



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE
PROGRAMA DE ECONOMIA PROFISSIONAL
MESTRADO EM ECONOMIA DE EMPRESAS

DANILO ALVES VERAS FERREIRA

PREVISÃO DE RATING EMPRESARIAL COM O USO DE ÍNDICES CONTÁBEIS

FORTALEZA

2021

DANILO ALVES VERAS FERREIRA

PREVISÃO DE RATING EMPRESARIAL COM O USO DE ÍNDICES CONTÁBEIS

Dissertação apresentada ao Programa de Economia Profissional do Centro de Aperfeiçoamento de Economistas do Nordeste (CAEN) da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia de Empresas.

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Aquino de Souza

FORTALEZA

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

F44p Ferreira, Danilo Alves Veras.
Previsão de rating empresarial com o uso de índices contábeis / Danilo Alves Veras Ferreira. – 2021.
29 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Mestrado Profissional em Economia de Empresas, Fortaleza, 2021.
Orientação: Prof. Dr. Sérgio Aquino de Souza.

1. Rating de crédito. 2. Probit ordenado. 3. Lasso. 4. Contabilidade. I. Título.

CDD 330

DANILO ALVES VERAS FERREIRA

PREVISÃO DE RATING EMPRESARIAL COM O USO DE ÍNDICES CONTÁBEIS

Dissertação apresentada ao Programa de Economia Profissional do Centro de Aperfeiçoamento de Economistas do Nordeste (CAEN) da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Economia de Empresas.

Aprovada em: 30 de Junho de 2021

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Sérgio Aquino de Souza (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (CAEN/UFC)

Prof. Dr. Francisco Gildemir Ferreira da Silva
Universidade Federal do Ceará (Finanças/UFC)

Prof. Dr. Andrei Gomes Simonassi
Universidade Federal do Ceará (CAEN/UFC)

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus, que iluminou o meu caminho durante esta caminhada, para que meus objetivos fossem alcançados.

A minha amada esposa em especial que foi minha incentivadora desde o início a conclusão do curso.

A minha querida mãe e meus irmãos, quero agradecer, pois me incentivaram a seguir em frente e concluir mais esta etapa em minha vida.

Ao meu orientador que conduziu o trabalho com paciência e dedicação, sempre disponível a compartilhar seu conhecimento.

Aos meus amigos e colegas especiais que sempre me incentivaram e ajudaram para que meu objetivo fosse alcançado.

Aos meus colegas de profissão que estiveram me apoiando nessa longa jornada.

Aos professores, pelo acolhimento e disponibilidade sempre generosos, para todo o meu aprendizado.

A esta universidade, direção e administração pela oportunidade deste curso.

RESUMO

O *rating* de crédito é uma ferramenta que proporciona aos profissionais interessados uma maneira eficiente de analisar o risco de crédito de uma empresa. Nesse trabalho foram estimados modelos previsão de *rating* de crédito de empresas brasileiras, utilizando o *rating* de crédito da S&P e índices contábeis para o período de 2017 a 2019. O *rating* das empresas da amostra está entre as avaliações B e AAA. O primeiro modelo estimado foi o pós-lasso probit ordenado com cinco variáveis estatisticamente significantes. Os resultados desse modelo corroboram com os obtidos por Damasceno *et al.* (2008), nas contam com uma taxa de acerto maior, prevendo corretamente 72,39% da amostra. O modelo apresentou baixa taxa de acerto para as categorias de *rating* B, A e AAA, já a categoria AA teve uma alta taxa de acerto de 97,65%. O terceiro modelo estimado foi o modelo probit ordenado com as variáveis selecionadas por Damasceno *et al.* (2008), utilizando os dados dessa pesquisa. As duas variáveis presentes no modelo foram estatisticamente significantes. A taxa de acerto do modelo foi de 64,92%, sendo inferior ao primeiro modelo. O terceiro modelo não foi capaz de prever nenhum *rating* B ou AAA, mas previu corretamente todos os *ratings* AA.

Palavras-chave: Rating de crédito; Probit ordenado; Lasso; Contabilidade.

ABSTRACT

Credit rating is a tool that provides interested professionals with an efficient way to analyze a company's credit risk. In this work, forecast models for the credit rating of Brazilian companies were estimated, using the S&P credit rating and accounting ratios for the period 2017 to 2019. The rating of the companies in the sample is between B and AAA ratings. The first estimated model was the ordered post-lasso probit with five statistically significant variables. The results of this model corroborate those obtained by Damasceno *et al.* (2008), but they have a higher hit rate, correctly predicting 72.39% of the sample. The model had a low hit rate for rating categories B, A and AAA, while category AA had a high hit rate of 97.65%. The third estimated model was the ordered probit model with the variables selected by Damasceno *et al.* (2008), using data from this survey. The two variables present in the model were statistically significant. The hit rate of the model was 64.92%, being lower than the first model. The third model was not able to predict any ratings B or AAA, but correctly predicted all ratings AA.

Keywords: Credit rating; Ordered probit; Lasso; Accounting.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Correlação da variáveis do modelo pós-Lasso Probit Ordenado.	24
---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis explicativas contábeis utilizadas.	16
Tabela 2 – Definição dos níveis de classificação na escala de <i>ratings</i>	16
Tabela 3 – Variável dependente e nível de <i>rating</i>	20
Tabela 4 – Resultados do modelo pós-Lasso Probit Ordenado.	23
Tabela 5 – Resultados do modelo Probit Ordenado completo.	24
Tabela 6 – Resultados do modelo de Damasceno <i>et al.</i> (2008) com os dados da pesquisa.	25
Tabela 7 – Matriz de confusão modelo pós-Lasso Probit Ordenado.	25
Tabela 8 – Matriz de confusão do modelo de Damasceno <i>et al.</i> (2008).	26

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	9
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	11
2.1	<i>Rating</i> de Crédito	11
2.2	Contabilidade	11
2.3	Índices Contábeis	12
2.4	Modelos de Previsão de <i>Rating</i>	13
3	METODOLOGIA	15
3.1	Base de dados	15
3.2	Variáveis Explicativas	15
3.3	Variável Dependente	15
3.4	Modelo Probit Ordenado	20
3.5	Seleção de Variáveis pelo Método Lasso	21
4	RESULTADOS	23
5	CONCLUSÕES	27
	REFERÊNCIAS	28

1 INTRODUÇÃO

Em todo o mundo, os responsáveis pela gestão de crédito enfrentam desafios complexos relacionados ao gerenciamento de riscos, auxiliando nas tomadas de decisões.

