

UM MODELO DE PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA PARA AS SEGURADORAS BRASILEIRAS UTILIZANDO A REGRESSÃO LOGÍSTICA

Resumo

A insolvência assume-se por definição como o estado no qual a companhia torna-se impossibilitada de cumprir determinado compromisso, ou seja, a capacidade da mesma em não satisfazer suas obrigações, na data do vencimento. Quando a entidade é uma seguradora, o assunto torna-se ainda mais sério, pois a essência das operações de seguro é o risco. Desta forma, o objetivo deste trabalho visa elaborar um modelo logístico para analisar a capacidade dos dados contábeis na previsão da insolvência das seguradoras brasileiras atuantes nos ramos de Seguro de Pessoas. Em função da revisão de literatura, foi realizado o cálculo de diversos indicadores financeiros capazes de analisar o determinado aspecto, situação econômica ou financeira das empresas conforme os dados disponibilizados pela SUSEP e, por meio da aplicação da regressão logística, foi obtido o modelo econométrico de previsão de insolvência composto por 2 variáveis independentes oriundas de um grupo de indicadores que visam explicar a estrutura de capital das empresas e se destacam por apresentarem uma importante contribuição à análise de solvência uma vez que representam a essência deste tema. A precisão do modelo utilizando o método *stepwise forward* foi bastante alta, pois 98,6% das seguradoras foram classificadas corretamente.

1. Introdução

Segundo Costa (2004), a insolvência é a incapacidade de uma entidade em não cumprir os seus compromissos assumidos. Em uma seguradora, pode-se definir insolvência como a incapacidade de pagamento de sinistros sem o devido retorno sobre o investimento. Desta forma, a análise das demonstrações financeiras permite a extração da informação sobre o desempenho das companhias durante o período desejado.

Durante a década de 80, notou-se uma grande evolução nos estudos acerca do tratamento dos riscos nas instituições financeiras em mercados internacionais, incluindo também, entidades de Previdência e Sociedades Seguradoras.

Historicamente, a Superintendência de Seguros Privados, SUSEP, introduziu a margem de solvência para as seguradoras por meio da Resolução CNSP (Conselho Nacional de Seguros Privados) N°8. De acordo com esta Resolução, a Margem de Solvência (MS) corresponderia à suficiência do Ativo Líquido (AL) para cobrir montante maior ou igual a 0,20 vezes a média anual do total da receita líquida de prêmios emitidos nos últimos 36 meses e 0,36 vezes a média anual do total dos sinistros ocorridos e avisados nos últimos 60 meses (art. 2 da Resolução CNSP N°8, de 1989).

Nesta ocasião, denominou-se Limite de Margem (LM), o valor equivalente a 50% do montante correspondente à MS (art. 3 da Resolução CNSP N°8, de 1989). Em linhas gerais, em caso de insuficiência de AL para a cobertura da MS, a Sociedade Seguradora deveria propor à SUSEP um Plano de Recuperação, de forma a suprir a MS no prazo máximo de 150 dias, contados a partir da data de encerramento de suas demonstrações financeiras semestrais (art. 4 da Resolução CNSP N°8, de 1989).

Posteriormente, houve outras resoluções acerca do tema e, em 2006, seguindo a tendência dos estudos pelo mundo, o órgão regulador do mercado segurador brasileiro,

a SUSEP, também introduziu mudanças significativas no capital mínimo requerido para a autorização e funcionamento das sociedades seguradoras por meio das Resoluções CNSP N° 155, 156, 157 e 158. Inicialmente, foi estabelecida uma regra específica apenas para a determinação do capital mínimo adicional destinado à cobertura do risco de subscrição.

De acordo com a Circular SUSEP N°253, de 2004, o risco de subscrição é o Risco oriundo de uma situação econômica adversa que contraria tanto as expectativas da sociedade no momento da elaboração de sua política de subscrição quanto às incertezas existentes na estimação das provisões.

