cumpre aqui relatar as limitações da pesquisa. O número de participantes, respondentes e amostra de clientes foi limitado, pois o objetivo proposto foi desenvolver um modelo para a empresa Júlios Locadora.

Para estudos futuros, recomenda-se alcançar uma amostra maior de respondentes de diversos segmentos e setores, além de uma amostra de clientes mais robusta separada por cada setor. Isso poderá refinar o modelo e, com a utilização de modelagem estatística, ele poderá ser aprimorado para ser utilizado independentemente do segmento, podendo apoiar várias empresas quanto à utilização. Pode, também, ser criado um motor exclusivo para classificar o risco de crédito com base na percepção de outros analistas, fazendo o uso tanto das informações contábeis quanto de mercado, o que proporciona grande ganho para o mercado de análise de crédito para pequenas, médias e grandes empresas.

Referências

- Gitman, L. J. (2001). *Princípios de Administração Financeira*. (7. ed.). Belo Horizonte: Pearson
- Matias, A. B. (2007). *Finanças corporativas de curto prazo: a gestão do valor do capital de giro*. São Paulo: Atlas.
- Matarazzo, D. C. (2003). *Análise financeira de balanços: abordagem básica e gerencial*. (6. ed.) São Paulo: Atlas.
- Mintzberg, H. (2006). Cinco Ps da Estratégia. In: H. Mintzberg, J. Lampel, J. B. Quinn, & S. Ghoshal. *O processo da estratégia: conceitos, contextos e casos selecionados*. (p. 24-29). São Paulo: Bookman.
- Nova, S. P. C. C. (2002). *Utilização da análise por envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis*. São Paulo, 2002. Tese (Doutorado em Economia) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo – FEA/USP.
- Ross, S. A., Westerfield, R. W., & Jordan. B. D. (2008). *Administração financeira*. (8. ed.). São Paulo: McGrawHill.
- Silva, J. P. (2005). *Análise financeira das empresas*. (7. ed.). São Paulo, Atlas.
- Vavra, T. G. (1993). *Marketing de relacionamento: aftermarketing*. São Paulo: Atlas.