O *rating* de crédito é uma ferramenta que proporciona aos profissionais interessados uma maneira eficiente de analisar os riscos de crédito de uma empresa, para que estes possam avaliar seus resultados, utilizando dados de forma a auxiliá-los na tomada de decisão Poor's (2021a). O *rating* pode ser chamado, em português, de classificação de risco, nota de risco ou classificação de crédito. Esse método é responsável por avaliar o valor e o risco de crédito de empresas, bancos e países. Por meio de uma nota atribuída por uma agência de classificação de risco o investidor consegue ter mais informações sobre a capacidade de pagamento das dívidas do emissor. Dificilmente uma empresa conseguirá emitir uma dívida sem a opinião de uma agência de rating para conhecer a qualidade do crédito, pois as taxas de juros estão diretamente relacionadas com os *ratings* fornecidos pelas agências.

A classificação de crédito é feita por agências internacionais dentre as principais temos a Standard & Poor's (S&P), Fitch e Moody's, são contratadas por empresas, bancos e governos que querem ser classificados com o objetivo é avaliar o risco dos produtos financeiros. As agências classificam obrigações de curto e longo prazo, definido uma nota que classifica o grau de risco do não pagamento da dívida no prazo determinado, quanto maior for a nota, menor será o risco de não pagamento da dívida.

Para os gestores é importante compreender quais os fatores que impactam nos *ratings* emitidos pelas agências, podendo construir ferramentas de controle interno para visar uma melhora da seu *ratings*, tendo em vista que esse *ratings* influência diretamente na taxa de juros de dívidas emitidas.

O uso dos índices contábeis nas demonstrações financeiras é uma ferramenta que possibilita ter uma visão ampla da situação financeira da empresa. Entretanto, somente a análise de alguns índices não é capaz de se ter um resultado definitivo sobre o desempenho da empresa. Para que se possa ter uma visão completa é necessário a utilização de vários componentes de análise específicos sobre a estrutura financeira e econômica da empresa, um índice não pode ser considerado de forma isolada, mas sim de forma ampla, onde outros indicadores e variáveis devem ser cuidadosamente interpretados.

O objetivo dessa pesquisa é de identificar os indicadores contábeis relevantes em um modelo econométrico de previsão de *rating* de crédito de empresas listadas na B3. Para tal,

utiliza-se do modelo de regressão probit ordenado com dados em painel. Para a seleção dos índices contáveis foi utilizado o método de seleção lasso.

O presente trabalho está dividido em quatro partes, além dessa parte introdutória. A primeira parte consiste na fundamentação teórica e revisão de literatura. A segunda parte consiste na metodologia, sendo explicitado a base de dados utilizada, o modelo econométrico e os métodos de estimação. A terceira parte contém os resultados da pesquisa. A quarta, e última parte, se destina às conclusões.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 *Rating* de Crédito

O *rating* de crédito ou classificação de crédito, em português, é um dos principais métodos responsável por avaliar, quantificar e qualificar o valor de créditos de empresas, bancos e países, indicando a capacidade de pagamento de suas dívidas e medindo o seu risco. Através de uma nota atribuída por uma agência de crédito os investidores conseguem saber o risco dos títulos de dívida que deseja adquirir, essas notas são fundamentais para que um país, por exemplo, atraia recursos de investidores estrangeiros.

A classificação do *rating* é feita por agências internacionais, as três principais são: Standard & Poor's (S&P), Fitch e Moody's. Elas podem ser contratadas por governos, empresas e bancos que desejam passar por avaliações para classificar o risco dos seus produtos financeiros. As agências estabelecem uma nota para cada empresa que é feita a classificação, essas notas vão variar de acordo com cada agência, tendo escalas e níveis diferentes. As notas estão associadas ao grau de risco do não pagamento desta dívida, ou a capacidade de pagamento, quanto mais baixo a nota maior será a probabilidade de não pagamento da dívida.

As agências utilizam, para fazer a classificação dos créditos, de técnicas quantitativas, que incluem a análise de balanços, o fluxo de caixa e projeções estatísticas. Também é observado elementos qualitativos, como questões jurídicas, ambiente externo e percepções do emissor da dívida, avaliação de garantias e de proteções contra riscos. Outro fator importante é o tempo de vencimento da dívida emitida, o qual faz parte da análise das agências, quanto maior é esse tempo mais o cenário se torna imprevisível. Portanto, é possível que uma mesma empresa possua títulos distintos com notas diferentes, umas que a garantia de cada uma e os prazos são levados em consideração na classificação.

2.2 Contabilidade

A contabilidade é a ciência que auxilia no processo de administração de um negócio, tendo papel fundamental na tomada de decisões. De forma específica, estuda e controla o patrimônio das empresas por meio de registros contábeis dos fatos e suas demonstrações de resultados produzidos. As informações e relatórios gerados através dessa técnica são essenciais para uma boa gestão.

Assim, em uma definição moderna de contabilidade, falamos que é a ciência da riqueza, em outras palavras, o instrumento que auxilia na administração empresarial e na tomada de decisões. “A informação gerencial contábil participa de várias funções organizacionais diferentes, controle operacional, custeio do produto e do cliente, controle administrativo e controle estratégico” (ATKINSON *et al.*, 2008, p.45).