No ano de 2007, a Resolução CNSP N°178 que dispõe sobre o capital mínimo requerido para a autorização e funcionamento das sociedades seguradoras revogou a Resolução CNSP N°155, de 2006. Mais tarde, em 2010, a Resolução CNSP N°227 que dispõe sobre o capital mínimo requerido para autorização e funcionamento e sobre planos corretivos e de recuperação de solvência das sociedades seguradoras, das entidades abertas de previdência complementar, das sociedades de capitalização e dos resseguradores locais, revogou as Resoluções CNSP N°156 e 157, de 2006 e a Resolução CNSP N°178, de 2007.

A Resolução CNSP N°227, de 2010, exige que as sociedades seguradoras, as Entidades Abertas de Previdência Complementar (EAPC) organizadas sob forma de sociedade anônima, as sociedades de capitalização e os resseguradores locais que solicitarem autorização para operar deverão apresentar Patrimônio Líquido Ajustado (PLA) igual ou superior ao capital mínimo requerido (art. 3 da Resolução CNSP N°227, de 2010).

Caso ocorra a insuficiência do PLA de 30% em relação ao capital mínimo requerido, a sociedade supervisora deverá apresentar um Plano Corretivo de Solvência (PCS) propondo plano de ação que vise à recomposição da situação de solvência (art. 5, par. I da Resolução CNSP N°227, de 2010) e, quando a insuficiência do PLA for de 30% a 50%, a sociedade deverá apresentar um Plano de Recuperação de Solvência (PRS) propondo plano de ação que vise à recomposição da situação de solvência.

Com a alteração da codificação de ramos instituída pela Circular SUSEP n° 395, de 03 de dezembro de 2009, a Resolução N°158, de 2006 foi alterada pela Circular SUSEP N°411, de 2010 que dispõe sobre os critérios de apuração do capital adicional baseado nos riscos de subscrição das sociedades seguradoras.

Por fim, a Circular SUSEP N° 412, de 2010, que dispõe sobre instruções complementares para PCS e PRS, obriga, em linhas gerais, que estes planos devam ser aprovados pela diretoria e órgãos competentes da administração da sociedade supervisionada (art. 3 e 4 da Circular SUSEP N°412, de 2010).

Segundo Mário *et alli* (2006), o “fenômeno da insolvência” no âmbito das seguradoras pode ser dividido em dois momentos no tempo, um antes de a seguradora entrar nesse estado e outro que se inicia no momento em que ela entra na insolvência, podendo ter decretada tanto sua falência quanto sua liquidação extrajudicial.

Da entrada no estado de insolvência até a decretação da falência (processo judicial), existe um espaço de tempo decorrido entre o momento do não cumprimento do pagamento e o momento em que um credor ou outro reclamante inicia os

procedimentos de falência. No caso de seguradoras, além da falência existe a liquidação extrajudicial, no estado de que se caracteriza como um processo administrativo denominado no mercado segurador como Processo Especial de Fiscalização. Este procedimento é fiscalizado pela SUSEP que pode inclusive ser motivado por denúncias de segurados.

Tendo em vista a preocupação acerca da solidez no mercado segurador, há o seguinte problema de pesquisa: os dados contábeis são capazes de prever a insolvência das seguradoras do Brasil?

O presente artigo busca estudar, por meio da elaboração de um modelo logístico, as hipóteses de solvência ou insolvência das seguradoras brasileiras, a partir da análise das demonstrações financeiras verificando qual a relevância das variáveis contábeis para a previsão deste evento.

O próximo item apresentará a revisão da literatura pertinente e abordará maiores esclarecimentos a respeito da questão da insolvência e seus modelos; sendo, a *posteriori*, vistosos métodos de pesquisa e os resultados do artigo.

2. Referencial Teórico

3.1 Um breve histórico dos modelos de previsão de insolvência

Silva (1997) relatou uma síntese dos estudos realizados nesta área. Segundo o autor, o primeiro trabalho sobre a previsão de insolvência foi elaborado por Paul J. Fitz Patrick em 1932 comparando 19 empresas falidas na década de 1920 com outras 19 empresas bem sucedidas levando à conclusão de que os índices obtidos por meio das demonstrações financeiras forneciam indicações relativas ao risco de inadimplência das entidades. Em 1968, Altman obteve um salto qualitativo com o seu estudo ao utilizar a estatística combinada com técnicas multivariadas para a elaboração de seu modelo. Nesse estudo, ele construiu seu modelo denominado Z-score, a partir da análise discriminante múltipla e utilizou como amostra 66 empresas das quais 33 eram solventes e 33 insolventes. O percentual de acerto no desenvolvimento do modelo atingiu 95%, entretanto, na amostra de validação, sua precisão caiu para 91%. Esses percentuais evidenciam a proporção de empresas que foram corretamente classificadas como solventes ou insolventes por meio da equação discriminante identificada pelo referido modelo.

