

Contribuição da Análise Financeira Fundamentalista à Concessão de Crédito: Estudo de Caso em uma Instituição Financeira

Contribution of Fundamentalist Financial Analysis to Credit Concession: A Case Study in a Financial Institution in Brazil

Lucíola Aor Vasconcelos

Mestre em Ciências Contábeis– UnB/UFPB/UFRN

Campus Universitário Darcy Ribeiro, Prédio da FACE, Asa Norte, Brasília/DF – 70.910-900.
luaor@yahoo.com.br

Rodrigo de Souza Gonçalves

Doutor em Ciências Contábeis– UnB/UFPB/UFRN

Professor do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais da UnB
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Prédio da FACE, Asa Norte, Brasília/DF – 70.910-900.
rgoncalves@unb.br

Otávio Ribeiro de Medeiros

Pós-Doutor em Finanças – Nottingham Trent University

Professor do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais da UnB
Campus Universitário Darcy Ribeiro, Prédio da FACE, Asa Norte, Brasília/DF – 70.910-900.
otavio@unb.br

Resumo

Este estudo tem por objetivo analisar a capacidade de predição quando da aplicação da análise financeira fundamentalista para a concessão de crédito individual em relação à previsão de inadimplência das empresas brasileiras listadas na BM&FBovespa por meio de um estudo de caso em uma instituição financeira. Foram analisadas empresas de capital aberto listadas na BMF&BOVESPA que compunham a carteira de crédito de uma Instituição Financeira no período de 2008-2012. A partir de uma Análise Discriminante, cinco indicadores contábeis foram selecionados por possuírem maior capacidade preditiva acerca dos eventos de inadimplência: Capital Circulante Líquido, Giro de Ativo, Índice de Endividamento, participação no Índice Bovespa e o Índice de Lucros Acumulados. Posteriormente, foram adicionadas as variáveis macroeconômicas PIB e Taxa Básica de Juros, bem como indicadores contábeis ponderados pelo setor de atuação e estimados por meio de modelos vetoriais autoregressivos, os quais foram agregados a um modelo *logit*. Os testes estatísticos indicaram que a estimação por modelos autoregressivos só é relevante para os indicadores contábeis ponderados pelo setor de atuação e não para as variáveis macroeconômicas. Entretanto, os resultados mostram que embora as variáveis macroeconômicas não tenham se mostrado individualmente relevantes na estimação dos eventos de inadimplência no modelo proposto, o modelo com os indicadores contábeis e a inserção daquelas variáveis, mostrou-se mais robusto do que o modelo apenas com os indicadores contábeis, com taxa de acerto de 97,3% contra 95,3%.

Palavras-chave: Risco de Crédito. Análise Financeira Fundamentalista. Indicadores Contábeis. Setor de Atuação. Variáveis Macroeconômicas.

Abstract

This paper has the purpose examine the ability to predict when the application of fundamental financial analysis for the granting of personal loans in relation to the default prediction of Brazilian companies listed on the BM&FBovespa through a case study of a financial institution. Our sample consists of firms listed on the Brazilian stock exchange that were included in the credit portfolio of a financial institution in the period 2008-2012. Based on a discriminant analysis, five accounting indicators were selected for having the highest predictive capacity concerning default events: Net Working Capital, Asset Turnover, Debt Ratio, Bovespa's index participation and the Retained Earnings' Index. Afterwards, macroeconomic variables GDP and Base Interest Rate, as well as accounting indicators weighted by industry sector and estimated by means of vector autoregressive models were included to a logit model. Statistical tests have shown that the estimation by means of autoregressive models is relevant only when accounting variables are used but not when the macroeconomic variables are included. The results indicate that although the macroeconomic variables have not shown to be individually relevant in the estimation of default events in the proposed model, the model with both accounting variables and macroeconomic variables has proved to be more robust, with a success rate of 97.3% for the latter against 95.3% for the former.

Keywords: Credit Risk. Fundamental Financial Analysis. Accounting Indicators. Industry Sector. Macroeconomic Variable.

1 Introdução

A concessão de crédito é um dos fatores necessários ao desenvolvimento de uma economia, tendo em vista sua capacidade de alavancagem do desenvolvimento dos negócios e do crescimento econômico. Essa relação entre concessão de crédito e crescimento econômico está associada ao fato de que, se há eficiência na aplicação dos recursos financeiros, proporcionam-se retornos viáveis que permitem a continuidade de um ciclo virtuoso, influenciando o crescimento econômico, que por sua vez influencia o desenvolvimento do sistema financeiro (BENCIVENGA; SMITH, 1991; PAGANO, 1993; BECSI; WANG, 1997; LEVINE, 1997; BEBCZUK, 2001).

A concessão de crédito no Brasil em 2011 alcançou a quantia de R\$ 2.133,65 bilhões de recursos livres e direcionados, equivalentes a 51,5% do PIB daquele ano, com crescimento de 25,13% ante 2010 (BACEN, 2012) e perspectiva de manutenção desse crescimento. A taxa de inadimplência em 2011, por sua vez, situou-se em 5,5%, com aumento de 1 ponto percentual em relação a 2010.

O Brasil tem apresentado mudanças na economia nos últimos anos, incluindo as relacionadas ao mercado de crédito, que apresentou um quadro de redução de taxas de juros, especialmente a partir do início de 2012, embora os juros tenham voltado a subir ao longo de 2013, em consequência ao aumento dos índices de inflação. No entanto, acredita-se que as taxas de juros deverão cair novamente, tão logo a inflação dê sinais de arrefecimento. Assim, faz-se necessário ajustar cada vez mais os critérios de concessão para que uma eventual expansão de crédito não resulte em vulnerabilidades para as instituições financeiras e a economia nacional, permitindo consolidar o círculo de eficácia entre o crescimento da economia e do mercado de crédito.

Um melhor ajuste dos critérios de concessão é obtido pela mensuração da forma mais adequada do risco do crédito, na tentativa de evitar os eventos de inadimplência que correspondem à maior fatia do custo de concessão das instituições financeiras (IF) (MERTON, 1974; SU-LIN; YAN-MIG, 2008; OREIRO *et. al.*, 2006). Em 2010 a

inadimplência correspondeu a 28,74% do valor total do *spread* bancárioⁱ (BACEN, 2010). Em estudo publicado pelo BACEN (2010), foi verificado maior custo do financiamento bancário de acordo com o grau de restrição financeira das empresas e, ainda, o aumento do custo de financiamento durante a crise financeira de 2008, indicando que tanto a probabilidade de inadimplência quanto os aspectos macroeconômicos têm influência no custo do financiamento.

A importância do papel da inadimplência foi analisada na pesquisa realizada por Berger e DeYoung (1997) quando testou a relação entre qualidade de crédito, eficiência do custo e capital bancário, e foi verificada que as entidades próximas da falência apresentam grande proporção de créditos inadimplentes e custos elevados.

A reforma na Supervisão Bancária aprovada pelo Comitê de Basiléia, usualmente conhecida como Acordo de Basiléia II, ressaltou o interesse na relação entre risco de crédito e condições macroeconômicas, de forma a desenvolver instrumentos anticíclicos que aumentem o capital mínimo regulamentar em período de crescimento e o diminuam em período de recessão.

Corroborando a necessidade de uma melhor análise para formação do capital regulamentar, a Resolução BACEN nº 3721/2009, no item VII do seu artigo 4º estipula que a estrutura de gerenciamento do risco de crédito deve prever a avaliação das operações sujeitas ao risco de crédito, que leve em conta as condições de mercado, as perspectivas macroeconômicas, as mudanças em mercados e produtos e os efeitos de concentração setorial e geográfica, entre outros, aspectos esses considerados na Análise Financeira Fundamentalista (AFF) (QUIRIN *et. al.*, 2000; PALEPU *et. al.*, 2004).

Os modelos utilizados pelas agências de risco de crédito, Credit Risk+, KMV da Moody's, Moody's Standard, utilizam a inadimplência histórica como variável de mensuração de risco de crédito. Merton (1974) e Su-Lin e Yan-Ming (2008) também têm a inadimplência histórica como variável, enquanto que Wilson (1998) e Bonfim (2009) corroboram com o fato de que variáveis macroeconômicas influenciam essa mensuração, não sendo comuns os modelos individuais que agregam vários fatores na análise, como os indicadores macroeconômicos e contábeis em conjunto. A concessão quanto à decisão de crédito torna-se cada vez mais importante, tendo em vista essas menores margens e a necessidade de uma maior aproximação em relação ao comportamento futuro do crédito concedido. Nesse sentido a AFF, com seus aspectos contábeis e econômicos, incluindo os aspectos setoriais, tem importante papel e apresenta-se como um assunto oportuno e relevante, acreditando-se atingir a análise de concessão de crédito de uma forma geral (TAVARES, 2010; PAPELU *et. al.*, 2004).