A contabilidade assume vários objetivos, um deles é fornecer informações econômicas para governos, fornecedores, bancos, investidores, funcionários e sindicatos, os usuários da contabilidade poderão a partir delas, avaliar a situação econômica e financeira da empresa e trabalhar suas futuras tendências. Essas informações contábeis envolvem o contas a pagar e a receber, patrimônio e uma série de fatos contábeis. Através dessas informações, são geradas as demonstrações contábeis, tais como Balanço Patrimonial, Demonstração do Resultado do Exercício, Demonstração de Lucros ou Prejuízos Acumulados e Demonstração de Origens e Aplicação de Recursos. É por meio dessas demonstrações, que podem parecer burocráticas, que a contabilidade assume seu papel mais impactante, porém menos conhecido: a ciência da riqueza. O contador utiliza todos esses dados dentro de um contexto gerencial, analisando suas informações e repassando ao empresário, ou interessados, de forma mais simplificada.

“A análise das demonstrações financeiras, também comumente chamadas de Análise de Balanços, é um dos instrumentos mais importantes no processo de gestão empresarial, como também, para o conhecimento de outras empresas, concorrentes ou fornecedores, mas, sem dúvida, o mais relevante uso desse instrumento é a sua utilização internamente pela empresa” (PADOVEZE, 2010, p.197).

Assim podemos entender que a análise das demonstrações financeiras constitui um instrumento importante para o gestor da empresa, tendo em vista que, utilizando-se dos relatórios produzidos pelo setor contábil de forma confiável e relevante, será possível avaliar a situação da empresa e até mesmo prever os futuros resultados da organização. Além disso, “todas as demonstrações financeiras são suscetíveis de análise, mas a ênfase maior é dada ao Balanço Patrimonial e à Demonstração do Resultado do Exercício, por se tratarem de evidências objetivas da situação financeira da empresa”. (IUDÍCIBUS; MARION, 2008, p. 127)

2.3 Índices Contábeis

A utilização dos índices nas demonstrações financeiras é uma técnica que amplia a visão da situação financeira da organização permitindo a verificação de potencial desempe-

no econômico-financeiro a exemplo, liquidez do patrimônio líquido, grau de endividamento, estrutura do capital, dentre outras. É importante salientar que somente através da análise de índices não é possível obter um resultado final sobre o desempenho da empresa, para que isso seja alcançado é necessário a utilização de vários componentes de análise específicos sobre a estrutura financeira e econômica da empresa, ou seja um índice não pode ser considerado isoladamente, mas sim sob o aspecto dinâmico e dentro de um contexto mais amplo, onde outros indicadores e variáveis devem ser cuidadosamente interpretados. Podemos ter como exemplo uma organização com um alto grau de endividamento e isto não quer dizer que ela esteja com sérios problemas, outros índices mostram que a empresa pode conviver com um endividamento elevado sem, no entanto, comprometer sua existência. Contudo a necessidade de avaliar os mais diversos índices agregara uma qualidade ainda maior na interpretação das informações.

Há também os indicadores econômico-financeiros que representam o conceito de análise de balanço. Assim, “os indicadores econômico-financeiros objetivam detectar situações, verificar tendências e dar subsídios para que a gestão da organização enfatize os esforços corretivos nas direções necessárias” (PADOVEZE, 2010, p.206). De maneira simplificada, eles são cálculos matemáticos realizados a partir de dados extraídos do balanço patrimonial e da demonstração de resultado, a fim de interpretar a situação patrimonial, financeira e rentável da empresa. Os índices podem evidenciar informações atuais da empresa ao mesmo tempo em que podem ser utilizados para projetar a situação futura da empresa.

Através da análise financeira conseguimos objetivar melhor e fundamentar ações que vão compor o planejamento estratégico da organização. Pode-se considerar que uma das principais características da Contabilidade, a de gerenciar “todo o sistema de informação, os bancos de dados que propiciam tomada de decisão, tanto dos usuários internos como externos” (MARION, 2009, p. 29).

2.4 Modelos de Previsão de *Rating*

O estudo de Ederington (1985) fez uma comparação entre diferentes modelos de previsão de *ratings*, sendo eles o modelo logit, o modelo logit ordenado e a análise discriminante. De acordo com o autor recomenda-se o uso do modelo logit ordenado pelos resultados empíricos. Kaplan e Urwitz (1979) também consideraram o modelo logit ordenado mais adequado dentre outros modelos.

O trabalho de Blume *et al.* (1998) utilizou o modelo probit ordenado para dados

em painel no período de 1978 a 1995. O objetivo do estudo foi verificar a premissa de que as agências de *ratings* estão sendo mais criteriosas ao longo dos anos nos Estados Unidos. As variáveis utilizadas foram variáveis contábeis e de risco de mercado para empresas com grau de investimento (*investment grade*). Os resultados da pesquisa indicam que as agências de crédito se tornaram mais rigorosas nas análises, principalmente nos anos 1990.

Entretanto, os resultados obtidos por Blume *et al.* (1998) foram contestados por Jorion *et al.* (2005) que utilizaram o mesmo modelo e variáveis para empresas de grau especulativo (*speculative grade*) no período de 1985 a 2002. Não foi encontrado evidências de que as agências estão sendo mais rigorosas.

O trabalho de Minardi *et al.* (2006) utilizou o modelo logit ordenado para previsão de *ratings* de crédito, utilizando como variáveis indicadores contábeis e financeiros. Os resultados apresentam uma baixa taxa de acerto do modelo estimado, sendo essa de 58%.

No caso de empresas financeiras o trabalho de Sales (2006) utilizou o modelo logit ordenado para previsão de *ratings* de crédito. O resultado do modelo apresentou uma elevada taxa de acerto, classificando corretamente 93% da amostra.

