

**A UTILIZAÇÃO DOS INDICADORES CONTÁBEIS COMO PREVISÃO DE  
RECUPERAÇÃO JUDICIAL DE EMPRESAS BRASILEIRAS DE CAPITAL ABERTO  
USANDO ANÁLISE DISCRIMINANTE E REGRESSÃO LOGÍSTICA**

Cesar Augusto Pires<sup>1</sup>

Antonio Benedito Silva Oliveira<sup>2</sup>

**Resumo**

Este trabalho tem por objetivo identificar os indicadores de desempenho contábeis através de técnicas aplicadas em empresas que sinalizam a recuperação judicial utilizando-se da regressão logística e da análise discriminante, haja vista sua relevância porque busca auxiliar a tomada de decisões por parte do corpo corporativo das organizações para evitar problemas futuros financeiros. Foram apresentados no decorrer da pesquisa à origem e a evolução da legislação falimentar no Brasil e diversos modelos de insolvência utilizados pela literatura, por se tratar de uma pesquisa que se caracteriza como descritiva em relação a seus objetivos, e quantitativa, quanto aos procedimentos, ao utilizar técnicas de análise estatísticas para avaliação do desempenho das técnicas de classificação aplicadas ao problema de insolvência de empresas de capital aberto, foram coletados da base de dados do site BMF&Bovespa documentos e dados contábeis de 2005 à 2015 para aplicação dos testes empíricos. A Análise discriminante conseguiu avaliar 88% dos casos corretamente, o que é uma boa porcentagem de predição e não apresenta erro do tipo II, ou seja, classificar uma empresa solvente em recuperação judicial, e com 11 variáveis, já que uma foi descartada, mas, quando a regressão logística é comparada com a análise discriminante, ela fornece precisão preditiva comparável com uma variável estatística mais simples que usava a mesma interpretação substancial, apenas com uma variável a menos e com uma porcentagem global de acerto de 90%. A partir dos resultados da regressão logística, é possível se concentrar apenas nas variáveis  $X_4$  = estrutura de ativos e  $X_2$  = Retorno sobre o patrimônio líquido como as principais na diferenciação de grupos, pois a meta da análise não é aumentar a probabilidade de sucesso, ainda que a regressão logística forneça uma técnica direta para distinguir as empresas recuperação judicial das empresas solventes e compreender o impacto relativo de cada variável independente na criação de diferenças entre os dois grupos de empresas. Por fim, os resultados apresentados evidencia que a regressão logística mesmo utilizando um menor número de variável tem melhor porcentagem de acerto.

**Palavras-chave:** Recuperação Judicial; Insolvência; Predição; Resultado.

---

<sup>1</sup> Mestrado em Ciências Contábeis e Atuariais pela PUC-SP

<sup>2</sup> Professor assistente doutor da Pontifícia Universidade Católica de São Paulo

### **Abstract**

This paper aims to identify the accounting performance indicators through techniques applied in companies that signal the judicial recovery using logistic regression and discriminant analysis, according to its relevance because it seeks to help decision making by the corporate body of Organizations to avoid future financial problems. The origin and evolution of bankruptcy legislation in Brazil and several models of insolvency used in the literature were presented in research, because it is a descriptive research in relation to its objectives, and quantitative, in terms of procedures, using statistical analysis techniques to evaluate the performance of classification techniques applied to the insolvency problem of publicly held companies; documents and accounting data from 2005 to 2015 were collected from the BMF & Bovespa database for the application of empirical tests. The discriminant analysis was able to evaluate 88% of the cases correctly, which is a good percentage of prediction and does not present type II error, that is, to classify a solvent company in judicial recovery, and with 11 variables, since one was discarded, but when logistic regression is compared to discriminant analysis, it provides predictive accuracy comparable to a simpler statistical variable that used the same substantial interpretation with only one variable less and with a global 90% hit percentage. From the results of the logistic regression, it is possible to focus only on the variables X4 = asset structure and X2 = Return concerning equity as the main ones in the differentiation of groups, since the goal of the analysis is not to increase the likelihood of success, once that logistic regression provides a direct technique to distinguish firms' judicial recovery from solvent enterprises and to understand the relative impact of each independent variable in creating differences between the two groups of firms. Finally, the results presented show that logistic regression, even using a smaller number of variables, holds a better percentage of correctness.

**Keywords:** Judicial Recovery; Insolvency; Prediction; Result.

## INTRODUÇÃO

### Situação-problema

O Brasil na área do Direito Falimentar era regido pelo antigo Decreto Lei nº 7.661/45 (antiga Lei de Falências e Concordatas), já demonstrava a necessidades de atualização deste diploma legal, tendo em vista as mudanças na economia mundial e atual necessidade de alterações para se adequar à nova realidade dos credores e devedores.

Com a promulgação da Lei nº 11.101, de 09 de fevereiro de 2005 (atual Lei de Falências e Recuperação de Empresas), revogou-se o antigo Decreto-Lei acima supracitado extinguindo o instituto da concordata e adotou-se a nova teoria da recuperação judicial com o objetivo de buscar a preservação e manutenção da unidade produtiva de emprego através do princípio da continuidade e flexibilizar o processo na tentativa de reverter o quadro de dificuldade econômica que a empresa objeto da recuperação atravessa.

A atual lei de Recuperação de Empresas pretende trazer uma nova visão sobre a recuperação judicial, não tão somente se preocupando com os credores, mas também se preocupando em assegurar a manutenção da empresa e por consequente a criação de novos empregos e a manutenção dos já existentes.

Bezerra Filho (2007, p. 135) discorre que a entrada em vigor da nova lei visa “a manutenção da empresa como unidade produtiva, criadora de empregos e produtora de bens e serviços, enfim, como atividade de profundo interesse social, cuja manutenção deve ser procurada sempre que possível”.

Artigo 47. A recuperação judicial tem por objetivo viabilizar a superação da situação de crise econômico-financeira do devedor, a fim de permitir a manutenção da fonte produtora, do emprego dos trabalhadores e dos interesses dos credores, promovendo, assim, a preservação da empresa, sua função social e o estímulo à atividade econômica. (Saad, 2009, p. 532).

Importante ressaltar que a nova lei trouxe em seu bojo vários aspectos contábeis na seção II, artigo 51 da lei de recuperação traz o rol de documentos que deverão ser acostados aos autos para o deferimento da recuperação judicial.

Art. 51. A petição inicial de recuperação judicial será instruída com:  
I – a exposição das causas concretas da situação patrimonial do devedor e das razões da crise econômico-financeira;  
II – as demonstrações contábeis relativas aos 3 (três) últimos exercícios sociais e as levantadas especialmente para instruir o pedido, confeccionadas com estrita observância da legislação societária aplicável e compostas obrigatoriamente de:  
a) balanço patrimonial;  
b) demonstração de resultados acumulados;  
c) demonstração do resultado desde o último exercício social;  
d) relatório gerencial de fluxo de caixa e de sua projeção [...];  
[...] § 2º Com relação à exigência prevista no inciso II do caput deste artigo, as microempresas e empresas de pequeno porte poderão apresentar livros e escrituração contábil simplificados nos termos da legislação específica. (PLANALTO, 2017).

A Lei nº 11.101/05 determina que a devedora deva apresentar as demonstrações contábeis que evidenciem a situação financeira e econômica à época do pedido, juntamente com um plano de recuperação. (MORO JUNIOR, 2011).

Há a necessidade de observar mesmo que não sendo objeto de estudo no presente trabalho que o desvio dos parâmetros impostos pela lei e conseqüentemente causar danos a terceiros com a ocorrência de uma conduta ilícita, surgirá o dever de indenizar na própria lei de recuperação judicial e falência os dispositivos 168, 171 e 178 trazem o rol dos crimes em espécie e suas sanções. (COELHO, 2009).

Os crimes praticados antes ou depois da sentença que decretar a recuperação judicial causar prejuízos aos credores, como elaboração de escrituração contábil ou balanço inexato, omitir na escrituração contábil lançamentos, destruir, apagar ou corromper dados verdadeiros, inutilizar os documentos contábeis, fazer contabilidade paralela, sonegar ou omitir informações ou prestar informações falsas, bem como deixar de elaborar, escriturar ou autenticar, antes ou depois da sentença que conceder a recuperação judicial.

Como diversas empresas passam por crises financeiras independentemente do seu porte ou tipo societário inúmeros modelos estatísticos foram desenvolvidos com o passar do tempo e sempre com a intenção de prever a insolvência e, conseqüentemente a falência das organizações (LINS, PEREIRA, SILVA e ROCHA, 2010).

A partir deste cenário, com base no contexto apresentado, parte-se agora para a formulação do problema de pesquisa. “[...] problema de pesquisa origina-se da inquietação, da

dúvida, da hesitação, da perplexidade, da curiosidade sobre uma questão não resolvida”. (MARTINS e THEÓPHILO, 2009, p. 22). Isto posto, este trabalho pretende responder a uma questão:

- a) A utilização dos indicadores de insolvência na organização pode justificar a recuperação judicial de uma empresa?

### **Objetivo**

O objetivo principal desta pesquisa é identificar os indicadores de desempenho contábeis através de técnicas aplicadas em empresas que sinalizam a recuperação.

Nesse sentido, prover o meio acadêmico de uma pesquisa essencialmente focada na temática proposta, haja vista sua relevância porque busca identificar características das empresas, por meio de alguns indicadores contábeis, que estão em recuperação judicial, a fim de auxiliar a tomada de decisões por parte do corpo corporativo das organizações para evitar problemas futuros financeiros.

Diante disso, têm-se os seguintes objetivos específicos:

- ✓ Aplicar técnicas de classificação de insolvência;
- ✓ Identificar os indicadores contábeis mais eficientes para sinalizar a recuperação judicial;
- ✓ Aplicar em uma amostra para testar.