Com base nos aspectos até aqui apresentados, o presente estudo procura responder a seguinte questão de pesquisa: a Análise Financeira Fundamentalista (AFF), considerados seus aspectos contábeis, econômicos e setoriais, é relevante na concessão de crédito a ponto de justificar a sua aplicação nas análises individuais de concessão de crédito?

Desse modo este trabalho tem por objetivo analisar a capacidade de predição quando da aplicação da AFF para a concessão de crédito individual em relação à previsão de inadimplência das empresas brasileiras listadas na BM&FBovespa por meio de um estudo de caso em uma instituição financeira.

Para o alcance do objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos: a) identificar os indicadores contábeis ponderados pelo setor de atuação que são relevantes para justificar a ocorrência dos eventos de inadimplência; b) selecionar indicadores macroeconômicos relacionados ao crescimento econômico e que, portanto, podem ser relevantes no comportamento de concessões de crédito; c) especificar e testar modelo que considera os aspectos previstos na AFF para mensurar o risco de crédito individual como instrumento para acompanhamento de carteira.

O presente trabalho, sustentado teoricamente em Wilson (1998) e Crouhy *et. al.* (2000), é relevante à medida que visa especificar um modelo que agregue indicadores macroeconômicos em conjunto com os fundamentos da AFF para desenvolvimento de modelo preditivo na tomada de decisão quanto à concessão de crédito individual em empresas brasileiras listadas na BM&FBovespa por meio de um estudo de caso em uma Instituição Financeira (IF).

Adicionalmente este estudo justifica-se pelo cenário brasileiro, no qual passa por um ambiente de menores taxas de juros praticadas pelos bancos e, portanto, menores *spreads*, tornando-se cada vez mais necessário o ajuste dos modelos de risco de crédito, com o objetivo de se prever de forma mais adequada à inadimplência, o que poderia reduzir o custo da concessão de crédito pelos bancos. Esses aspectos a serem considerados são constituídos de indicadores contábeis das empresas, associados a aspectos econômicos, incluídos os do setor de atuação das empresas (QUIRIN *et. al.*, 2000; SILVA, 2004; PAPELU *et. al.*, 2004). Ressalta-se que o estudo não está centrado na análise de previsão de falência e sim na análise individual como instrumento para monitoramento de carteira, para que sejam definidos os parâmetros de concessão de crédito e definição de *spread* nos novos pedidos de concessão.

2 Referencial Teórico

Como toda entidade, as instituições financeiras dependem de sua atividade operacional para gerar capital econômico e essa atividade consiste na intermediação financeira, que de uma forma geral, consiste na captação e aplicação de recursos financeiros. As instituições financeiras captam recursos por meio dos depósitos realizados, aplicando-os em forma de concessão de crédito. Os recursos, após passarem pela economia, voltam por meio de depósitos, proporcionando nova fonte de captação para as instituições, e assim sucessivamente (SCHUMPETER, 1911; GOLDSMITH, 1969; SHAW, 1973; ROBINSON, 1952; BENCIVENGA; SMITH, 1991; PAGANO, 1993; BECSI; WANG, 1997; LEVINE, 1997; BEBCZUK, 2001; SILVA; PORTO JUNIOR, 2006).

A diferença entre a taxa de custo e a taxa de aplicação, definida como *spread* bancário, é uma das fontes do resultado econômico para as instituições financeiras, depois de descontados todos os custos inerentes à concessão e à atividade operacional. A mensuração do *spread* é realizada com base em diversas variáveis, sendo a inadimplência a parcela mais significativa desse custo (HO; SAUNDERS, 1981; OREIRO *et. al.*, 2006). Segundo dados do BACEN (2010), a inadimplência representou em média 29% da composição do *spread* bancário se considerado o período de 2006 a 2010. Inadimplência, na sua essência, é conceituada como “o não pagamento até a data do vencimento de um compromisso financeiro com outrem, descumprimento de um contrato, ou de qualquer uma de suas condições” (MICHAELIS, 1998). Vale ressaltar que o processo de inadimplência precede o de insolvência, dado que as empresas requerem ou decretam falência quando não tem condições de arcar com os seus compromissos assumidos.

Merton (1974) identificou a inadimplência como variável relevante no custo da concessão de créditoⁱⁱ, que passou a ser objeto de análise no que tange ao risco de crédito. Ele postulou ainda que o valor de uma dívida depende essencialmente de três itens: a taxa de retorno livre de risco, as várias provisões e restrições contidas no contrato e a probabilidade de a firma estar apta a satisfazer alguns ou todos os requerimentos do contrato, ou seja, a probabilidade de realizar o pagamento. Segundo o autor, um investimento arriscado não necessariamente possui um retorno desfavorável, mas sim um retorno incerto.

Ho e Saunders (1981) propõem que há dois tipos de incerteza que influenciam o *spread* bancário: (i) a incerteza da falta de sincronização de depósitos e; (ii) a incerteza quanto à taxa de retorno dos empréstimos, que é pautada pela inadimplência dos tomadores. O ponto

defendido pelos autores é que essa inadimplência não pode ser definida previamente, só podendo ser estimada a sua probabilidade.

A inadimplência pauta a incerteza de retorno dado que como o preço, ou seja, o *spread* bancário é definido previamente à concessão, a inadimplência irá aumentar ou diminuir o retorno de determinada concessão.

Berger e DeYoung (1997) também identificaram esse papel da inadimplência na concessão de crédito, quando testaram a relação entre qualidade de crédito, eficiência do custo e capital bancário e verificaram que entidades próximas à falência apresentam grande proporção de créditos inadimplentes.

Tendo em vista que a inadimplência afeta diretamente o custo de financiamento (MERTON, 1974, OREIRO *et. al.*, 2006, SU-LIN; YAN-MING, 2008), a sua probabilidade de ocorrência se torna o foco de uma concessão. No entanto, essa inadimplência não pode ser medida e o risco de sua ocorrência deve ser estimado previamente à concessão, o que poderá ser realizado por meio da análise financeira fundamentalista (AFF). A AFF consiste de um processo amplo de conversão das informações disponíveis, incluindo informações de mercado, econômicas e políticas, para tentar determinar o valor de uma empresa (PIOTROSKI, 2000). Trata-se de uma ferramenta à disposição dos analistas de mercado para avaliação e escolha entre alternativas de investimentos a partir de diversas informações, inclusive aquelas disponibilizadas pelas empresas (TAVARES, 2010).

Olson e Mossman (2003) e Kothari (2001) defendem o valor preditivo do processo da AFF com base em informações contábeis, que em conjunto com dados macroeconômicos e do setor de atuação de cada empresa, são utilizados para obter o valor da empresa. Palepu *et. al.* (2004) apontaram 04 (quatro) aspectos que envolvem a AFF: (1) análise das estratégias de negócios que verifica o desempenho através da análise da indústria na qual a empresa está inserida; (2) análise contábil que verifica a análise financeira por meio das demonstrações contábeis; (3) análise financeira que verifica as performances passada e atual da empresa; e (4) análise prospectiva que tem valor preditivo de acordo com a visão do analista. Quirin *et. al.* (2000), Silva (2004) e Papelu *et. al.* (2000) descrevem a AFF como a utilização do panorama macroeconômico, o ambiente de atuação da empresa e a análise econômico financeira para análise prospectiva, ou seja, a agregação de todos esses os fatores resulta na projeção das demonstrações para o horizonte desejado. Como o risco de mercado e o risco de crédito não são separáveis, normalmente a exposição ao risco depende de ambos os fatores, risco de crédito aliado ao do mercado (ALESSANDRI; DREHMANN, 2010). Desse modo, as características específicas das empresas agregadas e variáveis de controle ou variáveis econômicas agregadas, podem melhorar os resultados de previsão de inadimplência (BONFIM, 2009).

Assim, a pesquisa é direcionada para verificar a importância da AFF, a partir de seus aspectos relacionados: (i) contábeis, com base nos indicadores contábeis, que buscam identificar a especificidade de cada empresa; (ii) macroeconômicos, que englobam a inserção no ambiente de atuação da empresa e o direcionamento do crescimento econômico do país em que a empresa e setores estão inseridos, para identificar a sua capacidade preditiva na concessão de crédito, sendo baseada, portanto, na vinculação à inadimplência.

3 Percorso Metodológico

Essa seção busca expor os procedimentos da pesquisa, convergindo principalmente nas etapas realizadas para se especificar o modelo a ser testado no qual considera os aspectos previstos na AFF para mensurar o risco de crédito individual como instrumento para acompanhamento de carteira.

A pesquisa é de natureza quantitativa do tipo documental (RICHARDSON *et. al.* 1999). O percurso metodológico foi dividido em quatro etapas distintas, quais sejam: (i) da população e amostra; (ii) seleção dos indicadores contábeis ponderados pelo setor de atuação e variáveis econômicas; (iii) desenvolvimento, que consiste na análise para definição das variáveis e (iv) desenvolvimento do modelo final.