Na literatura brasileira mais recente temos o trabalho de Damasceno *et al.* (2008) que utiliza o modelo probit ordenado para previsão de *rating* de crédito de empresas brasileiras não financeiras. Os dados utilizados foram as informações contábeis e o *rating* de crédito da S&P para os anos de 2000 até 2006. As variáveis explicativas foram construídas por meio de índices contábeis da literatura, essas variáveis foram as mesmas utilizadas neste trabalho. De acordo com os resultados da pesquisa, três variáveis foram estatisticamente significantes. Elas são referentes à presença no índice Ibovespa, estrutura de capital e lucratividade. Foi constatado também que não há indícios de que as agências de *rating* estão sendo mais criteriosas em suas análises ao longo do tempo.

Conclui-se que na literatura de previsão de *ratings* de crédito há espaço para trabalhos utilizando dados mais recentes e técnicas estatísticas mais avançadas para modelos de previsão.

3 METODOLOGIA

3.1 Base de dados

Nesse estudo serão utilizadas duas bases de dados, uma referente aos *ratings* e a outra aos índices contábeis. Os *ratings* de crédito são elaborados e disponibilizados pela Standard & Poor's (2021b) e fazem parte da *Brazil National Scale*. Para a construção dos índices contábeis utilizou-se dos relatórios financeiros anuais da CVM, disponibilizados por Perlin *et al.* (2018).

Os dados foram coletados para empresas listadas na B3 que possuíam avaliação de crédito da S&P, no período de 2017 a 2019. De acordo com Damasceno *et al.* (2008), as empresas financeiras e seguradoras foram excluídas da amostra pois estas apresentam alto grau de alavancagem o que torna seus balanços patrimoniais distintos de outros tipos de empresas.

Foram retiradas observações em que alguma variável utilizada no modelo econométrico tinha valor zero, pois impossibilita a construção de índices contábeis que utilizam tal variável como denominador. A amostra final resultou em 134 observações. Os dados consistem em um painel não balanceado, tendo em vista que algumas empresas não possuíam observações para todos os anos.

As variáveis contábeis são referentes ao fim do exercício de cada ano da amostra. No caso dos *ratings*, foram utilizados os que possuíam a data mais próxima do fim de cada ano.

3.2 Variáveis Explicativas

Nesse trabalho as variáveis explicativas utilizadas para estimar os modelos econométricos consistem nos indicadores contábeis utilizados por Damasceno *et al.* (2008), com exclusão da variável *dummy* de presença no índice Bovespa e as *dummies* anuais. A tabela 1 contém as 9 variáveis explicativas que serão testadas nos modelos, suas abreviações e o estudo em que elas foram utilizadas. As variáveis explicativas estão divididas em quatro categorias: tamanho, capacidade de pagamento, estrutura de capital e lucratividade.

3.3 Variável Dependente

A variável dependente categórica é construída através do *rating* de crédito do emissor de longo prazo das empresas brasileiras em escala nacional da Standard & Poor's (2021b). A

classificação de risco de crédito é feita dentro no país, não sendo comparável com empresas de outros países. A tabela 2 contém a descrição de cada nível da escala de *rating*.

Tabela 1 – Variáveis explicativas contábeis utilizadas.

Categoria	Abreviação	Variável	Estudo de referência
Tamanho	Ativo	$\text{Ln}(\text{Ativo Total})$	Minardi <i>et al.</i> (2006)
Capacidade de Pagamento	CJ1	$\text{Cobertura de Juros}(1) = \text{EBIT} / \text{Despesa Financeira}$	Blume <i>et al.</i> (1998)
	CJ2	$\text{Cobertura de Juros}(2) = (\text{Lucro Líquido} + \text{Depreciação e Amortização} - \text{Capital Giro} - \text{Ativo Permanente}) / \text{Despesa Financeira}$	Jorion <i>et al.</i> (2005) Blume <i>et al.</i> (1998)
Estrutura de Capital	DLP	$\text{Exigível de Longo Prazo} / \text{Ativo Total}$	Jorion <i>et al.</i> (2005) Blume <i>et al.</i> (1998)
	DT	$\text{Dívida Total Bruta} + \text{Outras Obrigações de Curto e Longo Prazos} / \text{Ativo Total}$	Jorion <i>et al.</i> (2005) Blume <i>et al.</i> (1998)
Lucratividade	MO	$\text{Margem Operacional} = \text{EBIT} / \text{Receita Líquida Operacional}$	Jorion <i>et al.</i> (2005) Blume <i>et al.</i> (1998)
	ROA	$\text{Lucro Líquido} / \text{Ativo Total}$	Jorion <i>et al.</i> (2005) Minardi <i>et al.</i> (2006)
	CP1	$\text{Capacidade de Pagamento (1)} = \text{Dívida Total Bruta} / \text{EBITDA}$	Minardi <i>et al.</i> (2006)
	CP2	$\text{Capacidade de Pagamento (2)} = (\text{Lucro Líquido} + \text{Depreciação e Amortização}) / \text{Dívida Total Bruta}$	Blume <i>et al.</i> (1998) Jorion <i>et al.</i> (2005)

Fonte: Damasceno *et al.* (2008).

Tabela 2 – Definição dos níveis de classificação na escala de *ratings*

Categoria	Definição
AAA	Um devedor avaliado como AAA tem capacidade extremamente forte para honrar seus compromissos financeiros. AAA é o rating de crédito de emissor mais alto atribuído pela S&P Global Ratings.