Outros estudos foram elaborados e, no Brasil, esta área teve início a partir da década de 70 quando, em 1974, Sthefen Charles Kanitz escreveu o artigo “Como prever falências de empresas” e, em sua tese de livre docência, “Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa brasileira” de 1976.

Pinheiro *et alli* (2007) afirmam que Ohlson J.A. foi um dos pioneiros em utilizar a Regressão Logística no estudo “*Financial ratios and probabilistic prediction or bankruptcy*”, em 1980. Para os autores, a literatura sobre o tema não apresenta modelos de previsão de insolvência unanimemente aceito pelos pesquisadores, mas afirma que existem vários estudos realizados com o objetivo de conhecer antecipadamente se uma empresa incorre o risco de entrar em processo de insolvência.

Em 2002, por exemplo, Minussi *et alli* desenvolveram um modelo de previsão de solvência utilizando a Regressão Logística. Esse estudo utilizou como base, 323

clientes de uma instituição financeira, identificados como empresas do setor industrial e selecionou 49 indicadores financeiros para a análise de solvência. A precisão deste modelo foi bastante alta, pois 94,85% das empresas foram classificadas corretamente por meio do *cross-validation*, ou seja, a subdivisão da amostra original sendo uma parte utilizada para a definição do modelo e a outra para a sua validação.

Em linhas gerais, os diversos estudos buscam minimizar as limitações geográficas, setoriais e dimensionais que apresentam os diversos modelos de previsão de insolvência.

3.2 O modelo logístico

Segundo Corrar *et alli* (2007), a técnica da Regressão Logística foi desenvolvida por volta de 1960 em resposta ao desafio de realizar predições ou explicar a ocorrência de determinados fenômenos quando a variável dependente fosse binária. Um dos primeiros estudos que contribuíram para conferir notoriedade à técnica foi o *Framingham Heart Study*, realizado com a colaboração da Universidade de Boston, que tinha como objetivo identificar fatores que propiciam doenças cardiovasculares em uma amostra de 5.209 indivíduos com idades entre 30 e 60 anos residentes na cidade de Framingham, Massachusetts. Com o apoio da Regressão Logística, um rigoroso monitoramento dessas amostras acabou identificando diversos fatores de risco, tais como hipertensão arterial, taxas de colesterol elevadas, tabagismo, obesidade, diabetes e sedentarismo.

Embora a Regressão Logística tenha surgido e se desenvolvido na medicina, a sua aplicação não ficou restrita a essa área e expandiu-se rapidamente por outros campos para resolver problemas que implicam a escolha de uma entre duas alternativas e que envolvem estimação de probabilidades.

Fávero *et alli* (2009) definem a Regressão Logística como uma técnica estatística utilizada para descrever o comportamento entre uma variável dependente binária e variáveis independentes métricas ou não métricas. Ou seja, destina-se a investigar o efeito das variáveis pelas quais os indivíduos, objetos ou sujeitos estão expostos sobre a probabilidade de ocorrência de determinado evento de interesse exigindo que o resultado da análise possibilite associações a certas categorias, tais como positivo ou negativo, aceitar ou rejeitar e assim por diante. Cabe ainda destacar que a grande vantagem da Regressão Logística diante das outras técnicas, como a Análise Discriminante, por exemplo, reside na flexibilidade de seus pressupostos, ampliando assim sua aplicabilidade.

As premissas adotadas pelo Modelo Logístico consistem na relação linear entre o vetor das variáveis explicativas e a variável dependente além de apresentar valor esperado dos resíduos igual a zero e ausência de multicolinearidade e heterocedasticidade. Isto é, inexistência de autocorrelação entre os erros e de correlação entre os erros e as variáveis independentes. É importante, também, que todas as variáveis preditas sejam incluídas no modelo para que este apresente maior estabilidade.