A população utilizada no estudo é composta pelas 509ⁱⁱⁱ empresas listadas na Bolsa de Valores de São Paulo, BMF&BOVESPA. As referidas empresas foram classificadas de acordo com sua atividade econômica estabelecida pelo CNAE, com o objetivo de identificar o setor de atuação de cada uma delas. Foram excluídas as empresas enquadradas no setor financeiro em razão de sua especificidade.

As empresas classificadas como *holdings* não financeiras foram analisadas e reclassificadas, de acordo com a principal atividade operacional desenvolvida e/ou a atividade principal das controladas, sendo que cada empresa compõe um único setor. Após essa reclassificação, as empresas foram confrontadas com a carteira de crédito ativa da instituição financeira analisada ao final de cada um dos trimestres no período de dezembro/2008 a junho/2012, resultando na amostra final, resumida no quadro a seguir.

Quadro 1 – Dados quantitativos da amostra de acordo com o exercício social

Ano	Empresas com operações ativas com a Concessora
2008	57
2009	65
2010	76
2011	78
2012 - até 30 de junho	81

3.1 Coleta e Análise dos Dados

Nesta etapa da pesquisa o foco da seleção foi a classificação de empresas entre adimplentes e inadimplentes, utilizando como critério um atraso superior a 60 dias, que é o prazo de atraso no qual a Resolução CMN nº 2.682/99 veda o reconhecimento pelas instituições financeiras, no resultado do período, de receitas e encargos de qualquer natureza relativos a operações de crédito no pagamento de parcela de principal ou encargos, ou seja, o momento em que o custo da inadimplência impacta as instituições.

As empresas que possuem operação de crédito ativa e não apresentam atraso, ou apresentam atraso inferior a 60 dias são classificadas como adimplentes. Para fins de classificação, foram verificados os eventos de adimplência e inadimplência para cada uma das empresas, para cada um dos 15 trimestres relacionados, perfazendo um total de 1.024 observações, sendo 126 eventos de inadimplência e 898 eventos de adimplência, observados por setor de acordo com Quadro 2.

Quadro 2 – Distribuição dos eventos de adimplência e inadimplência por Seção CNAE

Classificação	Ano	Seção CNAE												Total	
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	L	N		R
Adimplentes	2008	2	0	14	14	8	12	2	2	0	0	0	0	0	54
	2009	2	6	56	42	28	60	8	2	0	8	0	8	0	220
	2010	0	8	82	40	24	55	14	8	0	8	0	14	8	261
	2011	0	8	68	30	20	46	14	14	0	8	0	19	8	235
	2012	0	4	50	20	14	14	10	4	0	0	0	8	4	128
Inadimplentes	2008	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	3
	2009	2	0	0	0	2	9	0	0	11	0	0	0	0	24
	2010	0	0	0	0	9	6	0	0	12	0	0	0	0	27
	2011	0	0	0	0	13	17	0	0	10	0	9	0	0	49
	2012	0	0	0	0	0	12	0	0	5	6	0	0	0	23

Tendo em vista o modelo proposto, onde a estimação dos indicadores é realizada com base em indicadores passados por meio de modelo vetorial autoregressivo e acreditando que as causas dos eventos podem ser progressivos e não apenas pontuais, utilizaram-se três períodos anteriores aos períodos dos eventos de adimplência e inadimplência para cada um dos trimestres, tanto em relação aos indicadores contábeis ponderados pelos indicadores setoriais, quanto em relação aos indicadores macroeconômicos.

Os dados referentes aos indicadores contábeis foram extraídos das Demonstrações Contábeis disponíveis no sítio da Comissão de Valores Mobiliários e os dados macroeconômicos foram extraídos de sítios das fontes oficiais.

3.2 Seleção das Variáveis Contábeis

Essa etapa consiste na definição dos indicadores contábeis a serem analisados para seleção daqueles que possuem poder explicativo da inadimplência. Nesse sentido, os referidos indicadores estão sustentados nos estudos de FitzPatrick (1932), Beaver (1966), Altman (1977), Tamari (1964), Altman (1968), Lyra (2008), Damasceno *et. al.* (2008), Anjos (2008), Pinto e Hein (2008) e Brito *et. al.* (2009).

Para extrair os indicadores contábeis com poder explicativo para este estudo foi utilizada a análise discriminante (AD), cujo objetivo principal é identificar as variáveis que melhor explicam dois grupos, escolhendo aquelas que apresentem maior homogeneidade para os indivíduos de determinada classe e, portanto, para a classe em si (FÁVERO *et. al.*, 2009). A função linear da AD utilizada no estudo pode ser representada por:

$$Z_n = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (1)$$

Onde:

Z_n = variável dependente, sendo = 1 para eventos de inadimplência e = 0 para eventos de adimplência, dado que o objetivo é identificar as variáveis mais explicativas dos eventos de inadimplência;

α = intercepto;

X_i = variáveis explicativas, sendo utilizados os indicadores contábeis selecionados e calculados conforme quadro 5;

β_i = coeficientes discriminantes para cada variável explicativa.

Com o objetivo de garantir a linearidade da amostra, o desenvolvimento da análise consiste na segregação em duas subamostras para relação entre as variáveis preditivas e a classificação. Para tanto foram considerados os 126 eventos de inadimplência em uma subamostra e o mesmo número de eventos de adimplência para outra, de forma aleatória.

Os dados utilizados no modelo *logit* para cálculo de probabilidade de inadimplência são estimados para o período t, sendo este considerado o período em que ocorreu o evento de inadimplência ou adimplência. A homogeneidade das matrizes de covariância, pressuposto da AD, conforme demonstrado no Quadro 3, aponta que com o p-valor de F de 0,103 a hipótese nula de que não há diferenças significativas entre os grupos não pode ser rejeitada ao nível de significância de 5%, indicando que há evidências de homogeneidade das matrizes de covariância para os grupos em análise.

Quadro 3 – Estatística Box's M da homogeneidade da matriz de covariância

Resultados do Teste		
Box's M		79,754
F	Approx.	1,589
	df1	15
	df2	2564,737
	Sig.	0,103

A aplicação do teste F, ao nível de significância de 5%, eliminou 11 indicadores que não se mostraram como possíveis discriminantes dos grupos, dado que o p-valor obtido ficou acima do nível de significância e os demais indicadores mostraram-se possíveis discriminantes. O Teste de Lambda Wilks, demonstra diferenças entre os grupos e a Estatística *Stepwise* incluiu 5 variáveis na análise, conforme Quadro 4.

Quadro 4 – Variáveis incluídas no modelo^{iv,v,vi} – Procedimento *Stepwise*

Passo	Variável	Lambda de Wilks							
		Estatística	df1	df2	df3	F Exato			
						Estatística	df1	df2	Sig.
1	CCL	,593	1	1	250,000	65,402	1	250,000	,000
2	IBV	,567	2	1	250,000	37,750	2	249,000	,000
3	IE	,547	3	1	250,000	28,026	3	248,000	,000
4	ILA	,518	4	1	250,000	24,276	4	247,000	,000
5	GA	,495	5	1	250,000	21,568	5	246,000	,000

O valor elevado do Lambda de Wilks para as variáveis em conjunto, valida uma equação com poder discriminante e, ainda, o teste apontou alta significância para a função constituída pelas 5 variáveis. Da mesma forma o teste qui-quadrado atesta significância na função de separar as observações em grupos, dado o p-valor=0,00, que permite rejeitar a hipótese nula de que os grupos são iguais, ou seja, revela-se uma diferenciação entre os grupos.

Não foram analisados os coeficientes de classificação das funções discriminantes, dado que o objetivo da análise, dos testes de pressupostos e da significância das variáveis, não é o desenvolvimento da função resultante e sim da identificação de variáveis explicativas de inadimplência que serão agregadas ao modelo *logit*.

As variáveis contábeis ponderadas pelo setor de atuação no período t, que passam a ser consideradas no estudo são o Capital Circulante Líquido, a Presença no Índice Bovespa, o Índice de Endividamento, o Índice de Lucros Acumulados e o Giro do Ativo. A análise individual de cada uma das variáveis aponta para a capacidade de pagamento da empresa, seja por meio de colchão de liquidez existente ou pela capacidade de geração de recursos, imediata ou não, podendo ser resumidas no Quadro 5, o qual apresenta o sentido esperado, bem como a sustentação teórica sua utilização.

O Capital Circulante Líquido indica a capacidade do ativo circulante da empresa cobrir o passivo circulante, o que faz que quanto maior o indicador maior o colchão de liquidez da empresa ou maior a capacidade de geração de recursos, resultando em uma maior capacidade de pagamento.

O Indicador de presença no Índice Bovespa indica um alto volume de negociação das empresas na BOVESPA, o que condiz com uma maior exigência por parte dos acionistas em relação aos resultados e à transparência da informação. Como o indicador analisado consiste na participação no Índice no período que antecede a concessão, ele pode indicar presença ou expectativa de bons resultados, o que irá refletir na capacidade de pagamento da empresa.