### **Justificativa**

O presente estudo trata de um assunto da área contábil trazendo diversas polêmicas e discussões doutrinárias e a importância da utilização dos índices contábeis para prever antecipadamente problemas financeiros e de recuperação judicial.

O tema também é relevante para a sociedade, pois a recuperação judicial visa salvaguardar empresas caracterizando assim a expansão dos negócios respeitando o princípio da continuidade, em relação ao governo é fomentar o desenvolvimento do país na criação de novos empregos, preservando os já existentes e por fim aumentar as arrecadações tributárias.

A elaboração do pedido de recuperação judicial de uma empresa depende de um trabalho da parte jurídica com o apoio do contador, pois há a necessidade de acordo com a lei n. 11.101/2005 em seu artigo 51 (IMHOF, 2012), apresentar todos os registros contábeis da

empresa, demonstrando sua atual situação econômica financeira, sob pena de indeferimento do benefício ou sob pena da responsabilidade civil do contador em omitir, manipular ou não realizar devidamente todos os registros.

## 2 METODOLOGIA

A metodologia deverá estar alinhada aos objetivos a ser adotado e relatar as principais causas, bem como a busca de soluções e sugestões ao caso concreto.

Esta pesquisa se caracteriza como descritiva em relação a seus objetivos, e quantitativa, quanto aos procedimentos, ao utilizar técnicas de análise estatísticas para avaliação do desempenho das técnicas de classificação aplicadas ao problema de insolvência de empresas de capital aberto.

As metodologias propostas no projeto envolvem 2 técnicas:

1. Regressão Logística – Foi utilizado o software SPSS 24 para análise dos dados e apresentação dos mesmos por tabelas e box plots. O modelo de regressão logística é semelhante ao modelo de regressão linear. No entanto, no modelo logístico a variável resposta  $Y_i$  é binária. Uma variável binária assume dois valores, como por exemplo,  $Y_i=0$  e  $Y_i=1$ , denominados "fracasso" e "sucesso", respectivamente. Neste caso, "sucesso" é o evento de interesse.
2. Teremos que verificar que a nossa variável de interesse é que a empresa está no mercado. Análise discriminante- Foi utilizado o software SPSS 24 para análise dos dados e apresentação dos mesmos por tabelas e *box plots*.

A análise discriminante é uma técnica da estatística multivariada utilizada para discriminar e classificar objetos. Segundo (HAIR, 2009) é uma técnica da estatística multivariada que estuda a separação de objetos de uma população em duas ou mais classes. A discriminação ou separação é a primeira etapa, sendo a parte exploratória da análise e consistem em se procurar características capazes de serem utilizadas para alocar objetos em diferentes grupos previamente definidos. A classificação ou alocação pode ser definida como um conjunto de regras que serão usadas para alocar novos objetos (JOHNSON & WICHERN 1999). Contudo, a função que separa objetos pode também servir para alocar, e, o inverso, regras que alocam objetos podem ser usadas para separar.

## 2.1 Caracterização da pesquisa

A presente pesquisa tem como objetivo identificar os indicadores contábeis que sinalizem as empresas que não entram em situação de recuperação judicial, partindo dos indicadores contábeis mais utilizados em modelos de predição de insolvência.

## 2.2 Escolha da amostra

No desenvolvimento deste trabalho foram selecionadas uma amostra de 50 empresas de capital aberto listadas na BMF&Bovespa, durante o período de 2005 a 2016, sendo 15 empresas em recuperação judicial e 35 empresas solventes selecionadas aleatoriamente, foram excluídas as empresas financeiras devido ao grau de alavancagem podendo distorcer os indicadores de endividamento, também não foram consideradas empresas em concordata e falência.

## 2.3 Variáveis

O modelo utilizado na tabela abaixo para verificar se os indicadores financeiros do estado de recuperação judicial foram baseados nos estudos de previsão de insolvência e falência Patrick (1932), Beaver (1966), Kanitz (1978), Matias (1978) como citado em Silva (1983), Silva, (1983), Altman, Baidya & Dias (1979), Kasznar (1986), Sanvicente & Minardi (1998), Scarpel, (2000), Minussi, Damaseno & Ness (2002), Altman & Hotchkiss (2006), Guimarães & Moreira (2008), Guimarães & Alves (2009), identificando 11 indicadores mais utilizados na literatura acima citada para compor o modelo deste estudo.

**Quadro 12 – Indicadores de insolvência**

<b>INDICADORES</b>	<b>MODELOS</b>	<b>TOTAL</b>
<b>RETORNO</b>		
RETORNO SOBRE O PATRIMÔNIO LÍQUIDO	Patrick; Guimarães e Moreira	2
PRODUTIVIDADE DOS ATIVOS	Altman; Altman, Baydia e Dias; Kasznar	3
GIRO DO ATIVO	Altman; Altman, Baydia e Dias; Guimarães e Alves; Kasznar	3
<b>LIQUIDEZ</b>		
LIQUIDEZ CORRENTE	Kanitz; Matias	2
<b>EDIVIDAMENTO</b>		
PARTICIPAÇÃO DE CAPITAL DE TERCEIROS	Kanitz; Scarpel; Guimarães e Moreira	3
GRAU DE RISCOS A TERCEIROS	Patrick; Altman, Baydia e Dias; Sanvicente e Minardi	3
<b>ESTRUTURA DE ATIVO</b>		
ESTRUTURA DE ATIVOS	Altman; Altman, Baydia e Dias; Scarpel; Guimarães e Moreira	4
<b>ESTRUTURA DE CAPITAL</b>		
ENDIVIDAMENTO DE CURTO PRAZO	Minussi, Damasceno e Ness; Guimarães e Alves	2
GRAU DE RISCOS A TERCEIROS	Patrick; Altman, Baydia e Dias; Sanvicente e Minardi	3
ESTRUTURA FINANCEIRA	Silva; Minussi, Damasceno e Ness;	2
<b>OUTROS</b>		
INDICADOR DE LUCROS RETIDOS	Altman, Baydia e Dias; Sanvicente e Minardi	3

Fonte: Elaborada pelo autor.

**Quadro 13** – Variável e fórmulas utilizadas na pesquisa

VARIÁVEL	FÓRMULA
LIQUIDEZ CORRENTE	X1= $\frac{\text{ATIVO CIRCULANTE}}{\text{PASSIVO CIRCULANTE}}$
RETORNO SOBRE O PATRIMÔNIO LÍQUIDO	X2 = $\frac{\text{LUCRO LÍQUIDO}}{\text{PATRIMÔNIO LÍQUIDO}}$
PARTICIPAÇÃO DE CAPITAL DE TERCEIROS	X3= $\frac{\text{PASSIVO CIRCULANTE} + \text{PASSIVO NÃO CIRCULANTE}}{\text{PATRIMÔNIO LÍQUIDO}}$
ESTRUTURA DE ATIVOS	X4= $\frac{\text{ATIVO CIRCULANTE} - \text{PASSIVO CIRCULANTE}}{\text{ATIVO TOTAL}}$
INDICADOR DE LUCROS RETIDOS	X5= $\frac{\text{PATRIMÔNIO LÍQUIDO} - \text{CAPITAL SOCIAL}}{\text{ATIVO TOTAL}}$
PRODUTIVIDADE DOS ATIVOS	X6= $\frac{\text{LAJIR}}{\text{ATIVO TOTAL}}$
GRAU DE RISCOS A TERCEIROS	X7= $\frac{\text{PATRIMÔNIO LÍQUIDO}}{\text{PASSIVO TOTAL}}$
GIRO DO ATIVO	X8= $\frac{\text{VENDAS}}{\text{ATIVO TOTAL MÉDIO}}$
RETORNO SOBRE O ATIVO	X9= $\frac{\text{LUCRO LÍQUIDO}}{\text{ATIVO TOTAL}}$
ENDIVIDAMENTO DE CURTO PRAZO	X10= $\frac{\text{PASSIVO CIRCULANTE}}{\text{PATRIMÔNIO LÍQUIDO}}$
ESTRUTURA FINANCEIRA	X11= $\frac{\text{ESTOQUES}}{\text{CUSTO DE MERCADORIA VENDIDA}}$

Fonte: Da Silva, Garcia, Lucena e Paulo (2015), adaptado pelo autor.

Para estimar os parâmetros será utilizada a regressão logística e a análise discriminante.

### 3. RESULTADOS DA PESQUISA

Este capítulo tem como objetivo a análise dos dados da pesquisa bem como sua apresentação e os testes estatísticos descritos no segundo capítulo.

#### 3.1 Resultados

A Análise Discriminante é uma técnica multivariada utilizada quando a variável dependente é categórica, ou seja, qualitativa (não métrica) e as variáveis independentes são quantitativas (métricas). O objetivo principal da análise discriminante é identificar as variáveis que discriminam os grupos e, assim, elaborar previsões a respeito de uma nova observação, identificando o grupo mais adequado a que ela deverá pertencer, em função de suas características. Para alcançar esse objetivo, a análise discriminante gera funções discriminantes (combinações lineares das variáveis) que ampliam a discriminação dos grupos descritos pelas variáveis dependentes (FÁVERO et al., 2009).

O caso dessa pesquisa é estudar somente dois grupos de variáveis dependentes (0= empresas em recuperação judicial e 1= empresas normais), a técnica é chamada de Análise Discriminante Simples.