Continua na próxima página

Tabela 2 – *Continuação*

Categoria	Definição
AA	Um devedor avaliado como AA tem capacidade muito forte para honrar seus compromissos financeiros. Ele difere dos devedores com as classificações mais altas apenas em um pequeno grau.
A	Um devedor avaliado como A tem forte capacidade de honrar seus compromissos financeiros, mas é um pouco mais suscetível aos efeitos adversos de mudanças nas circunstâncias e condições econômicas do que devedores em categorias com ratings mais altos.
BBB	Um devedor avaliado como BBB tem capacidade adequada para honrar seus compromissos financeiros. No entanto, condições econômicas adversas ou mudanças nas circunstâncias têm maior probabilidade de enfraquecer a capacidade do devedor de honrar seus compromissos financeiros.
BB,B,CCC e CC	Os devedores classificados como BB, B, CCC e CC são considerados como tendo características especulativas significativas. BB indica o menor grau de especulação e CC o maior. Embora esses devedores provavelmente tenham algumas características de qualidade e proteção, elas podem ser compensadas por grandes incertezas ou grande exposição a condições adversas.
BB	Um devedor avaliado como BB é menos vulnerável no curto prazo do que outros devedores com avaliação inferior. No entanto, ela enfrenta grandes incertezas e exposição a condições adversas de negócios, financeiras ou econômicas que podem levar à capacidade inadequada do devedor de honrar seus compromissos financeiros.

Continua na próxima página

Tabela 2 – *Continuação*

Categoria	Definição
B	Um devedor avaliado como B é mais vulnerável do que os devedores avaliados como BB, mas atualmente o devedor tem capacidade para honrar seus compromissos financeiros. Condições adversas de negócios, financeiras ou econômicas provavelmente prejudicarão a capacidade ou disposição do devedor de honrar seus compromissos financeiros.
CCC	Um devedor avaliado como CCC está atualmente vulnerável e dependente de condições favoráveis de negócios, financeiras e econômicas para cumprir seus compromissos financeiros.
CC	Um devedor avaliado como CC é atualmente altamente vulnerável. O rating CC é usado quando um default ainda não ocorreu, mas a S&P Global Ratings espera que o default seja uma certeza virtual, independentemente do tempo previsto para o default.

Continua na próxima página

Tabela 2 – *Continuação*

Categoria	Definição
SD e D	Um devedor é classificado como SD (default seletivo) ou D se a S&P Global Ratings considerar que há um default em uma ou mais de suas obrigações financeiras, sejam de longo ou curto prazo, incluindo obrigações classificadas e não classificadas, mas excluindo híbridos instrumentos classificados como capital regulamentar ou em falta de pagamento conforme os prazos. Um rating D é atribuído quando a S&P Global Ratings acredita que o default será um default geral e que o devedor deixará de pagar todas ou substancialmente todas as suas obrigações no vencimento. Um rating SD é atribuído quando a S&P Global Ratings acredita que o devedor inadimpliu seletivamente em uma emissão específica ou classe de obrigações, mas continuará a cumprir suas obrigações de pagamento em outras emissões ou classes de obrigações em tempo hábil. O rating de um devedor é rebaixado para D ou SD se ele estiver conduzindo uma reestruturação de dívida inadimplente.

Fonte: Standard & Poor's (2021c).

Os *ratings* de AA a CCC podem ser modificados pela adição de um sinal de mais (+) ou menos (-) para mostrar a posição relativa dentro das categorias de *ratings*. No caso dessa pesquisa os *ratings* com sinais foi considerado como uma mesma categoria, por exemplo o *rating* B+ foi considerado como B.

Os níveis de *rating* foram classificados em valores numéricos que refletem categorias da variável dependente y utilizada para a estimação do modelo econométrico. No caso das empresas presentes na base de dados o menor valor do *rating* é de B, enquanto que o maior valor é AAA. A tabela 3 contém essa classificação e o respectivo valor numérico do *rating*. A variável y possui 4 categorias, sendo o valor 0 atribuído ao nível de *rating* mais baixo B e o valor 3 ao nível mais elevado AAA.

A tabela 3 também contém a quantidade de cada nível de *rating* presente na amostra,

bem como a sua porcentagem do total da amostra. Nota-se que o nível de *rating* 2 corresponde a 63,43% da amostra, enquanto que há poucas observações do *rating* 0, apenas três observações.

Tabela 3 – Variável dependente e nível de *rating*

Valor de y	Nível de <i>rating</i>	Quantidade	Percentual
0	B	3	2,24%
1	A	27	20,15%
2	AA	85	63,43%
3	AAA	19	14,18%

Fonte: Elaboração própria.

Ressalta-se que a variável categórica y é uma variável ordenada, isto é, o *rating* A é melhor do que o *rating* B, mas o quanto A é melhor do que B não se tem conhecimento. Portanto, o modelo econométrico utilizado é o modelo probit ordenado.

3.4 Modelo Probit Ordenado

O modelo de regressão utilizado para a previsão de *ratings* de crédito é o modelo de regressão probit ordenado para dados em painel.

Conforme Wooldridge (2010), nesse tipo de modelo temos que a variável dependente y_{it} é uma variável de resposta ordenada nos valores $\{0,1,2,\dots,J\}$, para algum número inteiro conhecido J . O subscrito $i = 1, \dots, n$ é referente a unidade de corte transversal, no caso as empresas, enquanto que o subscrito $t = 1, \dots, T$ é referente ao período de tempo, no caso os anos.

O modelo probit ordenado pode ser derivado de um modelo de variável latente. Seja y^* uma variável latente determinada por

$$y_{it}^* = X_{it}\beta + c_i + e_{it}, \quad e_{it}|X_{it}, c_i \sim Normal(0, 1) \quad (3.1)$$

em que β é um vetor de k parâmetros e X_{it} não contém um intercepto geral. Suponha que $\alpha_1 < \alpha_2 \dots < \alpha_J$ são os pontos de corte, ou parâmetros de limite, define-se

$$\begin{aligned} y_{it} &= 0 & \text{se } y_{it}^* \leq \alpha_1 \\ y_{it} &= 1 & \text{se } \alpha_1 < y_{it}^* \leq \alpha_2 \\ & \vdots \\ y_{it} &= J & \text{se } y_{it}^* > \alpha_J \end{aligned} \quad (3.2)$$

No caso dessa pesquisa, temos que J é igual 3 pela tabela 3, portanto há 3 pontos de cortes e 3 parâmetros α . A estimação dos parâmetros do modelo é feita através da estimação de máxima verossimilhança do modelo *pooled*.