Quadro 5 – Indicadores contábeis, estudos relacionados e relação esperada com a inadimplência

Indicador ^{vii}	Estudos	Relação esperada com a inadimplência
Giro do Ativo ^{viii}	Altman (1968) e Lyra (2008)	O indicador traduz a capacidade da empresa de renovar o seu ativo, esperando-se que uma maior capacidade de geração de receita em relação ao ativo da empresa influencie em uma menor probabilidade de inadimplência.
Indicador de Presença no Índice Bovespa	Damasceno <i>et al</i> (2008)	O indicador traduz a presença da empresa no Índice Bovespa, esperando-se que uma maior exigência por parte dos acionistas em função da composição influencie em uma menor probabilidade de inadimplência.
Índice de Lucros Acumulados	Altman (1968)	O indicador traduz o quanto de lucros totais da empresa é retido na empresa. Espera-se que uma maior quantidade de lucros acumulados influencie na menor probabilidade de inadimplência.
Índice de Endividamento	Anjos (2008)	O indicador traduz a relação do endividamento oneroso da empresa com o seu ativo total. Espera-se que um maior o indicador influencie em uma maior probabilidade de inadimplência.
Capital Circulante Líquido	Brito <i>et al</i> (2009)	O indicador traduz a capacidade de a empresa cobrir o seu passivo circulante com o seu ativo circulante, esperando-se que uma maior capacidade de cobertura influencie em uma maior probabilidade de inadimplência.

O Índice de Endividamento reflete a relação entre o endividamento financeiro total e o ativo total da empresa, o que faz com que quanto maior o indicador, menor a relação de ativos para gerar capacidade de pagamento desse endividamento, representando uma maior necessidade de dispêndio financeiro para pagamento do endividamento. Embora não se possa estimar em que momento essa maior ou menor relação irá refletir a capacidade de pagamento da empresa.

O Índice de Lucros Acumulados reflete o quanto a empresa retém do seu resultado econômico em relação ao ativo total. O resultado econômico em algum momento se reflete no resultado financeiro. Quanto maior o índice, maior será a capacidade em determinado momento e quanto menor o índice menor será a capacidade em determinado momento. Isso porque um menor lucro representa uma menor geração de resultados ou uma maior distribuição dos mesmos e em ambos os casos haverá um reflexo na capacidade de pagamento da empresa.

O Giro do Ativo representa a capacidade de geração de receita dos ativos da empresa, e quanto menor essa capacidade de geração de receita, menor será a capacidade de geração de recursos financeiros, que da mesma forma que os demais indicadores, em algum momento irá refletir na geração de recursos financeiros e na capacidade de pagamento da empresa.

3.3 Indicadores Macroeconômicos

As cinco observações intuitivas em que se baseou Wilson (1998) estão relacionadas ao risco sistêmico, independente do fator, sendo que esse risco seria direcionado largamente pela saúde econômica, uma vez que conforme essas observações os diferentes setores da economia reagem de forma diferente às variações macroeconômicas, justificando a inserção de indicadores de desenvolvimento para análise de risco de crédito.

Embora esse direcionamento tenha sido dado para análises de carteira, Carey e Hrycay (2001) ressaltam a importância da mensuração individual como instrumento para estimar as perdas das carteiras e mesmo que essa inserção de cenários macroeconômicos futuros seja complexa (LIMA, 2011) ela deve fazer com que o ajuste à previsão de inadimplência seja mais acurado, resultando em uma influência direta no custo de concessão, ao tempo que

Bonfim (2009) defende que o uso de variáveis de controle macroeconômicas melhoram significativamente os resultados de previsão.

O estudo de Wilson (1998), base para o desenvolvimento do modelo, utiliza variáveis macroeconômicas. Assim, foram selecionadas variáveis relacionadas ao crescimento econômico e à inadimplência, obtendo-se aquelas dispostas no Quadro 6.

Apesar de diversas variáveis macroeconômicas estarem relacionadas ao crescimento econômico do país, tais como nível da escolaridade da população, expectativa de vida da população, crescimento da população, consumo do governo e inflação, as mesmas não são levadas em conta na seleção de variáveis, dado que elas são consideradas como diretamente relacionadas ao PIB real per capita (BARRO, 1996), que é considerada uma variável fundamental.

Quadro 6 – Indicadores macroeconômicos selecionados

Variáveis macroeconômicas selecionadas	Estudos relacionados
PIB	A variável serve para identificar se o setor e, portanto, a empresa que nele está inserida, reage mais ou menos às flutuações macroeconômicas, verificando-se o comportamento apresentado dos eventos de adimplência e inadimplência em relação às oscilações da variável (WILSON, 1998)
Taxa básica de juros	Segundo Oreiro <i>et. al.</i> (2006) a volatilidade da taxa de juros aumenta o grau de aversão ao risco e, portanto, a variação da taxa deve influenciar a oscilação em relação aos eventos de adimplência e inadimplência.

As variáveis macroeconômicas utilizadas na análise foram calculadas com base na variação apresentada no trimestre contábil utilizado como base para coleta dos indicadores contábeis, em relação ao trimestre anterior, resultando em um total de 18 índices de variação para cada trimestre.

3.4 Desenvolvimento do Modelo Econométrico

O modelo de regressão logística estima por máxima verossimilhança a probabilidade de ocorrência de determinado evento (FÁVERO *et. al.*, 2009). Wiginton (1980) comparou o modelo *logit* com a análise discriminante na previsão de falência, concluindo que o primeiro é superior.

Magnac (2008) mostra que o modelo *logit* é usado para testes empíricos com variáveis binárias e mapeia o intervalo [0,1] na reta real, ou seja, ele garante que a probabilidade calculada pelo modelo esteja compreendida entre os valores 0 e 1.

Hair *et. al.* (2009) defendem que a regressão logística possui vantagens para o uso dado que não é necessário o pressuposto da normalidade multivariada, além do que sua aplicação pode ter variações, que contemplam não só a estimação de determinado evento, mas também a estimação de que o mesmo não ocorra.

O modelo aqui desenvolvido consiste em agregar ao modelo *logit* especificado por Crouhy *et. al.* (2000), de acordo com a revisão da teoria proposta por Wilson (1998), aspectos da AFF para análise individual como instrumento para o acompanhamento de carteira de crédito, conforme a Equação (2):

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}} \quad (2)$$

Onde:

$P_{j,t}$ = Probabilidade condicional de inadimplência no período t , para a empresa^{ix} j ;

$e = 2,71828$, número de Neper;

$Y_{j,t}$ = valor do índice derivado da Equação (3). Resulta da influência das variáveis contábeis ponderadas pelo setor de atuação e variáveis macroeconômicas na probabilidade de inadimplência.

As variáveis utilizadas na estimação da equação descrita compreendem as variáveis de cada uma das empresas conforme variáveis definidas nos quadros 5 e 6. A variável dependente estimada é resultante da classificação dos eventos relacionados à adimplência ou inadimplência das empresas, proporcionando a possibilidade de estimação da probabilidade de inadimplência.

$$Y_{j,t} = \beta_{j,0} + \beta_{j,1}X_{j,1,t} + \beta_{j,2}X_{j,2,t} + \beta_{j,3}X_{j,3,t} \dots + \beta_{j,m}X_{j,m,t} + v_{j,t} \quad (3)$$

$Y_{j,t}$ = é o valor do índice no período t para empresa j ;

$\beta_{j,0}, \beta_{j,1}, \dots, \beta_{j,m}$ = coeficientes a serem estimados;

$X_{j,0,t}, X_{j,1,t}, \dots, X_{j,m,t}$ = são os indicadores contábeis para a empresa j no período t ponderados pelo do setor de atuação e as variáveis macroeconômicas do país da empresa;

$v_{j,t}$ = termo de erro assumindo independência em relação a $X_{j,t}$ e distribuição normal.

Como ambas as variáveis de evento de inadimplência/adimplência $P_{j,t}$ e $Y_{j,t}$ são definidas por nível de empresa, o coeficiente β_j tem naturalmente o cálculo ajustado dessa forma, ou seja, a nível de empresa.

As variáveis $X_{j,t}$ utilizadas como variáveis independentes da equação (3) são definidas no modelo original por meio de um modelo vetorial autoregressivo, que utiliza valores históricos da referida variável para projetar o valor estimado atual.

A utilização da definição das variáveis por meio de modelos autoregressivos está relacionada ao conceito da Análise Financeira Fundamentalista, de que dados passados são utilizados para projetar dados futuros, os quais serão utilizados na tomada de decisão.

3.5 Modelo Vetorial Autoregressivo de Indicadores Contábeis e Macroeconômicos

Modelos Vetoriais Autoregressivos ou modelos VAR têm sido utilizados na econometria para investigar as relações de expectativa de valor futuro e valor presente (CAMPBELL; SHILLER, 1987, 1991; LIMA; ISSLER, 2003), baseando-se na hipótese^x de que os agentes usam toda a informação disponível sobre o comportamento atual e as estimativas futuras da economia.