Os objetivos principais dessa análise são:

- (i) identificar as variáveis que melhor discriminam dois ou mais grupos;
- (ii) utilizar estas variáveis para desenvolver funções discriminantes que representem as diferenças entre os grupos;
- (iii) fazer uso das funções discriminantes para o desenvolvimento de regras de classificação de futuras observações nos grupos

Antes de iniciar a modelagem da análise discriminante propriamente dita, é pertinente esclarecer os pressupostos inerentes a esta técnica. As suposições em AD, de acordo Hair et al. (2009) e Fávero et al. (2009), são:

- ✓ Normalidade multivariada das variáveis explicativas: a violação desse pressuposto poderá causar distorções nas avaliações do pesquisador;
- ✓ Homogeneidade das Matrizes de variância e covariância: este pressuposto é verificado por meio da estatística *Box's M*, que pode ser sensível ao tamanho da amostra;
- ✓ Inexistência de *outliers*;
- ✓ Presença de linearidade das relações;
- ✓ Ausência de problemas relacionados à multicolinearidade das variáveis explicativas.

Outro método que foi empregado foi à regressão logística que tem uma variável estatística composta de coeficientes estimados para cada variável independente, como na regressão múltipla. Sua denominação deriva da transformação logit usada com a variável dependente. Ainda segundo Hair et al (2009), a regressão logística segue o mesmo processo de previsão da variável dependente por uma variável estatística composta dos coeficientes logísticos.

Abaixo, encontram-se a média e desvio-padrão (DP) das empresas separadas por grupo e o grupo total.

**Tabela 5** – Média e desvio padrão das empresas

	Variáveis	Média	Desvio Padrão	N válido (listwise)
Empresas solventes =1	X1=medialiquidez	2,1115	1,2663	35
	X2=médiaretorno	0,0246	0,2543	35
	X3=médiapartcapterceiros	2,0965	1,8468	35
	X4=médiaestdeativos	0,0679	0,5453	35
	X5=mediaindlucetidos	-0,0411	0,8218	35
	X6=mediaprodativos	0,0222	0,0961	35
	X7=medgrauriscosterc	0,3657	0,2811	35
	X8=medigirodoativo	0,7472	0,4884	35
	X9=medretornativo	0,0139	0,0875	35
	X10=medendcurtoprazo	0,9999	1,1700	35
	X11= medestfinanceira	95,1717	106,6041	35
Em recuperação judicial=0	X1=medialiquidez	0,7301	0,3415	15
	X2=médiaretorno	-0,9587	0,9426	15
	X3=médiapartcapterceiros	2,0630	4,7448	15
	X4=médiaestdeativos	-0,3418	0,4599	15
	X5=mediaindlucetidos	-0,3139	0,7929	15
	X6=mediaprodativos	-0,1826	0,2291	15
	X7=medgrauriscosterc	-0,2061	0,6017	15
	X8=medigirodoativo	0,8360	0,4901	15
	X9=medretornativo	-0,1639	0,2172	15
	X10=medendcurtoprazo	-15,8713	64,9501	15
	X11= medestfinanceira	57,0619	35,9440	15
Total	X1=medialiquidez	1,6971	1,2469	50
	X2=médiaretorno	-0,2704	0,7113	50
	X3=médiapartcapterceiros	2,0864	2,9663	50
	X4=médiaestdeativos	-0,0550	0,5502	50
	X5=mediaindlucetidos	-0,1229	0,8150	50
	X6=mediaprodativos	-0,0393	0,1743	50
	X7=medgrauriscosterc	0,1941	0,4779	50
	X8=medigirodoativo	0,7738	0,4856	50
	X9=medretornativo	-0,0394	0,1599	50
	X10=medendcurtoprazo	-4,0615	35,5982	50
	X11= medestfinanceira	83,7387	92,5521	50

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Resultados:

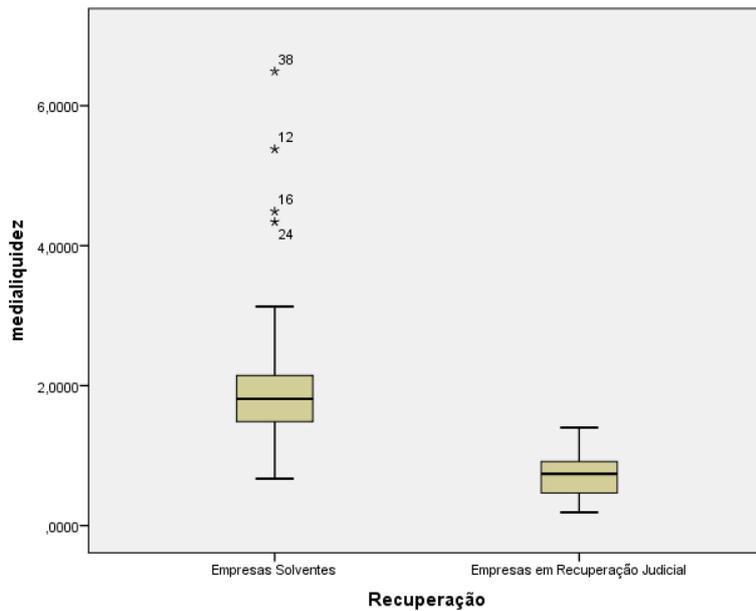
Gráficos:

o : *outlier* (valores abaixo de  $Q_1 - 1,5d$  ou valores acima de  $Q_3 + 1,5d$ )

\* : *outlier* (valores abaixo de  $Q_1 - 3,0d$  ou valores acima de  $Q_3 + 3d$ )

Onde  $d = \text{diferença interquartílica} = Q_3 - Q_1$

Inicialmente, foram feitos os diagramas de caixa (*boxplot*) de cada uma das variáveis com a finalidade de verificar e retirar os *outliers* da análise:

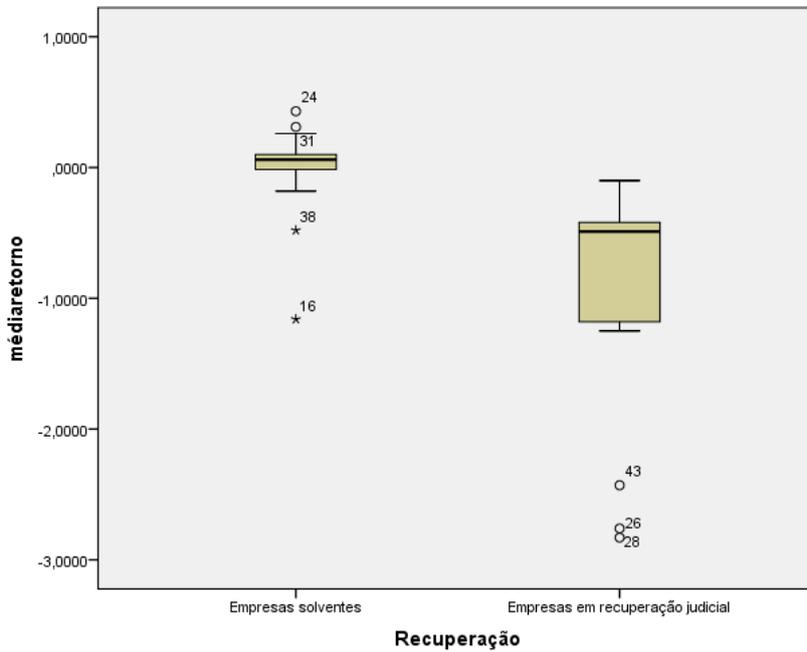


**Figura 2** – Diagramas de caixa media de liquidez

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

No índice média da liquidez, é possível verificar que existem 4 empresas que são *outliers*.

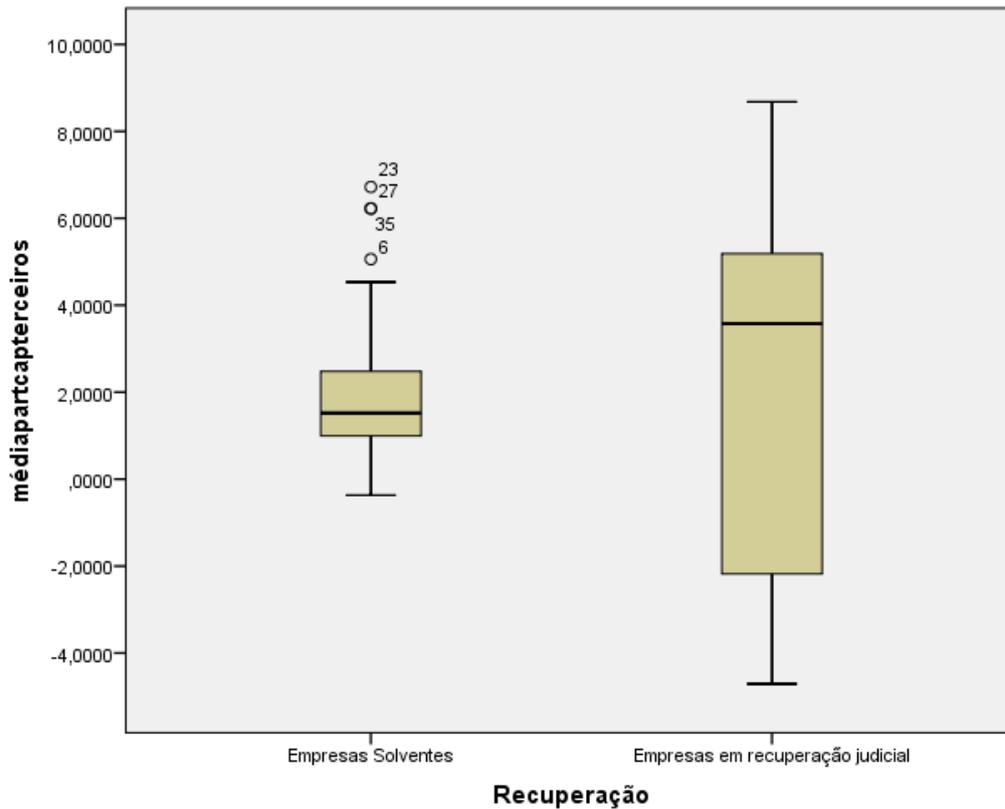
As empresas solventes apresentam valores de liquidez maiores que da empresa recuperação judicial.