Com a estimação do modelo probit ordenado é possível fazer previsões para os *ratings* de empresas fora da base de dados e para outros anos. Além disso, é possível identificar quais índices contábeis são mais importantes para uma correta previsão do *rating* de uma empresa.

3.5 Seleção de Variáveis pelo Método Lasso

O critério de seleção para as 9 variáveis explicativas é por meio do método lasso para modelos probit ordenados de Hastie *et al.* (2007). De acordo com Hastie *et al.* (2017), o método lasso para modelos econométricos é utilizado para selecionar um subconjunto menor de variáveis dentre todas as variáveis explicativas do modelo com o objetivo de melhorar a previsão do modelo.

Considerando o seguinte modelo de regressão linear

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + u_i \quad (3.3)$$

o método lasso consiste em estimar o vetor de coeficientes lasso, $\hat{\beta}_L$, que minimiza a seguinte soma

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^k |\beta_j| \quad (3.4)$$

em que λ é um parâmetro de afinação que é calculado separadamente. No modelo de regressão linear, o estimador lasso consiste em minimizar a soma dos quadrados dos resíduos com a inclusão de um termo de penalidade.

No caso do modelo probit ordenado, o método lasso é o de Hastie *et al.* (2007) que consiste no lasso monotônico. Esse tipo de lasso é um caminho definido por uma equação diferencial e é localmente ótimo em termos do *arc-length* do perfil de coeficientes. A problemática do método lasso pode ser representado da seguinte forma:

$$\min_{\beta_0, \beta_j^+, \beta_j^-} \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - [\sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j^+ - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j^-])^2$$

sujeito à $\beta_j^+, \beta_j^- \geq 0 \quad \forall j$ e $\sum_{j=1}^p (\beta_j^+ + \beta_j^-) \leq s$

Nessa representação, para cada preditor x_j é criada a sua versão negativa $-x_j$, resultando em uma base de dados expandida $\tilde{X} = [X, -X]$ com $2p$ preditores. Sempre que a restrição é ativa, a solução do problema de minimização satisfaz $\|\beta(s)\|_1 = s$, sendo o perfil de solução parametrizado pela norma L_1 (L_1 - norm).

O caminho de solução do algoritmo *forward-stagewise* pode ser representado como a solução de equação diferencial, nesse caso o algoritmo *forward stagewise* calcula a solução para o critério do lasso monotônico (HASTIE *et al.*, 2007). As proposições 1 e 2 de Hastie *et al.* (2007) explicitam o algoritmo *forward-stagewise*, o caminho do lasso monotônico e define esse caminho como a solução de uma equação diferencial.

Para a estimação da regressão lasso as variáveis explicativas são padronizadas através do *z-score*, pois as estimativas são variantes de acordo com a escala das variáveis (HASTIE *et al.*, 2017).

O método lasso atribui valores nulos para as variáveis explicativas não selecionadas e valores não nulos para as variáveis selecionadas. De acordo com Belloni *et al.* (2012), para evitar o viés de encolhimento presente no método lasso utiliza-se o procedimento chamado de regressão pós-lasso. Esse método consiste em utilizar as variáveis selecionadas pelo método lasso e estimar um novo modelo de regressão, no caso o modelo probit ordenado, com apenas essas variáveis.

O método lasso é um método de seleção de variáveis de maneira automática, sem depender de escolhas *a priori* do pesquisador com respeito as variáveis utilizadas no modelo a ser estimado. Além disso, o método lasso é, de forma geral, melhor do que outros métodos automáticos de seleção de variáveis.

4 RESULTADOS

Os resultados do modelo pós-Lasso probit ordenado estão reportados na tabela 4. Do total de nove variáveis explicativas, sete foram selecionadas pelo método lasso. Das sete variáveis selecionadas, cinco são estatisticamente significantes: Ativo, DT, MO, ROA e CP2. As variáveis Ativo e ROA tiveram sinais positivos indicando que quanto maiores os seus valores maior tende a ser o *rating*, isso era esperado já que essas variáveis estão relacionadas a um baixo risco de crédito.

Tabela 4 – Resultados do modelo pós-Lasso Probit Ordenado.

Coeficientes	Estimativa	Erro padrão	valor z	Valor-p
Ativo	0,4415***	0,1206	3,662	0,00
CJ1	0,1344	0,1167	1,151	0,25
DLP	0,1728	0,1953	0,885	0,38
DT	-0,5424**	0,2150	-2,523	0,01
MO	-1,0596*	0,6424	-1,649	0,10
ROA	0,7966***	0,1859	4,285	0,00
CP2	-0,6669***	0,1995	-3,342	0,00
α_1	-2,6015***	0,3293	-7,90	
α_2	-0,8888***	0,1480	-6,00	
α_3	1,4086***	0,1701	8,28	
AIC	227,24			
BIC	256,22			
Log Likelihood	-103,62			
Num. obs.	134			

Nota: ***, **, * denotam significativa ao nível de 1%, 5% e 10%.

Fonte: Elaboração própria.

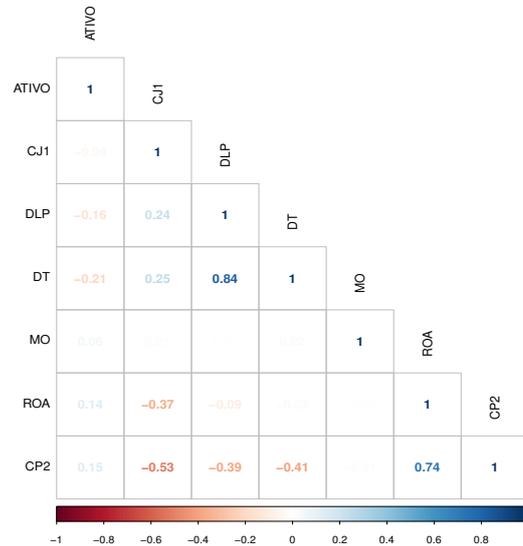
A figura 1 contém as correlações das variáveis explicativas do modelo da tabela 4. Nota-se que as variáveis explicativas selecionadas pelo método lasso não são altamente correlacionadas. A maior correlação é de 0,84 entre as variáveis DT e DLP.