O modelo original, baseado no estudo de Wilson (1998) baseia-se na estimação do comportamento do indicador setorial ou do país/setor, por meio do comportamento histórico através de regressão múltipla. Com a aplicação dos modelos vetoriais autoregressivos aos indicadores e variáveis em estudo, busca-se identificar se existe e qual é a relação entre os valores defasados de determinado indicador contábil ou variáveis macroeconômicas com seus valores atuais, para verificar a relevância de utilização do modelo autoregressivo como estimativa de variável para o modelo final.

A estimação dos modelos não foi realizada de modo *ad hoc*^{xi}, buscando-se evitar os problemas apresentados nesse tipo de procedimento, conforme apontado por Gujarati (2006): (i) não existe informação quanto ao número máximo de defasagens; (ii) à medida que se estimam sucessivas defasagens, restam menos graus de liberdade, tornando a inferência estatística mais incerta; (iii) o risco de multicolinearidade com muitos valores sucessivos pode enviesar o resultado estatístico de um coeficiente defasado e; (iv) a busca seqüencial pode aproximar-se à garimpagem de dados. Portanto, utilizaram-se três defasagens trimestrais, para

cada um dos vetores autoregressivos, que é o período compreendido entre as reavaliações das operações, em cumprimento à obrigatoriedade legal imposta pela legislação brasileira.

A Resolução nº 2.682/99 prevê que a classificação das operações de crédito deve ser revista a cada doze meses, e como a aplicação do modelo em estudo é para avaliações individuais com o objetivo de acompanhamento da carteira, a estimação com base nos três trimestres anteriores abrange o intervalo entre a avaliação e as revisões anuais.

O modelo VAR pode ser representado conforme a Equação (4) sendo as variáveis $X_{j,t}$ baseadas em valores históricos da referida variável:

$$X_{j,i,t} = \gamma_{j,i,0} + \gamma_{j,i,1} X_{j,i,t-1} + \gamma_{j,i,2} X_{j,i,t-2} + \gamma_{j,i,3} X_{j,i,t-3} + e_{j,i,t} \quad (4)$$

Onde:

$X_{j,i,t-1}$, $X_{j,i,t-2}$, $X_{j,i,t-3}$ = valores defasados em 1, 2 e 3 períodos dos indicadores contábeis da empresa i ponderados pelo setor de atuação j ou das variáveis macroeconômicas;

$\gamma_{j,i,0}$, $\gamma_{j,i,1}$, $\gamma_{j,i,2}$, $\gamma_{j,i,3}$ = coeficientes que serão estimados para cada um dos indicadores e variáveis;

$e_{j,i,t}$ = termo de erro aleatório, assumindo-se que seja distribuído independente e identicamente.

É oportuno esclarecer que cada valor de indicador contábil ou dado macroeconômico de $X_{j,i,t}$ corresponde à estimação do valor do último dia do trimestre de concessão ou do trimestre anterior à concessão de acordo com a data de divulgação das informações contábeis. O trimestre é coincidente com os períodos contábeis de março, junho, setembro e dezembro.

3.5.1 Resultados da Estimação dos Modelos Vetoriais Autoregressivos

Conforme observado no Quadro 7, é apresentado o resumo dos resultados para cada uma das equações do modelo VAR englobando os indicadores CCL, IE, GA e ILA, selecionados na seção 3.2 e das variáveis PIB e TB selecionados conforme seção 3.3, totalizando 6 diferentes equações.

Pode-se observar que em todos os casos, os conjuntos de variáveis defasadas (períodos t_{-1} , t_{-2} e t_{-3}) explicam as variações da variável dependente, correspondente ao período t , sendo que a variável PIB apresentou o menor poder explicativo, com $R^2 = 0,182$. A variável Índice de Endividamento no período t é aquela mais fortemente explicada pelas variáveis defasadas do período t_{-1} , t_{-2} e t_{-3} , com $R^2 = 0,718$ e R^2 ajustado = 0.917.

Quadro 7 - Resultado das Equações do modelo VAR dos Indicadores e Variáveis Macro

Modulo	R ²	R ² Ajustado	Erro
CCL	.466	.463	4.502175
GA	.627	.625	.310637
IE	.718	.917	.149058
ILA	.457	.253	1.523631
PIB	.182	-.041	1.481043
TB	.397	.232	.0873237

Preditores: (1) CCL-1, CCL-2, CCL-3; (2) GA-1, GA-2, GA-3; (3) IE-1, IE-2, IE-3; (4) ILA-1, ILA-2, ILA-3; (5) PIB-1, PIB-2, PIB-3 e (6) TB-1, TB-2, TB-3

No entanto, essa análise isolada ainda não permite concluir se as equações consideradas para cada uma das variáveis é relevante. No Quadro 8, apresenta-se o resultado da significância de cada uma das 6 equações, podendo-se observar que as equações CCL, GA, IE e ILA apresentam significância de pelo menos uma variável por terem apresentado p-valor para o teste $F = 0,000 < 0,05$, sendo possível rejeitar a hipótese nula de não significância conjunta dos parâmetros a 5%.

Para as equações com as variáveis dependentes PIB e TB não se pode afirmar que ao menos uma variável tenha significância, dado que o p-valor do teste F para todos os 3 modelos foi maior que 0,05 (0,052, 0,512 e 0,122) não podendo ser rejeitada a hipótese nula de não significância conjunta dos parâmetros .

Quadro 8 – Significância das equações VAR - ANOVA

Modelo		Soma dos Quadrados	GL	Média dos quadrados	F	p-valor
CCL	Regressão	883827.837	3	294609.279	145.345	.000
	Resíduos	1013479.295	500	2026.959		
	Total	1897307.133	503			
GA	Regressão	81.105	3	27.035	280.169	.000
	Resíduos	48.248	500	.096		
	Total	129.353	503			
IE	Regressão	124.005	3	41.335	1860.408	.000
	Resíduos	11.109	500	.022		
	Total	135.115	503			
ILA	Regressão	401.436	3	133.812	57.642	.000
	Resíduos	1160.725	500	2.321		
	Total	1562.161	503			
PIB	Regressão	5.365	3	1.788	.815	.512
	Resíduos	24.128	11	2.193		
	Total	29.493	14			
TB	Regressão	.055	3	.018	2.413	.122
	Resíduos	.084	11	.008		
	Total	.139	14			

A significância dos parâmetros das equações, Quadro 8, reforça que os parâmetros dos modelos PIB e TB não apresentam significância, não se podendo rejeitar a hipótese nula de não significância dos parâmetros da equação.

Nas equações de CCL, GA, IE e ILA, tanto os interceptos quanto as variáveis defasadas (t_{-1} , t_{-2} e t_{-3}) apresentaram significância, conforme segue no Quadro 9.

Com base na análise realizada, não se justifica a utilização de modelo VAR para estimar as variáveis macroeconômicas a serem utilizadas no modelo. Testes dos pressupostos de robustez foram realizados para os modelos em que os parâmetros individuais e em conjunto apresentaram significância, quais sejam CCL, GA, IE e ILA. Foi realizado também o teste de Glejser para homocedasticidade. A análise das estimações lineares demonstram que não há relação entre as variáveis defasadas de CCL, GA, IE e ILA e os termos de erro obtidos nos modelos de regressão múltipla, o que representa a não existência de heterocedasticidade na variância dos erros. Foi realizado ainda o teste de Breush-Godfrey para verificar se há correlação serial entre as variáveis (BROOKS, 2008) e os resultados apresentados no teste rejeitam a hipótese nula de que não existe correlação serial dos resíduos até a defasagem de ordem 3, dado que para todas as variáveis testadas (CCA, GA, IE e ILA) o p-valor $> 0,05$. Por fim, para identificar se há multicolinearidade no modelo, foi realizado o teste de VIF e Tolerância. A Tolerância indica a proporção da variação de uma variável explicativa que independe de outras e o VIF mede quanto à variância de cada coeficiente de regressão estimado aumenta devido à multicolinearidade (FÁVERO *et. al.*, 2009). A partir dos resultados obtidos, menores que 0,1 para o teste de tolerância (HAIR *et. al.*, 2009) e inferiores a 5 para o teste VIF (KENNEDY, 2009; FÁVERO *et. al.*, 2009) não pode ser rejeitada a hipótese nula de que não existe multicolinearidade.