**Figura 3** – Diagramas de caixa media de retorno

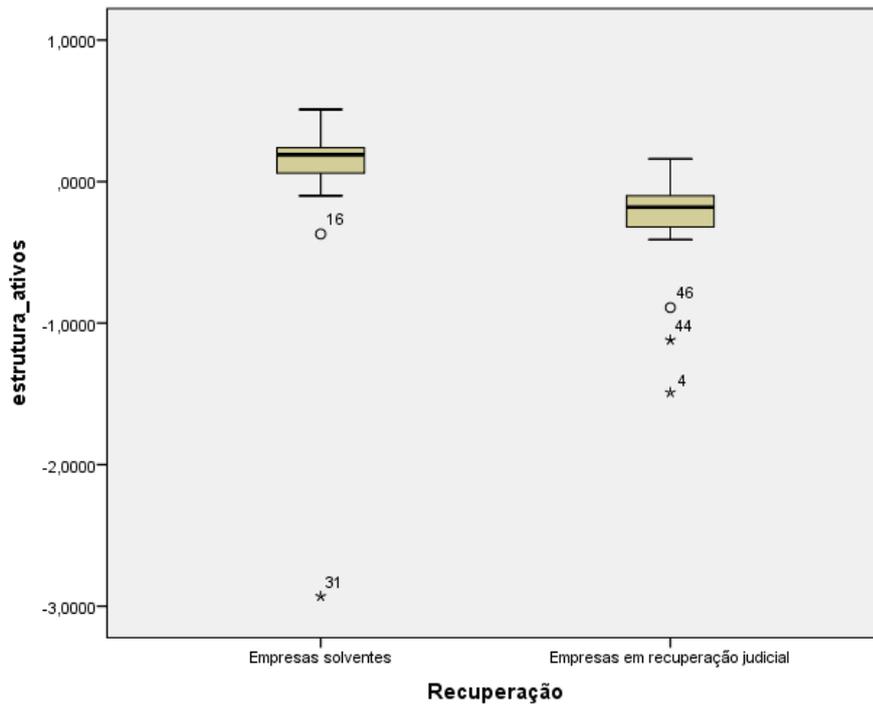
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

As empresas solventes também apresentam *outliers* e possuem a média de retorno sobre o patrimônio líquido maior do que as empresas em recuperação judicial, que apresentam também *outliers* ( $Q_1 - 1,5*d$ ) e possuem amplitude maior do que as empresas solventes.



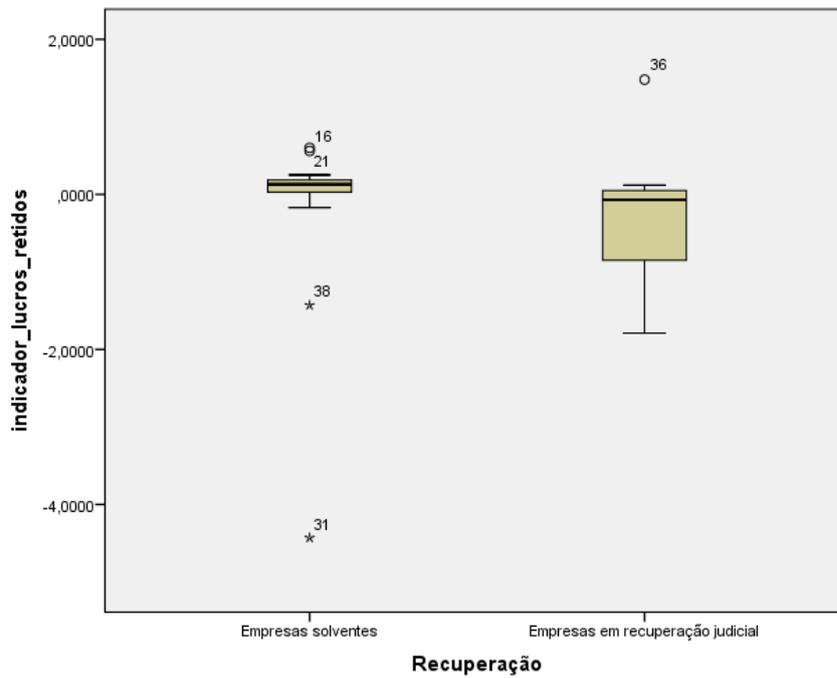
**Figura 4** – Diagramas de caixa media participação de terceiros  
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

As empresas solventes apresentam valores de participação de capital de terceiros em torno da mediana, ou seja, são concentrados e algumas empresas são *outliers* ( $Q_1+1,5d$ ), enquanto as empresas em recuperação judicial não apresentam *outliers* e são heterogêneas quanto a esse índice.



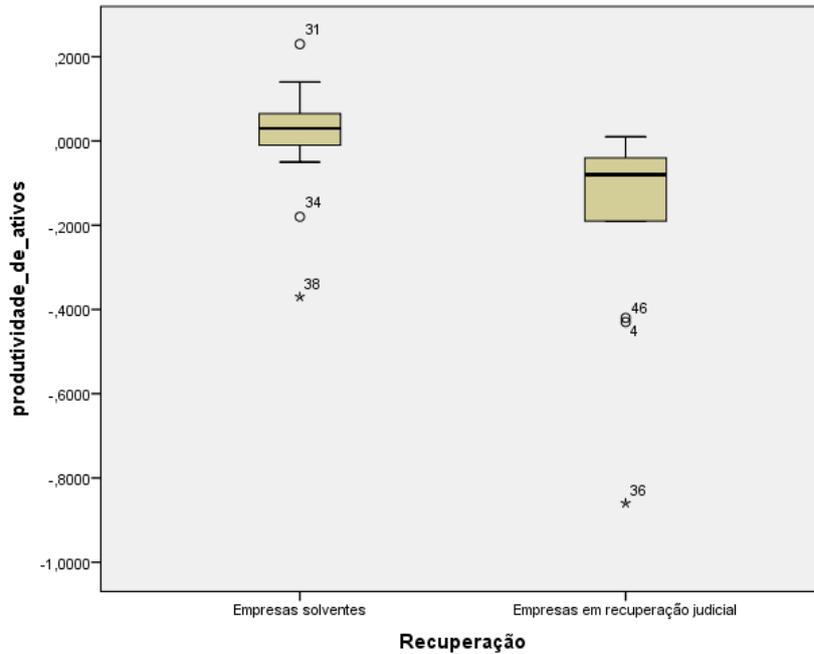
**Figura 5** – Diagramas de caixa media estrutura de ativos  
 Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

As empresas solventes apresentam valores de estrutura de ativos maior em relação às empresas em recuperação judicial. Apresenta também duas empresas *outliers*, destacando a MMX Mineração com menor valor dessa variável. A variável estrutura de ativos das empresas em Recuperação Judicial também apresentam *outliers*, como a empresa Cerâmica Chiarelli.



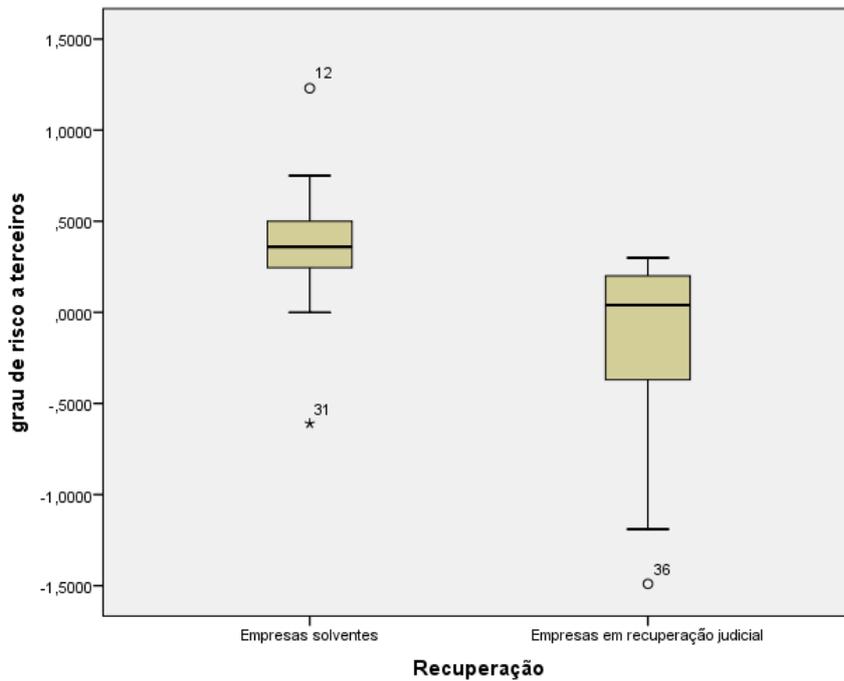
**Figura 6** – Diagramas de caixa media indicador de lucros retidos  
 Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A variável indicador de lucros retidos das empresas em recuperação judicial também apresenta uma empresa *outlier*, como a PetManguinhos e apresenta uma amplitude maior do que as empresas solventes.