Dois outros modelos econométricos foram estimados para efeitos comparativos, principalmente no que tange a capacidade preditiva dos modelos estimados. O primeiro modelo alternativo é o modelo probit ordenado com todas as nove variáveis explicativas presentes nos dados, os resultados desse modelo estão na tabela 5. O segundo modelo alternativo é o modelo probit ordenada utilizando as variáveis Ativo, DT e ROA. Essas variáveis são as selecionadas no modelo de Damasceno *et al.* (2008), o resultado das estimativas desse modelo estão na tabela 6.

Comparando os dois modelos das tabelas 4 e 5, nota-se que as mesmas cinco variáveis explicativas são estatisticamente significantes. Além disso, todas possuem o mesmo

sinal numérico. Entretanto, os coeficientes do segundo modelo possuem erros padrão maiores do que no primeiro modelo. Pelos critérios de informação BIC e AIC, o primeiro modelo também é preferível.

Figura 1 – Correlação da variáveis do modelo pós-Lasso Probit Ordenado.



Fonte: Elaboração própria.

Tabela 5 – Resultados do modelo Probit Ordenado completo.

Coefficientes	Estimativa	Erro padrão	Valor z	Valor-p
Ativo	0.4447***	0.1234	3.60	0.00032
CJ1	0.2149	0.4230	0.51	0.61143
CJ2	0.0842	0.4244	0.20	0.84268
DLP	0.1690	0.1962	0.86	0.38897
DT	-0.5132**	0.2552	-2.01	0.04433
MO	-1.0611*	0.6426	-1.65	0.09866
ROA	0.8084***	0.1961	4.12	0.00
CP1	-0.0122	0.1116	-0.11	0.91263
CP2	-0.6564***	0.2053	-3.20	0.00139
α_1	-2.606***	0.331	-7.87	
α_2	-0.888***	0.148	-6.00	
α_3	1.409***	0.170	8.28	
AIC	231,19			
BIC	266			
Log Likelihood	-103,60			
Num. obs.	134			

Nota: ***, **, * denotam significante ao nível de 1%, 5% e 10%.

Fonte: Elaboração própria.

A tabela 6 contém os resultados da estimação do terceiro modelo que consiste no

probit ordenado utilizando as variáveis explicativas que foram estatisticamente significativas no trabalho de Damasceno *et al.* (2008). Somente a variável ROA é estatisticamente significativa e também possui o mesmo sinal esperado. O modelo 3 teve o pior desempenho nos critérios BIC e AIC.

Tabela 6 – Resultados do modelo de Damasceno *et al.* (2008) com os dados da pesquisa.

Coefficientes	Estimativa	Erro padrão	valor z	Valor-p
DT	-0.1407	0.0989	-1.42	0.1547
ROA	0.2710***	0.0985	2.75	0.0059
α_1	-2.119***	0.252	-8.42	
α_2	-0.793***	0.124	-6.39	
α_3	1.120***	0.137	8.15	
AIC	260,94			
BIC	275			
Log Likelihood	-125,47			
Num. obs.	134			

Nota: ***, **, * denotam significativa ao nível de 1%, 5% e 10%.

Fonte: Elaboração própria.

Para comparar entre as capacidades preditivas dos modelos estimados utiliza-se da matriz de confusão e da taxa de acertos. Os dois primeiros modelos tiveram a mesma matriz de confusão representada na tabela 7. A taxa de acerto, ou percentual corretamente previsto, dos modelos foi de 72,39%, isto é, das 134 empresas da amostra, 97 tiveram seu *rating* corretamente previsto.

Tabela 7 – Matriz de confusão modelo pós-Lasso Probit Ordenado.

<i>Rating</i> observado	<i>Rating</i> previsto pelo modelo			
	0	1	2	3
0	1	0	2	0
1	1	8	18	0
2	0	2	83	0
3	0	0	14	5
Taxa de acerto	72,39%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 0	33,33%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 1	29,63%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 2	97,65%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 3	23,31%			

Fonte: Elaboração própria.

A tabela 7 também contém a taxa de acerto de cada nível de *rating*, nesse caso o

rating 2 teve uma taxa de acerto de 97,65%. No caso dos *ratings* 0, 1 e 3 as taxas de acerto foram de 33,33%, 29,63% e 23,31% respectivamente. Esses resultados mostram que o modelo tem uma excelente capacidade preditiva do nível de *rating* 2, porém os outros níveis são mais difíceis de prever. Um dos motivos é que o *rating* 2 contém muito mais observações, cerca de 63% da amostra, do que os outros *ratings*.

A tabela 8 contém a matriz de confusão do terceiro modelo estimado. Nesse caso a taxa de acerto foi de aproximadamente 65%, sendo um pouco inferior ao modelo pós-lasso probit ordenado. No caso da taxa de acerto de cada nível de *rating*, o modelo conseguiu prever 100% dos casos em que o *rating* é igual a 2. Entretanto, a performance do modelo nos outros níveis de *rating* foi muito baixa, não conseguindo prever nenhum *rating* 0 e nenhum *rating* 3. Para o *rating* 1, a taxa de acerto foi de 7,4%.

Tabela 8 – Matriz de confusão do modelo de Damasceno *et al.* (2008).