Quadro 9 – Significância dos parâmetros das regressões VAR – Indicadores Contábeis e Variáveis Macroeconômicas

Variável Dependente	Variável Explicativa	Coeficientes não padronizados		t	p-valor
		β	Erro padrão		
CCL	Constante	3,099	0,009	1,543	0,024
	CCL-1	0,811	0,043	18,734	0,000
	CCL-2	-0,217	0,047	-4,569	0,000
	CCL-3	0,290	0,044	6,569	0,000
GA	Constante	0,142	0,032	4,410	0,000
	GA-1	0,438	0,048	9,043	0,000
	GA-2	0,252	0,054	4,686	0,000
	GA-3	0,173	0,048	3,597	0,000
IE	Constante	0,044	0,015	2,974	0,003
	IE -1	0,816	0,041	19,865	0,000
	IE -2	0,098	0,051	1,913	0,046
	IE -3	0,053	0,036	1,462	0,044
ILA	Constante	0,508	0,074	6,902	0,000
	ILA-1	0,140	0,019	7,448	0,000
	ILA-2	0,106	0,019	5,518	0,000
	ILA-3	0,109	0,019	5,869	0,000
PIB	Constante	0,632	0,481	1,315	0,215
	PIB-1	0,307	0,285	1,077	0,305
	PIB-2	-0,180	0,295	-0,611	0,554
	PIB-3	-0,195	0,282	-0,690	0,505
TB	Constante	-0,018	0,023	-0,807	0,437
	TB-1	0,708	0,300	2,358	0,068
	TB-2	-0,354	0,347	-1,022	0,329
	TB-3	-0,040	0,302	-0,131	0,898

A partir da análise dos testes de robustez, não pode ser rejeitada a hipótese de validade da utilização de modelagem VAR para estimação dos indicadores contábeis ponderados pelos setores de atuação. No entanto, para as variáveis macroeconômicas, a hipótese deve ser rejeitada.

3.6 Modelo Logístico Proposto

O modelo proposto consiste em um modelo individual como instrumento para monitoramento de carteira com inserção das variáveis contábeis ponderadas pelo setor de atuação estimadas por modelagem VAR, considerados os períodos t_{-1} , t_{-2} e t_{-3} .

Tendo em vista a não significância na estimação das variáveis macroeconômicas por meio da regressão VAR, foram inseridas as variáveis dos últimos períodos de forma contemporânea. Como as variáveis correspondentes ao período t são obtidas através de projeção a ser realizada, a primeira variável efetiva corresponde ao período t_{-1} . À equação (3) são agregadas as variáveis com o objetivo de estimar a probabilidade de inadimplência, resultando na equação a seguir, por meio de regressão logística:

$$Y_{j,t} = \alpha + \beta.PIB_{t-1} + \beta.TJ_{t-1} + \beta.PI_{t-1} + \beta.CCL_{t,j} + \beta.IBV_{t-1,j} + \beta.IE_{t,j} + \beta.ILA_{t,j} + \beta.GA_{t,j} + v_j \quad (5)$$

Onde:

$Y_{j,t}$ = valor do índice no período t para cada empresa j consideradas as variáveis de indicadores contábeis e indicadores macroeconômicos do país;

α = intercepto;

CCL = resultado do período t para a empresa j , estimado por modelo VAR;

IBV = variável dummy que corresponde a 1 se a empresa compõe o índice Bovespa no período defasado $t-1$ e 0 caso contrário;

IE = resultado do período t para a empresa j , estimado por modelo VAR;

ILA = resultado do período t para a empresa j , estimado por modelo VAR;

GA = resultado do período t para a empresa j , estimado por modelo VAR;

PIB_{t-1} = corresponde à variação do PIB do período defasado $t-1$;

TB_{t-1} = corresponde à variação do período defasado $t-1$;

v_j = termo de erro, assumindo-se ser independente de $X_{j,t}$ e tendo distribuição normal.

Segundo Fávero *et. al.* (2009), é usual a utilização da tabela de classificação para estabelecimento de um ponto de corte, necessário para determinar a amostra que será utilizada para a estimação do modelo. Embora seja recomendada uma amostra equilibrada para definição da ocorrência do evento analisado, o ponto de corte pode ser definido de acordo com a proporção real observada na população/amostra ou outro ponto de corte que entenda que deva ser definido de acordo com os interesses da entidade de análise (GUJARATI, 2006; FÁVERO *et. al.*, 2009).

Tendo em vista que o propósito da pesquisa que consiste na identificação dos eventos de inadimplência, o ponto de corte foi estabelecido com base na ocorrência total desses eventos na população em detrimento da ocorrência total dos eventos de adimplência, conforme quadro 10.

Quadro 10 – Ponto de corte para a amostra

Evento Observado	Ocorrências	Percentual
Adimplência	898	88%
Inadimplência	126	12%
Total	1024	100%

Na seção a seguir, será realizado o tratamento e análise dos resultados, a partir do modelo logístico proposto.

4 Tratamento e Análise dos Resultados

A estimação do modelo foi realizada em duas etapas distintas, a estimação com base unicamente nos indicadores contábeis, denominado Modelo A, e a estimação com a inserção das variáveis macroeconômicas para o período defasado $t-1$, denominado Modelo B, de forma que os resultados pudessem ser comparados para estabelecer a significância dos parâmetros para a identificação dos eventos de adimplência e inadimplência. Vale ressaltar que foram feitos testes adicionais com inserção das variáveis macroeconômicas dos períodos defasados $t-2$ e $t-3$ em conjunto com o período defasado $t-1$ e individualmente, no entanto, $t-2$ e $t-3$ não apresentaram relevância explicativa, sendo consideradas somente as variáveis macroeconômicas do período defasado $t-1$ para estimação do Modelo B. A análise dos dados também foi realizada sem as holdings não financeiras. No entanto, esta análise não obteve melhor ajuste do que o modelo com as *holdings*.

Com base nos dados apresentados no teste do qui-quadrado aplicado ao modelo observa-se que os coeficientes em conjunto são estatisticamente significantes em ambas as análises, sendo que o modelo com a inserção das variáveis macroeconômicas demonstrou poder explicativo ligeiramente superior, conforme apresentado no Quadro 11.

Quadro 11 – Teste de significância dos coeficientes dos Modelos A e B

		Modelo A ¹			Modelo B ²		
		Qui-quadrado	GL	p-valor	Qui-quadrado	GL	p-valor
Step 1	Step	82,482	5	0,000	89,560	8	0,000
	Block	82,482	5	0,000	89,560	8	0,000
	Model	82,482	5	0,000	89,560	8	0,000

¹ Variáveis CCL, ILA, GA, IE e IBV

² Variáveis CCL, ILA, GA, IE, IBV, PIB e TB

GL = graus de liberdade

Nos resultados da medida de $-2 \cdot \text{Log likelihood}$, isto é, o logaritmo do valor de verossimilhança multiplicado por -2 (HAIR *et. al.*, 2009), o valor correspondente ao Modelo B foi menor do que o do modelo A, indicando superioridade do primeiro sobre o segundo. Para os resultados do teste Cox & Snell o Modelo B apresenta melhor ajuste que o Modelo A, da mesma forma que o teste de Nagelkerke.

Quadro 12 – Ajuste dos Modelo A e B

Modelo	$-2 \cdot \text{Log likelihood}$	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
A	3,738	0,345	0,778
B	1,713	0,514	0,865

Os resultados do teste de Hosmer-Lemeshow rejeitam a hipótese nula de que as frequências observadas e esperadas são diferentes, dado que o p-valor dos modelos se apresentou valor superior ao nível de significância de 5%; sendo para o Modelo A (p-valor=0,735) para o Modelo B (p-valor=0,912), conforme o Quadro 13, sendo as frequências do Modelo B mais assertivas do que as do Modelo A.

Quadro 13 – Teste de Hosmer and Lemeshow – Modelos A e B

	Qui-quadrado	GL	p-valor
Modelo A	7,017	8	0,735
Modelo B	4,328	8	0,912

Quando os parâmetros dos modelos são analisados separadamente, aqueles referentes aos indicadores contábeis mostraram-se significativos em ambos os modelos dado que todos os p-valores da estatística de Wald são inferiores ao nível de significância de 5%. No entanto, quando analisadas as variáveis macroeconômicas, os parâmetros não podem ser considerados estatisticamente significativos, dado que os respectivos p-valores se situaram acima de 5%, conforme Quadro 14.

No entanto, os testes apresentados mostraram um melhor ajuste para o Modelo B, bem como a Tabela de Classificação, Quadro 15, que contém o cálculo da sensibilidade referente ao verdadeiro positivo e da especificidade referente ao verdadeiro negativo, demonstrando o total de acerto do modelo proposto ao classificar os eventos estimados (FÁVERO *et. al.*, 2009).

Deve-se ressaltar que a classificação é realizada de acordo com o ponto de corte estabelecido inicialmente, portanto os eventos das empresas que apresentaram probabilidade acima de 88% foram classificados como inadimplentes e os eventos que se apresentaram abaixo desse ponto foram classificados como adimplentes.