Para contornar as dificuldades inerentes ao Modelo Linear que pode assumir valores menores que zero e maiores que um, tornando-se inadequado à estimação de probabilidades, o Modelo Logístico busca converter a probabilidade associada a cada observação em uma razão de chance (*odds*), que representa a probabilidade de

ocorrência de determinado evento de interesse, comparada à probabilidade de não ocorrência e, posteriormente, obtém o logaritmo natural da razão de chance.

Assim, conforme Fávero *et alli* (2009), um modelo é definido como logístico se a função segue a seguinte equação:

$$f(Z) = \frac{1}{1+e^{-Z}} \quad (1)$$

Sendo Z:

$$Z = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (2)$$

Em que p indica a probabilidade de ocorrência de determinado evento de interesse, X representa o vetor de variáveis explicativas (ou independentes) e α e β os parâmetros do modelo. O termo $\ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$ é chamado de *logit* e o termo $\left(\frac{p}{1-p}\right)$ representa a chance (*odds*) de ocorrência do evento de interesse. Logo, podemos concluir que a probabilidade de ocorrência do evento de interesse é $p = \left(\frac{odds}{1+odds}\right)$. Portanto, substituindo (2) em (1), tem-se a função (3):

$$f(Z) = \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\sum\beta_i X_i)}} \quad (3)$$

A função $f(Z)$ pode ser entendida como a probabilidade de a variável dependente ser igual a 1, dado o comportamento das variáveis explicativas $X_1, X_2, X_3, \dots, X_k$. Ou seja, matematicamente, pode ser representada por:

$$P(1) = f(Y = 1|X_1, X_2, \dots, X_k) = \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\sum\beta_i X_i)}} \quad (4)$$

Como α e β são parâmetros desconhecidos, é necessário estima-los para a determinação da probabilidade de ocorrência do evento de interesse. Em outras palavras, o objetivo de estimar tais parâmetros é encontrar uma função logística de tal maneira que a ponderação das variáveis explicativas permita o estabelecimento da importância de cada variável para a ocorrência do evento de interesse, bem como calcular a probabilidade de ocorrência desse evento. O método utilizado para estimar tais parâmetros é o de máxima verossimilhança que, conforme Bussab *et alli* (2002), este princípio afirma que devemos escolher aquele valor desconhecido que maximiza a probabilidade de obter a amostra particular observada, ou seja, o valor que torna a amostra “mais provável”.

Corrar *et alli* (2007) explicam que o indicador *Log Likelihood Value* é uma das principais medidas de avaliação geral da Regressão logística, pois, trata-se de um indicador que busca auferir a capacidade de o modelo estimar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento. De forma geral, o *Log Likelihood Value* tem sido representado pela expressão “-2LL”, que nada mais é do que o logaritmo natural do *Likelihood Value* multiplicado por -2, seguindo-se de uma distribuição Qui-quadrado. Ou seja, se a probabilidade máxima de um evento ocorrer é representada no modelo logístico pelo número 1, pode-se deduzir que o nível ideal para o *Likelihood Value* é zero. Em outras palavras, quanto mais próximo de zero, maior o poder preditivo do modelo como um todo.

Cabe ainda destacar o “Pseudo R^2 ” também conhecido como R^2 Logit que expressa a variação percentual entre o *Likelihood Value* do modelo, que considera apenas a constante, e o *Likelihood Value*, que incorpora as variáveis explicativas, conforme segue a expressão:

$$R^2_{logit} = \frac{-2LL_0 - (-2LL_0)}{-2LL_0} \quad (5)$$

Outra espécie de “Pseudo R^2 ” que se assemelha ao coeficiente de determinação utilizado no modelo linear é o teste de *Cox-Snell R^2* . Trata-se de um mecanismo que pode ser utilizado para comparar o desempenho de modelos correntes. Esse indicador baseia-se no *Likelihood Value* e situa-se numa escala que começa com 0, mas não chega a 1 em seu limite superior.