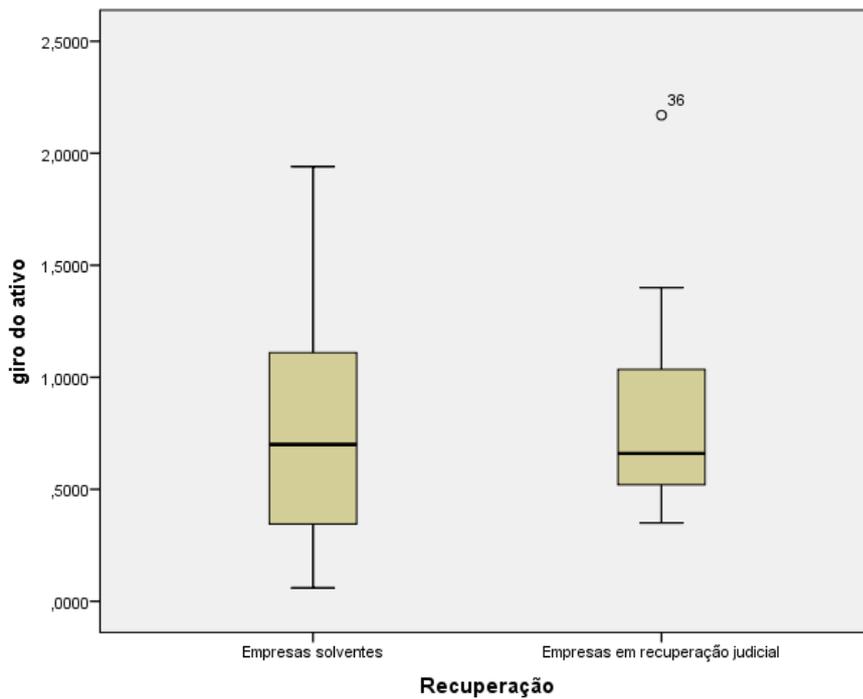
**Figura 7** – Diagramas de caixa média produtividade de ativos  
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A variável produtividade de ativos das empresas em Recuperação Judicial também apresenta empresas *outliers*, como destaque as empresas Ceramica Chiarelli, Textil Renaux View e PetManguinhos.



**Figura 8** – Diagramas de caixa media grau de risco de terceiros  
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

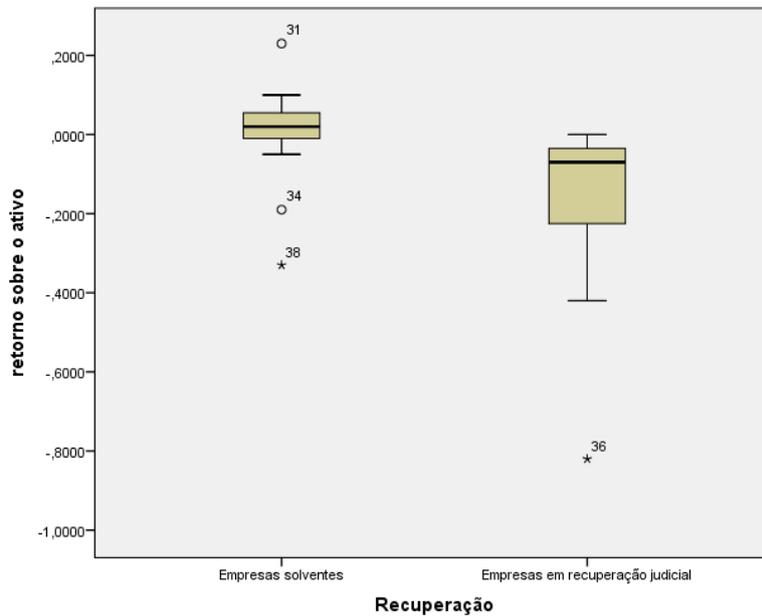
A variável grau de risco a terceiros das empresas em Recuperação Judicial também apresenta uma empresa *outliers*, a empresa PetManguinhos.



**Figura 9** – Diagramas de caixa media giro do ativo

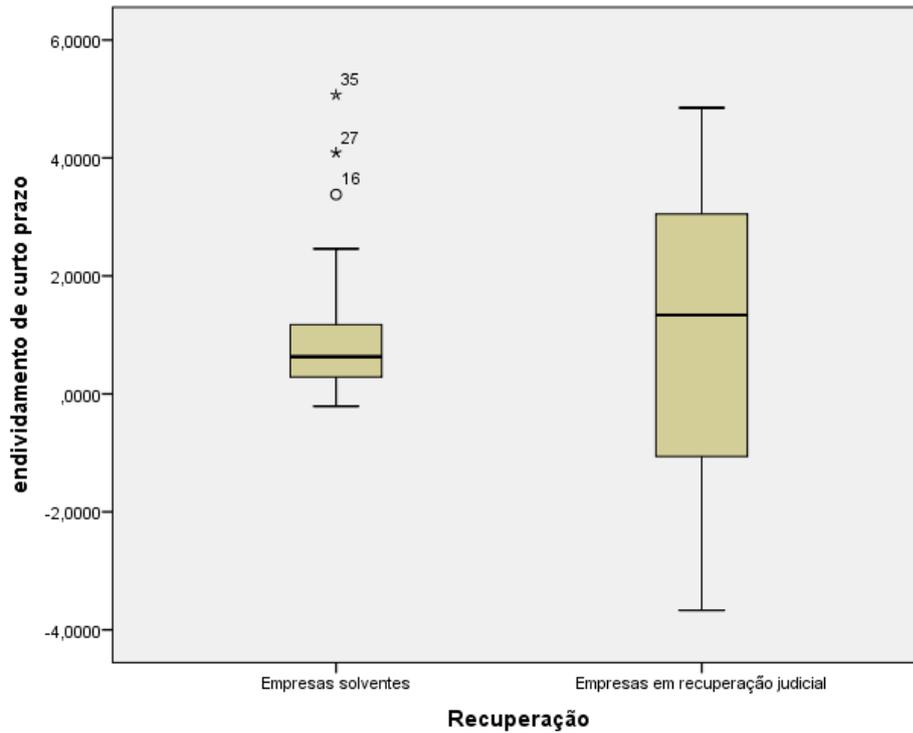
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A variável giro do ativo das empresas em Recuperação Judicial também apresenta uma empresa que é *outlier*, a empresa PetManguinhos.



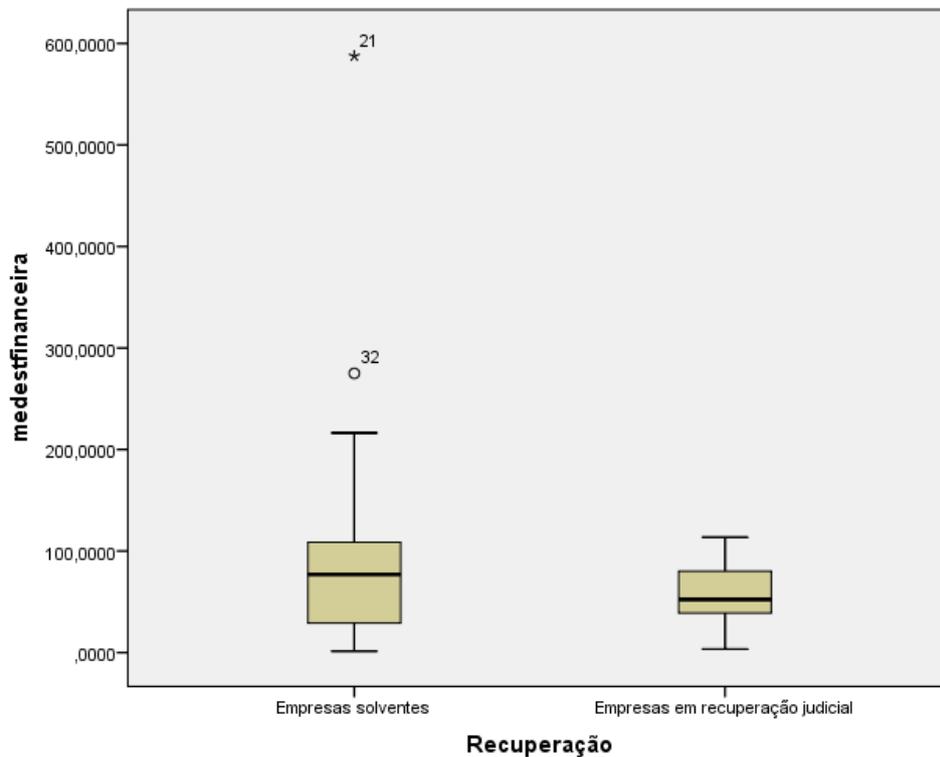
**Figura 10** – Diagramas de caixa media retorno sobre o ativo  
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A variável retorno sobre o ativo das empresas em Recuperação Judicial também apresenta *outliers*, a empresa PetManguinhos, mas as empresas solventes também apresentam *outliers*.



**Figura 11** – Diagramas de caixa media endividamento de curto prazo  
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A variável endividamento de curto prazo das empresas em Recuperação Judicial não apresenta *outlier*.



**Figura 12** – Diagramas de caixa média estrutura financeira  
 Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A variável média da situação financeira das empresas em Recuperação Judicial não apresenta empresa *outlier*.

### 3.2 Resultados do método de análise discriminante

Depois, foram retirados os *outliers* e verificadas as distribuições de normalidade de cada variável. Assim, duas foram retiradas da análise:  $X_5$ : indicador de lucros retidos e  $X_9$ : retorno sobre o ativo.