Quadro 14 – Parâmetros dos Modelos A e B

Variável	β	Erro padrão	Wald	GL	p-valor	Exp(β)	Interval de confiança de 95% para Exp(β)	
							Inferior	Superior
Modelo A								
GA	-0,157	,376	,173	1	,047	1,169	,560	2,443
IBV	-2,773	1,019	7,406	1	,007	,062	,008	,460
ILA	-0,086	,085	1,025	1	,031	,917	,776	1,084
IE	0,845	,350	5,835	1	,016	,430	,217	,853
CCL	-0,030	,008	13,720	1	,000	,970	,955	,986
Constante	-1,382	,475	8,450	1	,004	,251		
Modelo B								
PIB	-0,198	0,151	1,765	1	0,179	1,198	0,911	1,610
TB	0,021	0,025	0,687	1	0,407	999	0,972	1,049
GA	-0,136	0,378	0,135	1	0,033	1,124	0,547	2,361
IBV	-0,759	997	2,370	1	0,006	0,062	0,008	0,459
ILA	-0,089	0,086	1,083	1	0,043	0,913	0,771	1,059
IE	0,437	0,351	5,711	1	0,016	0,429	0,216	0,852
CCL	-0,029	0,008	13,751	1	0,000	0,97	0,955	0,986
Constante	-1,352	0,486	8,335	1	0,004	0,242		

Quadro 15 – Sensibilidade dos Modelos A e B

Modelo A				
Observado		Previsto		
		Atraso		Percentual
		Não	Sim	
Atraso	Não	872	26	97,1
	Sim	26	100	79,3
Percentual Total		95,3		
Modelo B				
Observado		Previsto		
		Atraso		Percentual
		Não	Sim	
Atraso	Não	885	13	98,6
	Sim	13	114	89,8
Percentual Total		97,5		

Tendo em vista a análise realizada e a Tabela de Classificação, não pode ser descartada a hipótese de que o Modelo B, com a inserção das variáveis macroeconômicas, é mais explicativo do que o Modelo A, sem essa inserção e, ainda, tendo em vista que a determinante da análise é a previsão dos eventos de inadimplência, o Modelo B se mostra mais explicativo do que o Modelo A, dado que o percentual de assertividade no primeiro é de 95,3%, enquanto que do segundo é de 97,5%, resultado que vai ao encontro aos achados de Wilson (1998) e Carey e Hrycay (2001). Com base na análise realizada, o modelo B é o escolhido para ser utilizado para estimar a variável referente ao expoente da base neperiana do modelo final. Para verificar o efeito das oscilações das variáveis independentes na probabilidade do evento, Gujarati (2006) indica a aplicação de antilogaritmo e o resultado está resumido no Quadro 16.

De acordo com a análise realizada, o modelo resultante e, ainda, as expectativas para cada uma dos indicadores em relação aos eventos de adimplência e inadimplência, foram analisados os reflexos na probabilidade de inadimplência em relação a cada variação positiva ou negativa das variáveis.

Contribuição da Análise Financeira Fundamentalista à Concessão de Crédito: Estudo de Caso em uma...

Quadro 16 – Antilogarítmo dos coeficientes

Variável Independente	β	Variação negativa		Variação negativa	
		$e^{-\beta}$	Relação $P_{i,t}$	$e^{-\beta}$	Relação $P_{i,t}$
PIB	-0,198	1.223,848	-2,911 p.p.	0,795	3,293 p.p.
TB	0,021	1.021,222	0,320 p.p.	0,82	-0,325 p.p.
GA	-0,136	1.149,124	-2,043 p.p.	0,804	2,224 p.p.
IBV	-0,759	2.172,763	-9,259 p.p.	0,708	14,653 p.p.
ILA	-0,089	1.095,269	-1,358 p.p.	0,811	1,435 p.p.
IE	0,437	0,63954	7,795 p.p.	0,874	-5,950 p.p.
CCL	-0,029	1.030,455	-0,456 p.p.	0,819	0,465 p.p.

A variação positiva do PIB irá refletir negativamente em 2,9 pontos percentuais na probabilidade de inadimplência, assim como uma variação negativa resultará em um aumento de 3,3 p.p. na probabilidade de inadimplência, ou seja, o comportamento das empresas, ponderadas pelo setor em que está inserida, em relação à inadimplência, reagem às flutuações macroeconômicas relacionadas à variável.

Cada variação positiva de 1 ponto percentual da Taxa Básica irá refletir positivamente em 0,3 pontos percentuais na probabilidade de inadimplência, assim como uma variação negativa de um p.p. resultará em uma diminuição de 0,3 p.p. na probabilidade de inadimplência, ou seja, a volatilidade da taxa de juros aumenta o grau de aversão ao risco influenciando a probabilidade de inadimplência.

Em relação ao Giro do Ativo, cada variação positiva de 1 p.p. para cada empresa ponderado pelo setor de atuação, irá refletir negativamente em 2 p.p na probabilidade de inadimplência, assim como uma variação negativa de 1 p.p. resultará em um aumento de 2,2 pontos percentuais na probabilidade de inadimplência, ou seja, a capacidade de geração de receita em relação ao ativo da empresa, influencia em uma menor probabilidade de inadimplência.

Os resultados em relação ao indicador de participação no Índice Bovespa, indica que quando existe a presença no índice a probabilidade de inadimplência diminui em 9,3 pontos percentuais e sua ausência provoca um aumento de 14,6 pontos percentuais na probabilidade de inadimplência. Como se trata de indicador de participação ou não participação, a variável só pode apresentar dois resultados, ou positivo ou negativo. Portanto, a mudança de situação apresenta grande influência na probabilidade de inadimplência.

Uma variação positiva de 1 p.p. no índice de Lucros Acumulados, ponderados pelo setor de atuação, irá refletir negativamente em 1,4 pontos percentuais na probabilidade de inadimplência, assim como uma variação negativa de 1 p.p. resultará em um aumento de 1,4 p.p. na probabilidade de inadimplência, ou seja, uma maior retenção de resultados, medida pelo saldo da conta Lucros Acumulados em relação ao Ativo, resulta numa menor probabilidade de inadimplência.

Uma variação positiva de 1 p.p. no Índice de Endividamento, ponderado pelo setor de atuação, irá aumentar em 7,8 pontos percentuais na probabilidade de inadimplência, assim como uma variação negativa de 1 p.p resultará em uma redução de 5,9 p.p. na probabilidade de inadimplência, ou seja, um maior endividamento em relação ao Ativo tem uma influência direta na probabilidade de ocorrência dos eventos de inadimplência.

Por fim, a variação positiva de 1 p.p. do Capital Circulante Líquido, ponderado pelo setor de atuação, irá reduzir a probabilidade de inadimplência em 0,5 pontos percentuais, assim como uma variação negativa de 1 p.p. resultará em um aumento de 0,5 p.p. na

probabilidade de inadimplência, ou seja, uma capacidade de cobertura de curto prazo tem uma influência inversa na probabilidade de ocorrência dos eventos de inadimplência.

Deve-se ressaltar que as variáveis não devem ser analisadas individualmente, mas sim em conjunto, para evitar incorrer no erro de que a melhora significativa de um único indicador da empresa, em relação ao setor em que a mesma está inserida ou de uma variável macroeconômica, reduza ou aumente a probabilidade de inadimplência.

5 Considerações Finais

Conforme o objetivo da pesquisa, foram identificados por meio da Análise Discriminante os indicadores contábeis com maior poder explanatório para predição de inadimplência, quais sejam o Capital Circulante Líquido, Índice de Endividamento, Giro de Ativo, Indicador de Lucro Acumulado e Indicador de presença no Índice BOVESPA, no período e amostra selecionados.

Com o uso dos indicadores contábeis e os indicadores macroeconômicos (PIB e Taxa Básica de Juros) foram especificados modelos *logit* para mensurar o risco de crédito individual como instrumento para acompanhamento da carteira. A partir dos resultados encontrados, o Modelo B, especificado com a inserção das variáveis macroeconômicas e dos indicadores contábeis ponderados pelo setor de atuação mostrou-se significativo, ao nível de confiança de 97,5%.

Dessa forma, considerando a metodologia adotada bem como suas limitações, observou-se que o uso dos indicadores contábeis ora utilizados, ponderados pelo setor de atuação permitem determinar uma maior ou menor probabilidade de eventos de inadimplência das empresas. A estimação desses indicadores por meio modelagem VAR não pode ser descartada, dado que os resultados refletiram um maior ajuste do modelo com a utilização desse tipo de estimação.

Por outro lado, embora as variáveis macroeconômicas não demonstrem relevância isoladamente para justificar os eventos de inadimplência, as mesmas, quando agregadas aos indicadores ponderados pelo setor, propiciam um melhor ajuste do modelo, indicando que essas variações impactam significativamente o comportamento das empresas e dos setores em que estão inseridas.

O modelo desenvolvido pode ser aplicado em carteiras de crédito específicas, respeitada a particularidade de concessão de crédito de cada instituição financeira e sendo capaz de se adequar aos perfis existentes ou desejáveis.

Como os valores dos indicadores contábeis do modelo proposto são estabelecidos em função dos resultados das regressões, e com o passar do tempo esses valores deixam de ser estimados e passam a ser efetivos, o modelo se torna dinâmico e atualizado no decorrer do tempo.

Como sugestão para pesquisas futuras, é possível analisar o modelo proposto com a inclusão de novas variáveis econômicas, bem como identificar os setores de maior probabilidade de inadimplência em contraste com o cenário econômico identificado para o período analisado.

Referências

ALESSANDRI, P.; DREHMANN, M.. An economic capital model integrating credit interest rate risk in the banking book. **Journal of Banking and Finance**, v. 34, n. 4, p. 730-742, 2010.