$$R^2_{CS} = 1 - \left(\frac{L_0}{L_\beta}\right)^{\frac{2}{N}} \quad (6)$$

$$R^2_{CS_{MÁX}} = 1 - (L_0)^{\frac{2}{N}} \quad (7)$$

Afim de que este índice pudesse chegar ao referido limite máximo, Nagelkerke propôs um ajuste situando o indicador em uma escala que vai de zero a um, mantendo a mesma finalidade do *Cox-Snell R^2* conforme descrito na expressão:

$$\tilde{R}_N^2 = \frac{R^2_{CS}}{R^2_{CS_{MÁX}}} \quad (8)$$

E, por fim, Fávero *et alli* (2009) afirmam que a medida de ajustamento *Hosmer-Lemeshow Goodness-of-fit Test* testa se as classificações prevista para cada grupo são iguais as observadas, por meio da estratificação das observações em faixas e da aplicação de um teste Qui-quadrado (X^2) para avaliar se há diferenças significativas entre as frequências observadas e esperadas em cada faixa.

Diante do modelo exposto e com base nas demonstrações financeiras, estudar-se-á no item 4. Análise e Interpretação dos Resultados, as variáveis que melhor explicam o evento de interesse nas seguradoras brasileiras.

3.3 Indicadores para o modelo

As demonstrações financeiras fornecem uma série de dados sobre a empresa, de acordo com as regras contábeis. Assim como a maioria das empresas, as seguradoras também preparam e publicam demonstrações financeiras com o objetivo de divulgar o resultado de suas operações e sua situação financeira.

Com base nessas informações, é possível estabelecer uma série de avaliações das empresas por meio de indicadores que visam evidenciar determinado aspecto da situação econômica ou financeira de forma bastante ampla.

De acordo com Silva *et alli* (2009), para a análise de entidades seguradoras, os indicadores podem ser divididos como índices da situação financeira, que abordam a estrutura de capitais e a liquidez; índices da situação econômica, que verificam a rentabilidade da empresa e índices de atividade operacional que se diferem bastante dos indicadores de outros tipos de empresas, tanto na forma quanto na nomenclatura.

Desta forma, a seleção dos 38 indicadores considerou inicialmente os índices tradicionalmente utilizados em análise de balanços e contou com a colaboração da pesquisa bibliográfica específica de estudos de seguradoras realizada no artigo “Análise do Desempenho Econômico-Financeiro de Seguradoras” de Silva *et alli* (2009). Para os autores, os indicadores de estrutura de capital apresentados no Quadro 1 dizem respeito ao endividamento e à alavancagem das seguradoras. Os indicadores de liquidez descritos no Quadro 2 apresentam a capacidade de pagamento de uma seguradora. Com relação aos indicadores de rentabilidade, expostos no Quadro 3, é possível medir a capacidade de uma seguradora em operar de modo rentável e, por fim, no Quadro 4, apresentam-se os indicadores que representam a atividade operacional das seguradoras.

Quadro 1 : Indicadores de estrutura de capital para análise de seguradoras

Indicador	Fórmula	Descrição
Endividamento	$\frac{ET}{AT}$	(Endiv) Representa o quanto de capital de terceiros – Exigível Total (ET) – existe para cada real aplicado no Ativo Total (AT) da seguradora.
Imobilização do Capital Próprio	$\frac{AP}{PL}$	(ImobCP) Mostra o montante de capitais próprios – Patrimônio Líquido (PL) – aplicado no Ativo Permanente (AP) da seguradora.
Composição do Endividamento	$\frac{PC}{PL + ELP}$	(CompEndiv) Mede a composição do perfil do endividamento – Passivo Circulante (PC) e Exigível a Longo Prazo (ELP) – em relação aos prazos.
Cobertura Vinculada	$\frac{PTNC + PTC}{AT}$	(CobVinc) Representa o nível de comprometimento das aplicações da seguradora oferecidas como garantia para cobertura de suas provisões técnicas constituídas – Provisões Técnicas Não Comprometidas (PTNC) e Provisões Técnicas Comprometidas (PTC) – sobre o AT da seguradora.
Garantia de Capital de Terceiros	$\frac{PL}{ET}$	(GarCT) Demonstra a proporção dos capitais próprios – representados pelo PL – em relação aos capitais de terceiros – ET.
Independência Financeira	$\frac{PL}{AT}$	(IndFin) Dispõe a proporção do PL sobre o AT, demonstrando o montante de recursos próprios que a empresa aplicou em seu ativo.
Alavancagem Líquida	$\frac{PR + PC}{PL}$	(AlavLiq) Compara o volume líquido dos negócios correntes retidos pela companhia – Prêmios Retidos (PR) –, acrescido das exigibilidades correntes – PC –, contra o valor do PL.
Alavancagem Bruta	$\frac{PR + PC + RCC}{PL}$	(AlavBr) É representada pela soma à alavancagem líquida dos Resseguros e Cosseguros Cedidos (RCC). Identifica possíveis erros de precificação e na provisão de sinistros a liquidar e demonstra a adequação na transferência de riscos mediante RCC.