Abaixo, são mostradas a estatística de lambda de *Wilks*:

**Tabela 6** – Lambda de *Wilks* testes de igualdade de médias de grupo

Testes de igualdade de médias de grupo					
	Lambda de Wilks	Z	df1	df2	Sig.
X1= liquidez corrente	0,493	27,725	1	27	0
X2= Retorno sobre o patrimônio líquido	0,356	48,806	1	27	0
X3= participação de capital de terceiros	0,34	52,487	1	27	0
X4 = estrutura de ativos	0,38	44,13	1	27	0
X6= produtividade de ativos	0,7	11,578	1	27	0,002
X7= grau de riscos a terceiros	0,633	15,624	1	27	0,001
X8=giro do ativo	0,992	0,227	1	27	0,638
X10=endividamento de curto prazo	0,46	31,639	1	27	0
X11=estrutura financeira	0,931	2,016	1	27	0,167

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

O lambda de *Wilks*, que varia de 0 a 1, propicia a avaliação da existência de diferenças de médias entre os grupos para cada variável. Os valores elevados desta estatística indicam ausência de diferenças entre os grupos,

Ao analisar pela técnica da Análise de discriminante, é possível verificar se há diferença entre as médias das empresas solventes e as que estão em recuperação judicial pelo teste de igualdade de médias de grupos pela estatística de lambda de *Wilks*, para fazer a elaboração do procedimento *stepwise* nessa análise.

Desse modo, verifica-se que as variáveis: X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>6</sub>, X<sub>7</sub>, X<sub>10</sub> são as que fazem discriminar os grupos das empresas solventes das empresas Recuperação Judicial.

A seguir, encontra-se a matriz de correlações entre as variáveis. Isso faz com que possamos eliminar uma das variáveis que tiverem correlação muito alta, fazendo com que haja multicolinearidade:

**Quadro 14** – Matriz de correlações entre as variáveis

	X1	X2	X3	X4	X6	X7	X8	X10	X11
X1	1,000	-0,006	0,089	0,696	-0,030	0,017	-0,048	-0,057	0,447
X2	-0,006	1,000	-0,198	-0,059	0,244	-0,178	-0,129	-0,027	-0,024
X3	0,089	-0,198	1,000	0,098	-0,418	-0,714	0,157	0,689	-0,159
X4	0,696	-0,059	0,098	1,000	0,209	0,008	0,398	0,071	0,447
X6	-0,030	0,244	-0,418	0,209	1,000	0,451	0,135	-0,199	-0,073
X7	0,017	-0,178	-0,714	0,008	0,451	1,000	-0,058	-0,349	0,256
X8	-0,048	-0,129	0,157	0,398	0,135	-0,058	1,000	0,181	-0,063
X10	-0,057	-0,027	0,689	0,071	-0,199	-0,349	0,181	1,000	0,170
X11	0,447	-0,024	-0,159	0,447	-0,073	0,256	-0,063	0,170	1,000

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Pelo teste de *M Box*, verifica-se que há igualdade de covariâncias entre os grupos. Homogeneidade das Matrizes de variância e covariância: este pressuposto é verificado por meio da estatística *Box's M*, que pode ser sensível ao tamanho da amostra.

Na tabela a seguir, inicialmente na primeira linha, é testada a única função discriminante junto, podendo-se concluir que é significativa.

**Tabela 7** – Lambda de *Wilks*

Lambda de Wilks				
Teste de funções	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	df	Sig.
1	0,159	46,883	3	0,000

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Os coeficientes padronizados das funções discriminantes são obtidos pela multiplicação dos coeficientes não padronizados pelas respectivas raízes de covariâncias para cada variável. Os valores dos coeficientes padronizados das funções discriminantes são apresentados na tabela abaixo. Segundo Maroco (2007), esses coeficientes, que também são chamados de pesos discriminantes, podem ser utilizados para avaliar a importância relativa de cada variável explicativa para a função discriminante. Assim, variáveis explicativas com grande poder

discriminante geralmente apresentam grandes pesos, porém a presença de multicolinearidade pode gerar certa igualdade na magnitude dos pesos discriminantes.

**Tabela 8** – Coeficientes padronizadas

<b>Coeficientes de funções discriminantes canônicas padronizados</b>	
	Função
	1
X2= Retorno sobre o patrimônio líquido	0,510
X3= participação de capital de terceiros	-0,568
X4 = estrutura de ativos	0,642

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A matriz de estrutura apresentada abaixo auxilia na interpretação da contribuição que cada variável forneceu para cada função discriminante, uma vez que apresenta as correlações entre as variáveis explicativas e as funções discriminantes canônicas padronizadas.

**Tabela 9** – Matriz de estruturas

	Função
	1
X3= participação de capital de terceiros	-0,606
X2= Retorno sobre o patrimônio líquido	0,585
X4 = estrutura de ativos	0,556
X6= produtividade de ativos	0,496
X1= liquidez corrente <sup>a</sup>	0,393
X11=estrutura financeira <sup>a</sup>	0,365

X10=endividamento de curto prazo <sup>a</sup>	-0,360
X7= grau de riscos a terceiros <sup>a</sup>	0,320
X8=giro do ativo	0,100

Correlações entre grupos no conjunto entre variáveis discriminantes e funções discriminantes canônicas padronizadas. Variáveis ordenadas por tamanho absoluto de correlação na função.

a. Essa variável não é usada na análise.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

A definição do ponto de corte auxilia na classificação de novos elementos. A tabela abaixo apresenta os coeficientes das funções de classificação, que servem apenas para classificar observações e não têm qualquer interpretação discriminante.

**Tabela 10** – Coeficientes de função discriminante canônica: Coeficientes não padronizados

	Função
	1
X2= Retorno sobre o patrimônio líquido	2,423
X3= participação de capital de terceiros	-0,437
X4 = estrutura de ativos	6,708
(Constante)	0,738

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Com a tabela acima, obtém-se a função:

$$Z=0,738 +2,423*X_2 -0,437*X_3 + 6,708*X_4$$

Essa função é calculada para cada empresa e deste modo é possível classificá-las de acordo com o escore de corte ( $Z_{cs}$ ) segundo a tabela a seguir:

**Tabela 11 – Funções em centroides de grupo**

	Função
Recuperação	1
0	-3,933
1	1,252

Funções discriminantes  
canônicas não  
padronizadas avaliadas em  
médias de grupo

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

$$Z_{cs} = \frac{N_0 Z_0 + N_1 Z_1}{N_0 + N_1}$$

$$Z_{cs} = \frac{15 * (-3,933) + 35 * 1,252}{35 + 15}$$

$$Z_{cs} = -0,3035$$

Deste modo, o procedimento para classificar empresas com o escore de corte ótimo é classificar uma empresa no grupo 0 (Recuperação Judicial), se seu escore discriminante for menor que -0,3035 ou no grupo 1- empresas solventes quando seu escore for maior que -0,3035.

**Quadro 15** – Escore discriminante

	Estado da empresa	X2	X3	X4
BRF	1	0,09	1,53	0,13

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Como a BRF que possui os índices acima, e seu score:  $Z=1,1595$ , ela é classificada como empresa solvente e realmente ela é uma, ou seja, foi classificado de maneira correta.

A tabela abaixo mostra o resultado da classificação das amostras pelo procedimento *stepwise*. Observa-se que 88,0% das amostras de empresas foram classificadas corretamente e que 6 empresas foram classificadas de forma errada.

**Tabela 12** – Resultados da classificação<sup>a</sup>

		Recuperação	Associação ao grupo prevista		Total
			0	1	
Original	Contagem	0	9	6	15
		1	0	35	35
		Casos não agrupados	0	12	12
%	%	0	60,0	40,0	100,0
		1	,0	100,0	100,0
		Casos não agrupados	,0	100,0	100,0

a. 88,0% de casos agrupados originais classificados corretamente.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Desse modo, podemos calcular os erros:

O Erro tipo I:

O elemento amostral pertence à população 1, mas a regra de classificação o classifica como sendo conveniente à população 2, ou seja classificou Recuperação Judicial em empresa solvente. Verificou-se que 6 empresas Recuperação Judicial foram classificadas como solventes, isso é o erro tipo I=0,12.

O Erro tipo II:

O elemento amostral pertence à população 2, mas a regra de classificação o classifica como sendo conveniente à população 1, ou seja classificou a empresa solvente em recuperação judicial. Nesse caso, o erro tipo II é zero.

As empresas que foram classificadas como solventes mesmo sendo recuperação judicial, são: Cerâmica Chiarelli, Lupatech, Mangels, Pet Manguinhos, Teka, e Têxtil.

### 3.3 Resultados da análise por regressão logística

Regressão logística pode ser vista como uma regressão múltipla, com uma variável de saída categórica dicotômica e variáveis predictoras contínuas ou categóricas.

Na regressão Logística, prevê-se a probabilidade de Y ocorrer conhecidos os valores de X. A equação de regressão logística a partir de qual a probabilidade da variável Y é dada por:

$$P(Y) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X + b_2 X_2 + \dots + b_n X_n + \varepsilon)}}$$

A análise principal foi constituída de arranjar o editor de dados de modo que cada coluna seja uma variável. No SPSS, a caixa de diálogo principal é para colocar a variável dependente (variável de saída), que nesse caso é 0 para empresa recuperação judicial e 1 para empresa solvente

Na primeira análise, requisitou-se o método passo-a-passo para frente (*forward stepwise*), portanto o modelo determinado inicial é utilizando somente a constante na equação de regressão, como mostra a saída abaixo:

**Quadro 16** – Variáveis na equação

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 0 Constante	0,847	0,309	7,538	1	,006	2,333

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Nessa etapa, verifica-se que a constante é colocada na equação.

Foram feitos diversos testes para verificar o melhor modelo em Regressão Logística e neste modelo serão mostradas com as três variáveis testadas na análise discriminante

No passo seguinte, verifica-se o teste de coeficientes de modelo, na linha “bloco” contém o teste da razão de verossimilhança (Regressão Logística) para avaliar o efeito dos fatores na variável dependente. Verifica-se que o modelo com a variável dependente é significativo.