Rating observado	Rating previsto pelo modelo			
	0	1	2	3
0	0	0	3	0
1	0	2	25	0
2	0	0	85	0
3	0	0	19	0
Taxa de acerto	64,92%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 0	0%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 1	7,4%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 2	100%			
Taxa de acerto <i>rating</i> 3	0%			

Fonte: Elaboração própria.

Comparando os modelos estimados, tem-se que o modelo pós-lasso probit ordenado foi o de melhor ajuste aos dados. o mesmo ocorre para a capacidade preditiva dos modelos, levando em conta a taxa de acerto de cada modelo. Esses resultados indicam que a metodologia lasso para seleção de variáveis é capaz de aprimorar os modelos econométricos estimados de forma automática, principalmente o poder preditivo.

5 CONCLUSÕES

Nesse trabalho foram estimados modelos previsão de *rating* de crédito de empresas brasileiras, utilizando o *rating* de crédito da S&P e índices contábeis para o período de 2017 a 2019. Foram selecionadas empresas listadas na bolsa de valores que possuíam avaliação da S&P para o *rating* de crédito do emissor de longo prazo. O *rating* de crédito é uma ferramenta que proporciona aos profissionais interessados uma maneira eficiente de analisar os riscos de crédito de uma empresa.

O *rating* mais baixo das empresas da amostra foi de B, representando 2,24% do total de empresas, enquanto que o nível mais alto foi de AAA com 12,18% da amostra.

O primeiro modelo estimado foi o pós-lasso probit ordenado com cinco variáveis estatisticamente significantes. Os resultados desse modelo corroboram com os obtidos por Damasceno *et al.* (2008), nas contam com uma taxa de acerto do modelo maior de 72,39%. O modelo apresentou baixa taxa de acerto para os níveis de *rating* 0, 1 e 3, já o nível 2 teve uma alta taxa de acerto de 97,65%.

O terceiro modelo estimado foi o modelo probit ordenado com as variáveis selecionadas por Damasceno *et al.* (2008), utilizando os dados dessa pesquisa. As duas variáveis presentes no modelo foram estatisticamente significantes. A taxa de acerto do modelo foi de 64,92%, sendo inferior ao primeiro modelo. O terceiro modelo não foi capaz de prever nenhum *rating* 0 ou 3, mas previu corretamente todos os *ratings* 2.

Esta pesquisa pode ser melhorada com a inclusão de outros índices contábeis e variáveis econômicas no modelo econométrico. Além disso, pode-se incluir termos polinomiais das variáveis para tentar melhorar a capacidade preditiva do modelo.

REFERÊNCIAS

- ATKINSON, A.; BANKER, R. D.; KAPLAN, R. S.; YOUNG, M. Contabilidade gerencial. André Olímpio Nosselman Du Chenoy Castro. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- BELLONI, A.; CHEN, D.; CHERNOZHUKOV, V.; HANSEN, C. Sparse models and methods for optimal instruments with an application to eminent domain. **Econometrica**, Wiley Online Library, v. 80, n. 6, p. 2369–2429, 2012.
- BLUME, M. E.; LIM, F.; MACKINLAY, A. C. The declining credit quality of us corporate debt: Myth or reality? **The journal of finance**, Wiley Online Library, v. 53, n. 4, p. 1389–1413, 1998.
- DAMASCENO, D. L.; ARTES, R.; MINARDI, A. M. A. F. Determinação de rating de crédito de empresas brasileiras com a utilização de índices contábeis. **Revista de Administração-RAUSP**, Universidade de São Paulo, v. 43, n. 4, p. 344–355, 2008.
- EDERINGTON, L. H. **Classification models and bond ratings**. **Financial review**, Wiley Online Library, v. 20, n. 4, p. 237–262, 1985.
- HASTIE, T.; JAMES, G. M.; TIBSHIRANI, R.; WITTEN, D. **An introduction to statistical learning: with applications in R**. Corrected at 8th printing. [S.l.]: Springer, 2017.
- HASTIE, T.; TAYLOR, J.; TIBSHIRANI, R.; WALTHER, G. *et al.* Forward stagewise regression and the monotone lasso. **Electronic Journal of Statistics**, The Institute of Mathematical Statistics and the Bernoulli Society, v. 1, p. 1–29, 2007.
- IUDÍCIBUS, S. de; MARION, J. C. **Curso de contabilidade para não contadores**. [S.l.]: 4 ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- JORION, P.; SHI, C.; ZHANG, S. **Tightening credit standards: Fact or fiction**. Job Paper. Irvine: University of California, 2005.
- KAPLAN, R. S.; URWITZ, G. **Statistical models of bond ratings: A methodological inquiry**. *Journal of business*, JSTOR, p. 231–261, 1979.
- MINARDI, A. M. A. F.; SANVICENTE, A. Z.; ARTES, R. *et al.* Determinação de rating de crédito de unidades de negócios visando estimar o custo de capital de terceiros. **Anais EnANPAD**, v. 2006, 2006.
- PADOVEZE, C. L. **Contabilidade gerencial**. [S.l.]: IESDE BRASIL SA, 2010.
- PERLIN, M.; KIRCH, G.; VANCIN, D. Accessing financial reports and corporate events with getdfpdata. **Available at SSRN 3128252**, 2018.
- POOR'S, S. . **Entendendo os Ratings**. 2021. <<https://www.spglobal.com/ratings/pt/about/understanding-ratings>>. Acesso em maio de 2021.
- POOR'S, S. . **National Scale Credit Ratings**. 2021. <<https://www.spglobal.com/>>. Acesso em março de 2021.
- POOR'S, S. . **S&P Global Ratings Definitions**. 2021. <<https://disclosure.spglobal.com/ratings/en/regulatory/article/-/view/sourceId/504352>>. Acesso em maio de 2021.

SALES, B. F. Desenvolvimento de metodologia de rating baseada no modelo ordered probit. Tese (Doutorado), 2006.

WOOLDRIDGE, J. M. Econometric analysis of cross section and panel data. [S.l.]: MIT press, 2010.