ALTMAN, E. R. *et. al.*. ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. **Journal of Banking and Finance**, v. 1, n. 1, p. 29-54, 1977.

ALTMAN, E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. **Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ANJOS, V. M. L. dos. **A utilidade das demonstrações contábeis para a tomada de decisão sob a ótica dos analistas de investimentos e profissionais de relações com investidores**. Brasília, UnB, 111 f. Dissertação (Mestrado) Programa Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da UnB/UFPB/UFRN, Brasília, 2008.

BACEN - BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Indicadores Econômicos Consolidados**. Disponível em <<http://www.bcb.gov.br/?INDECO>>, 2012

BACEN - BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatório de Economia Bancária e Crédito 2010**. BACEN: Departamento de estudos e pesquisas, 2010.

BARRO, R. J.. Determinants of Economic Growth: A cross-country empirical study. **National Bureau of Economic Research**, Working Paper 5698. Cambridge, MA 02138, ago., 1996.

BEAVER, W. H.. Financial Ratios as Predictors of Failure. **Journal of Accounting Research**, v. 4, p. 71-111, 1966.

BEBCZUK, R.. **Corporate finance, financial development and growth**. In: VI Jornadas de Economía Monetaria e Internacional (La Plata, 2001). Mexico, D. F.: 2001.

BECSI, Z.; WANG, P.. Financial development and growth. **Economic Review**, n. Q 4, p. 46-62, 1997.

BENCIVENGA, V. R.; SMITH, B.. Financial intermediation and economic growth. **The Review of Economic Studies**, v. 58, n 2, p. 195-209, 1991.

BERGER, A. N., DEYOUNG, R.. Problem Loans and Cost Efficiency in Commercial Banks. **Journal of Banking and Finance**, v. 21,n.6, p. 849-870, 1997.

BONFIM, D.. Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and of macroeconomic dynamics. **Journal of Banking and Finance**, v. 33, p. 281-299, 2009.

BRITO, G. A. S. et. al.. Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil. **Revista Contabilidade e Finanças**, v. 20, n 51, p. 28-43, 2009.

BROOKS, Chris. **Introductory Econometrics for Finance**. 2ª edition. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.

CAMPBELL, J.; SHILLER, R. Yield spread and interest rate movements: A bird's eye view. **Review of Economic Studies**, v. 58, p. 495-514,1991

CAMPBELL, J, SHILLER, R. Cointegration and tests of present value models. **Journal of Political Economy**, v.95, 1987.

CAREY, Mark; HRYCAY, Mark. Parameterizing credit risk models with rating data. **Journal of banking & finance**, v. 25, n. 1, p. 197-270, 2001.

CROUHY, M., *et. al.*. A comparative analysis of current credit risk models. **Journal of Banking and Finance**, v. 24, n. 1, p. 59-117, 2000.

DAMASCENO, D. L. *et. al.*. Determinação de rating de crédito de empresas brasileiras com a utilização de índices contábeis. **Revista de Administração**, v. 43, n. 4, out-dez., 2008.

FÁVERO, L. P. *et. al.* Análise de dados. **Modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Campus, 2009.

FITZPATRICK, P. J.. **A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies**. Washington, D.C, 1932.

GOLDSMITH, R.. **Financial Structure and Development**. New Haven and London: Yale University Press, 1969.

GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. Elsevier, 2006.

HAIR, F. J. *et. al.*. **Análise Multivariada de Dados**. 6ª edição. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HO, T. S. Y.; SAUNDERS, A.. The determinants of bank interest margins: theory and empirical evidence. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 16, n. 04, p. 581-600, 1981.

KENNEDY, P. A. **A guide to econometrics**. 5ª ed. Cambridge: MIT Press, 2003.

KOTHARI, S. P. Capital markets research in accounting. **Journal of Accounting and Economics**, v. 31, n. 1, p. 105-231, 2001.

LEVINE, R. Financial development and economic growth: views and agenda. **Journal of Economic Literature**. v. 35, p. 688-726, 1997.

LIMA, A. M. C.; ISSLER, J. V.. A hipótese das expectativas na estrutura a termo de juros no Brasil: uma aplicação de modelos de valor presente. *Revista Brasileira de Economia*, v. 57, n. 4, p. 873-898, 2003.

LIMA, Francisco Adauto Pereira de. **Práticas de Gestão em Sistemas de Credit Scoring e Portfólio de Crédito em Instituições Financeiras Brasileiras**. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação da Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, 2011.

MAGNAC, Thierry. Logit models of individual choice *in* DURLAUF, Steven N. et al. (Ed.). **The new Palgrave dictionary of economics**. 2008.

MERTON, R. C.. On the Pricing of Corporate Debit: The Risk Structure of Interest Rates. **Journal of Finance**, v. 29, n. 2, p.449-470, 1974.

MICHAELIS: **Moderno Dicionário da Língua Portuguesa**. São Paulo: Companhia Melhoramentos, 1998.

OLSON, Dennis; MOSSMAN, Charles. Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. **International Journal of Forecasting**, v. 19, n. 3, p. 453-465, 2003.

OREIRO, J. L. C. *et. al.*. Determinantes Macroeconômicas do Spread Bancário no Brasil: Teoria e Evidência recente. **Economia Aplicada**, v. 10, n. 4, p. 609-634, 2006.

PAGANO, Marco. Financial markets and growth: an overview. **European economic review**, v. 37, n. 2, p. 613-622, 1993.

PALEPU, K. G. *et. al.*. **Business analysis & valuation: using financial statements – text and cases**. 3rd. ed. Ohio: South-Western College Publishing, 2004.

PINTO, J.; HEIN, N.. Análise da rentabilidade de empresas do ramo têxtil: uma abordagem baseada na teoria dos conjuntos aproximativos. **Congresso Internacional de Gestão de Tecnologia e Sistemas de Informação**, 2008, São Paulo. 5º CONTECSI Congresso Internacional de Gestão de Tecnologia e Sistemas de Informação. São Paulo: CONTECSI, 2008.

PIOTROSKI, J.D. Value Investing: The Use of Historical Financial Statement Information to Separate Winners from Losers. **Journal of Accounting Research**, v. 38, p. 1-41, 2000.

QUIRIN, J. J. *et. al.*. A fundamental analysis approach to oil and gas firm valuation. **Journal of Business Financial & Accounting**, v. 27, n. 7-8, p. 785-820, 2000.

ROBINSON, J. **The Generalization of the General Theory, in the Rate of Interest and Other Essays**. London: MacMillan, 1952.

SCHUMPETER, J. **The theory of economic development: Profits, Capital, Credit, Interest, and the Business Cycle (1912/1934)**. Cambridge. Mass.: Harvard University Press, 1911. Transaction Publishers, jan., 1982.

SHAW, E. W. Financial deepening in economic development. **Journal of Development Economics**. v. 1, abr., 1974.

SILVA, E. N. da; PORTO JUNIOR, S. da S.. Sistema financeiro e crescimento econômico: uma aplicação de regressão quantílica. **Economia Aplicada**, v. 10, n. 3, p. 425-442, 2006.

SILVA, J. P.. **Análise financeira das empresas**. 6ª edição. São Paulo: Atlas, 2004.

SU-LIN, P., YAN-MING W.. Credit Decision Model and Mechanism with Default Risk Parameter. **Systems Engineering - Theory & Practice**, v. 28, n. 8, p. 81-88, 2008.

TAMARI, Meir. Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy. **Management International Review**, v. 6 n. 4, p. 15-21, 1966.

TAVARES, A. de L. **A Eficiência da Análise Financeira Fundamentalista na Previsão de Variações no valor da empresa**. Brasília: UnB, 2010. Tese (Doutorado em Ciências Contábeis). Programa de Doutorado Multiinstitucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da UnB/UFPB/UFRN.

WILSON, T. C. Portfolio Credit Risk. **Economic Policy Review**, v.4, n. 3, out., 1998.

WIGINTON, J. C. A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, v. 15, n. 3, p. 757-770, 1980.

ⁱ É a parcela da taxa de juros que inclui a margem de lucro do banco, a taxa de inadimplência, os impostos e outros custos.

ⁱⁱ O custo de concessão é entendido não só como o custo da captação, mas todo o custo imputado ao preço final da concessão.

ⁱⁱⁱ Base de julho/2012

^{iv} Máximo de passos é 54.

^v Máximo de significância do teste F para inclusão de uma variável no modelo é 0,05.

^{vi} Mínimo de significância do teste F para remover uma variável do modelo é 0,10.

^{vii} Os indicadores foram selecionados de acordo com a forma de apuração, mesmo que o nome adotado pelos estudos não seja o mesmo.

^{viii} Altman (1968) utilizou a razão entre a Receita Bruta de Vendas e o Ativo Total.

^{ix} No modelo original a probabilidade é definida para devedores de grau especulativo em um país/setor.

^x Denominada Hipótese das Expectativas.

^{xi} Regressões seqüenciais até que os coeficientes de regressão fiquem estatisticamente insignificantes ou o coeficiente de uma das variáveis muda de sinal.