**Quadro 17 – Testes de coeficientes de modelo**  
Omnibus

	Qui- quadrado	df	Sig.
Etapa 1 Etapa	34,003	3	,000
Bloco	34,003	3	,000
Modelo	34,003	3	,000

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Na etapa seguinte, apresenta-se o quadro abaixo:

**Quadro 18 – Resumo do modelo**

Etapa	Verossimilhança de log -2	R <sup>2</sup> Cox & Snell	R <sup>2</sup> Nagelkerke
1	27,063	0,504	0,700

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Para entender o quanto de previsibilidade esse modelo é bom, é importante calcular o  $r^2$ , que no spss trabalha-se com:  $R_{CS}^2$  de Cox e Snell, e  $R^2$  de Nagelkerke, que apesar de apresentarem valores diferentes, são maiores que 0,5. Hair (2009) aponta que um modelo com 2 variáveis que apresenta  $R^2 > 0,5$ , aponta para um modelo de regressão logística que explica pelo menos metade da variação entre os dois grupos de empresas. De acordo, com as medidas de ajuste de caráter estatístico, o modelo é considerado aceitável em termos de significância e prática. Enfim, o  $R^2$  continua tendo o sentido de fornecer uma medida do grau de aderência do modelo.

O resultado do Teste de Hosmer e Lemeshow mostra uma significância de 0,338 (sig. > 0,05). Isso indica que os valores previstos não são significativamente diferentes dos observados, uma vez que o nível de significância foi maior que 0,05. Logo, o modelo de regressão pode ser utilizado para estimar a probabilidade de uma empresa ser solvente em função das variáveis independentes utilizadas.

Tem-se ainda o quadro de classificação:

**Quadro 19 – Classificação<sup>a</sup>**

	Observado	Previsto		
		Recuperação		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	Recuperação 0	12	3	80,0
	1	2	33	94,3
	Porcentagem global			90

a. O valor de recorte é ,500

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Das empresas citadas anteriormente, 45 foram classificadas corretamente. E, nesse caso, teremos 3 empresas em recuperação judicial classificadas como solvente, ou seja o erro tipo I de 6,0%, enquanto há 2 empresas solventes classificadas como recuperação judicial, considerando o erro tipo II de 4%.

**Tabela 13 – Variáveis na equação**

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 <sup>a</sup>	X <sub>4</sub> = estrutura de ativos	1,531	0,691	4,907	1	,027	4,624
	X <sub>2</sub> = Retorno sobre o patrimônio líquido	5,872	1,874	9,824	1	,002	355,107
	X <sub>3</sub> = participação de capital de terceiros	-,0124	0,174	,507	1	,477	,884
	Constante	2,658	0,817	10,577	1	,001	14,266

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados exportados pelo SPSS 24.

Verifica-se que as variáveis que ficaram no modelo são  $X_4$  e  $X_5$  ( $p < 0,05$ ). Cada uma das variáveis significativas apresenta o  $\exp(B) > 1$ , que indica à medida que o previsor aumenta, aumentam as chances da variável resposta em questão ocorrer. Esse é um indicador de mudanças nas probabilidades resultantes da mudança de uma unidade no previsor.

O modelo final de regressão logística inclui duas variáveis ( $X_2$  e  $X_4$ ) com coeficientes de regressão 5,872 e 1,531, respectivamente e constante igual a 2,658. A comparação desses resultados com a Análise discriminante de dois grupos revela resultados quase idênticos quanto às variáveis significativas, uma vez que a Análise discriminante incluiu 3 variáveis:  $X_2$  = Retorno sobre o patrimônio líquido e  $X_3$  = participação de capital de terceiros e  $X_4$  = estrutura de ativos.

Com esses resultados, é importante também avaliar a magnitude da variação na probabilidade devido a cada variável independente por meio dos coeficientes exponenciados, isso significa que um aumento de um ponto aumenta muito a razão de desigualdades, esse número pode ultrapassar 100% de variação porque eles estão aumentando a razão de desigualdades e não a probabilidade propriamente dita, por exemplo, se aumentarmos em 1 ponto a estrutura de ativos, a razão de desigualdades aumenta em 362,4%  $(4,624 - 1) * 100$ .

Verifica-se, portanto que os impactos são grandes porque o termo constante (2,658) define um ponto inicial pequeno para os valores de probabilidade. Logo, grandes aumentos na razão de desigualdades são necessários para se conseguir valores maiores de probabilidade.

A função logística é perfeitamente aplicável aos problemas onde a variável resposta é dicotômica ou politômica porque é uma função que varia também entre 0 e 1. Seu modelo calcula a probabilidade do efeito pela seguinte fórmula:

$$P(\text{evento } Y) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 X + b_2 X_2 + \dots + b_n X_n + \varepsilon)}}$$

$$P(\text{empresa}_\text{solvente}) = \frac{1}{1 + e^{-(2,658 + 5,872 * X_2 + 1,531 * X_4)}}$$

Ao fazer uma análise de determinada empresa com  $X_2 = 0,001116$  e  $X_4 = 0,130759612$ .  $P(\text{empresa solvente}) = 0,9461 * 100 = 94,61\%$  dessa empresa ser classificada como uma empresa solvente.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com a promulgação da Lei nº 11.101, de 09 de fevereiro de 2005 (atual Lei de Falências e Recuperação de Empresas), revogou-se o antigo Decreto-Lei acima supracitado extinguindo o instituto da concordata e adotou-se a nova teoria da recuperação judicial com o objetivo de buscar a preservação e manutenção da unidade produtiva de emprego através do princípio da continuidade e flexibilizar o processo na tentativa de reverter o quadro de dificuldade econômica que a empresa objeto da recuperação atravessa.

A atual lei de Recuperação de Empresas pretende trazer uma nova visão sobre a recuperação judicial, não tão somente se preocupando com os credores, mas também se preocupando em assegurar a manutenção da empresa e por consequente a criação de novos empregos e a manutenção dos já existentes.

Ela também trouxe em seu bojo vários aspectos contábeis na seção II, artigo 51 da lei de recuperação traz o rol de documentos que deverão ser acostados aos autos para o deferimento da recuperação judicial.

Importante mencionar que a 1ª Câmara de Direito Empresarial do Tribunal de Justiça do Estado de São Paulo tem relativizado o artigo 52, III, da lei 11.101/05, de acordo com o julgamento do Agravo de Instrumento 0194436-42.2012.8.26.000 na qual “decidiu que é legítima a realização de perícia prévia para auxiliar o juízo na apreciação da documentação contábil e constatar a real situação de funcionamento da empresa” e não levar somente em consideração a forma imperativa da lei que dispõe que estando à documentação em termos, o juiz deferirá o processamento da recuperação judicial, conclui que essa nova visão judicial eleva positivamente o patamar do profissional da contabilidade em sua real importância no papel da legislação falimentar.

Dentro dessa apreciação deverá levar em consideração os indicadores de índices financeiros que são altamente importantes para o processo de análises do desempenho financeiro das empresas e de suma importância para o deferimento de uma porventura recuperação judicial ou para tomadas de decisões.

Há a necessidade de encontrar os modelos de indicadores contábeis mais significativos no tocante à previsibilidade de uma insolvência ou não das empresas.

Para a utilização e aplicação dos diversos modelos de previsão de insolvência requer a extração dos dados das demonstrações financeiras das empresas e o uso de indicadores financeiros e econômicos, para fornecerem dados para a tomada de decisão.

Foram realizados vários estudos internacionais e nacionais sobre modelos de insolvência e técnicas estatísticas aplicadas para previsão.

Dentro da pesquisa foram propostas 11 variáveis mais utilizadas pela da literatura e gerados os relatórios das análises descritivas para a utilização desses dados e conseqüentemente a aplicação das técnicas estatísticas análise discriminante e regressão logística.

O objetivo principal da análise discriminante é identificar as variáveis que discriminam os grupos e, assim, elaborar previsões a respeito de uma nova observação, identificando o grupo mais adequado a que ela deverá pertencer, em função de suas características.

A Análise discriminante conseguiu avaliar 88% dos casos corretamente, o que é uma boa porcentagem de predição e não apresenta erro do tipo II, ou seja, classificar uma empresa solvente em recuperação judicial.

Desse modo, podemos calcular os erros:

O Erro tipo I:

O elemento amostral pertence à população 1, mas a regra de classificação o classifica como sendo conveniente à população 2, ou seja classificou Recuperação Judicial em empresa solvente. Verificou-se que 6 empresas em Recuperação Judicial foram classificadas como solventes, isso é o erro tipo I=0,12.

O Erro tipo II:

O elemento amostral pertence à população 2, mas a regra de classificação o classifica como sendo conveniente à população 1, ou seja classificou a empresa solvente em recuperação judicial. Nesse caso, o erro tipo II é zero.

As empresas que foram classificadas como solventes mesmo sendo recuperação judicial, são: Cerâmica Chiarelli, Lupatech, Mangels, Pet Manguinhos, Teka, e Têxtil.

O modelo de regressão logística é semelhante ao modelo de regressão linear. No entanto, no modelo logístico a variável resposta  $Y_i$  é binária. Uma variável binária assume dois valores, como por exemplo,  $Y_i=0$  e  $Y_i=1$ , denominados "fracasso" e "sucesso", respectivamente. Neste caso, "sucesso" é o evento de interesse.

Mas, quando a regressão logística é comparada com a análise discriminante, ela fornece precisão preditiva comparável com uma variável estatística mais simples que usava a mesma

interpretação substancial, apenas com uma variável a menos. A partir dos resultados da regressão logística, é possível se concentrar apenas nas variáveis  $X_4$  = estrutura de ativos e  $X_2$ = Retorno sobre o patrimônio líquido como as principais na diferenciação de grupos, pois a meta da análise não é aumentar a probabilidade de sucesso, ainda que a regressão logística forneça uma técnica direta para distinguir as empresas recuperação judicial das empresas solventes e compreender o impacto relativo de cada variável independente na criação de diferenças entre os dois grupos de empresas.

Das empresas pesquisadas 45 foram classificadas corretamente. E, nesse caso, teremos 3 empresas em recuperação judicial classificada como solvente, ou seja o erro tipo I de 6,0%, enquanto há 2 empresas solventes classificadas como recuperação judicial, considerando o erro tipo II de 4%, uma porcentagem global de 90% de acerto.

Por fim, conclui-se que os resultados apresentados evidencia que a regressão logística ao utilizar menos variável tem melhor porcentagem de acerto e um melhor poder preditivo.

## REFERÊNCIAS

ALTMAN, E. J., Baidya, T. K. N. & Dias, L. M. R. (1979). **Previsão de problemas financeiros em empresas**. R. Adm. Emp., 19(1), 17-28.

ARIESHANTLI, P., Y., RAMADHANI, A., NUHA, M. U., & ULINNUH, N. (2013). **Comparative Study of Bankruptcy Prediction Models**. TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control), 11(3), 591 –596. <<https://doi.org/10.12928/telkomnika.v11i3.1143>>. Acesso em: 16 mai. 2017.

BEZERRA FILHO, M. J. **Lei de recuperação de empresas e falências comentada**. 4. ed. São Paulo: Revistas dos Tribunais, 2007.

BRASIL, **Comissão de valores mobiliários**. Disponível em: <<http://www.cvm.gov.br/port/infos/deli539sumarioCPC.pdf>>. Acesso em: 27 abr. 2017.

\_\_\_\_\_. Planalto. **Decreto-Lei n. 7.661, de 21 de junho de 1945. (1945)**. <[http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/decreto-lei/del7661.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto-lei/del7661.htm)> Acesso em: 27 abr. 2017.

\_\_\_\_\_. Planalto. **Lei n. 11.101, de 09 de fevereiro de 2005. (2005)**. < de [http://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2004-2006/2005/lei/111101.htm](http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2004-2006/2005/lei/111101.htm)> Acesso em: 27 abr. 2017.

CASTRO JUNIOR, F. H. F. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. 2003. 188 f. Dissertação (Mestrado em Administração) – Universidade de São Paulo, Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, São Paulo, 2003. <<<http://www.teses.usp.br/teses/>> Acesso em: 27 abr. 2017.

CHUNG, K. C.; TAN, S. S.; HOLDSWORTH, D. K. Insolvency prediction model using multivariate discriminante analysis and artificial neural network for finance industry in New Zeland. **International Journal of Business and Management**, Toronto, v. 3, n. 1, 2008.

COELHO, F. U. **Comentários à nova lei de falências e de recuperação de empresas: (Lei n. 11.101, de 9-2-2005)**. 6. ed. São Paulo: Saraiva, 2009.

DA SILVA, P. Z. P., GARCIA, I. A. S., LUCENA, W. G. L., PAULO. E. **Teoria da Sinalização e a Recuperação Judicial: Um Estudo nas Empresas de Capital Aberto Listadas na BM&Fbovespa**. Artigo apresentado no XV Congresso USP Controladoria e Contabilidade. São Paulo: 2015.

ELIZABETSKY, R. (1976). *Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial*. **Dissertação de Mestrado em Engenharia da Produção**, Escola Politécnica da

Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.

FAMÁ, R., GRAVA, J. W. (2000). **Liquidez e a teoria dos elementos causadores de insolvência.** *Caderno de Pesquisas em Administração*, 1(12), 10-21.

FÁVERO, L. P.; BELFIORE, P.; SILVA, F. L. da; CHAN, B. L. **Análise de dados – Modelagem multivariada para tomada de decisões.** Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

FERREIRA, M. A. M., C., A. S. S., B., J. E., N.. (2012). **Aplicação do modelo logit binominal na análise do risco de crédito em uma instituição bancária.** *Revista de Negócios*, 17(1), 41-59.

GUIMARÃES, A.; MOREIRA, T. B. S. (2008). **Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante.** *Revista de Economia Contemporânea*, 12(1), 151-178.

HAIR ET AL. **Análise Multivariada de dados.** Trad. Adonai Schlup Sant'Anna, 6. ed. Porto Alegre: Bokman, 2009.

HENDRIKSEN, E. S.; BREDA, M F. V. **Teoria da contabilidade.** 1. ed. São Paulo: Atlas, 2012.

HORTA, R., A. M. **Uma metodologia de mineração de dados para a previsão de insolvência de empresas brasileiras de capital aberto.** Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.

HUSEK, C. R. **Curso básico de direito internacional público e privado do trabalho.** São Paulo: LTr, 2009.

IMHOF, C. **Lei de falências e recuperação de empresas.** Disponível em: <<http://www.leidefalencia.com.br/destaques/stj-empresa-em-recuperacao-nao-esta-isenta-de-apresentar-certidoes-negativas/>>. Acesso em: 16 mai. 2016.

JACKSON, R. H. G.; WOOD, A. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: a comparative study. **The British Accounting Review**, v. 45, p. 183-202, 2013.

KANITZ, S. C. (1978). **Como prever falências.** São Paulo: McGraw Hill.

KASZMAR, Istvan Karoly. **Falências e concordatas de empresas: modelos teóricos e empíricos – 1978/1982.** Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/handle/10438/24>>. Acesso em: 27 abr. 2017.

KAYO, E.K., FAMA, R. **Dificuldade financeiras, custos de agência e o instituto jurídico da concordata.** *Caderno de pesquisas em administração*, v. 1, n. 3, São Paulo, 1996.

LAZZARINI, Alexandre Alves. **Empresa e trabalho: estudos em homenagem a Amador**

---

**Paes de Almeida: a recuperação judicial de empresas- dificuldades.** In: MARTINS, Sérgio Pinto (Coord.); MESSA, Ana Flávia (Coord.). São Paulo: Saraiva, 2010.

LINS, A. G., PEREIRA, D, D. R. G., SILVA, W. V. & ROCHA, D. T. (2010). **Análise comparativa dos modelos de previsão de insolvência de cooperativa agrícolas do estado do Paraná.** Qualit@s Revista Eletrônica, 10(4), 1-14.

MARTINS, G. de A., THEÓPHILO, C. R. **Metodologia da investigação científica para Ciências Sociais Aplicadas.** São Paulo: Atlas, 2007.

MARTINS, Márcio Severo. **A previsão de insolvência pelo modelo de Cox: uma contribuição para a análise de companhias abertas brasileiras.** 2003. Tese de Doutorado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

MEDEIROS, Flaviani Souto Bolzan et al. **Gestão econômica e financeira: a aplicação de indicadores.** **Simpósio em Excelência em Gestão e Tecnologia**, 2012.

MINUSSI, J. A., DAMASCENA, C.; NESS, W. LEE, JR. (2002). **Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística.** RAC, 6(3), 109-128.

MORO JUNIOR, S.. **A contabilidade nos processos de recuperação judicial – análise na comarca de São Paulo.** Dissertação de mestrado em contabilidade, Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado (FECAP), São Paulo, SP, Brasil.

NASCIMENTO, Sabrina do; PEREIRA, Alexandre Matos; HOELTGEBAUM, Marianne. **Aplicação dos modelos de previsão de insolvências nas grandes empresas aéreas brasileiras.** **Revista de contabilidade do mestrado em Ciências contábeis da UERJ**, v. 15, n. 1, p. 40-51, 2011.

NEGRÃO, Ricardo. **Manual de direito comercial e de empresa.** São Paulo: Saraiva, 2004.

NETO. F. M. **Análise comparativa entre a recuperação judicial (lei federal nº 11.101, de 09 de fevereiro de 2005) e a concordata preventiva (decreto – lei nº 7.661, de 21 de junho de 1945.** Biblioteca digital PUC – MG. <[http://www.biblioteca.pucminas.br/teses/Direito\\_MagalhaesNetoF\\_1.pdf](http://www.biblioteca.pucminas.br/teses/Direito_MagalhaesNetoF_1.pdf)>. Acesso em: 16 mai. 2016

OHLSON, J. A. (1980). **Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy.** Journal of accounting research, 18(1), 109-131.

SAAD, E. G. **Consolidação das Leis do Trabalho.** 42. ed. São Paulo: LTr, 2009.

SANVICENTE, A. Z.; MINARDI, A.M. A. F. (2014). **Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas.** Recuperado em 19 de junho, 2014, de <http://www.cyta.com.ar/elearn/tc/marterial/altaman5.pdf>.

SCARPEL, R. A. (2000). **Modelos matemáticos em análise financeira de empresas de setores industriais e de crédito**. Tese de Mestrado, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, São Paulo, Brasil.

SOARES, R. A., REBOUÇAS, S. M. D. P. **Avaliação do Desempenho de Técnicas de Classificação Aplicadas à Previsão de Insolvência de Empresas de Capital Aberto Brasileiras**. V Congresso nacional de Administração e Ciências Contábeis. Rio de Janeiro, 2014.

TOLEDO PIZA. S. R. de. **Estudo das empresas concordatárias e alterações no sistema falimentar brasileiro**. Biblioteca digital FGV. <<http://bibliotecadigital.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/2287/1200401791.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 16 jul. 2017.

WEISS. L. A. S., FABRIZ, S. M., ASTA, D. D., JOHANN, J. A. **Influência de indicadores contábeis na previsão de insolvência das empresas**. <<https://portalseer.ufba.br/index.php/rcontabilidade/article/view/18299>>. Acesso em: 10 de mai. 2017.

WRUCK, K.H. **Financial Distress, reorganization, and organizational efficiency**. Journal of Financial and Economics 27, 1990.