Fonte: Pereira (2006), Luporini (1993); Silva (1999) e Myhr e Markham (2006) apud Silva *et alli* (2009)

Quadro 2 : Indicadores de liquidez para análise de seguradoras

Indicador	Fórmula	Descrição
Liquidez Geral	$\frac{RT}{ET}$	(LiqGer) Indica a situação financeira da seguradora, medindo a sua capacidade de cumprir seus compromissos perante terceiros no longo prazo. RT corresponde ao Realizável Total.

Liquidez Corrente	$\frac{AC}{PC}$	(LiqCorr) É o quociente utilizado para medir a capacidade da seguradora em saldar seus compromissos no curto prazo, sendo AC equivalente a Ativo Circulante.
Liquidez Seca	$\frac{AC - DC_o}{PC}$	(LiqSec) Mede Considera os itens de fácil conversibilidade em dinheiro de que a empresa dispõe para pagar dívidas vencíveis no curto prazo. DCo se refere às Despesas de Comercialização.
Solvência Geral	$\frac{AT}{ET}$	(SolvGer) Mede a capacidade total da seguradora de cumprir obrigações assumidas perante terceiros, tanto no curto quanto no longo prazo.
Liquidez Operacional	$\frac{COS}{DOS}$	(LiqOp) Mede, em conjunto, o desempenho da seguradora em suas relações comerciais com o segurado (pela produção de prêmios), as seguradoras (pela transferência de riscos), a resseguradora (pelo resultado líquido das operações com aquela entidade) e seus agentes e/ou correspondentes (pela representação na angariação de negócios). Representa o grau de liquidez entre os subgrupos Créditos Operacionais com Seguros (COS), do AC, e os Débitos Operacionais com Seguros (DOS), do PC.
Índice de Liquidez	$\frac{DC + AI}{PPNG + PS}$	(IndLiq) Mede a capacidade de uma seguradora de pagar em dia os seus débitos. Quando o índice é menor do que 1, indica que a situação é indesejável, enquanto que índices maiores que 1 indicam que a seguradora poderia cobrir as responsabilidades para com os titulares de apólices convertendo em dinheiro a preços correntes os seus ativos investidos. Nesse caso, DC corresponde a Dinheiro em Caixa, AI equivale a Ativos Investidos, PPNG representa Provisão de Prêmios Não Ganhos e PS se refere a Provisão de Sinistros.
Capital Circulante Líquido	$AC - PC$	(CapCircLiq) Representa os recursos próprios da empresa aplicados no AC.

Fonte:Pereira (2006), Luporini (1993); Silva (1999) e Myhr e Markham (2006) apud Silva *et alli* (2009)

Quadro 3 : Indicadores de rentabilidade para análise de seguradoras

Indicador	Fórmula	Descrição
Margem Bruta	$\frac{RB}{PG}$	(MargBr) Representa a relação percentual entre o Resultado Bruto (RB) e os Prêmios Ganhos (PG).
Margem Operacional	$\frac{ROS}{PG}$	(MargOp) Mensura a relação entre o Resultado das Operações de Seguros (ROS) e a receita líquida de prêmios produzida no período.
Margem Líquida	$\frac{LLE}{PG}$	(MargLiq) Mensura a relação entre o Lucro Líquido do Exercício (LLE), depois de deduzida a contribuição social e o imposto de renda, e a receita líquida de prêmios produzida no período.
Participação do Resultado Patrimonial	$\frac{RP}{LLE}$	(PartResPat) Mede quanto do lucro da seguradora é composto por resultados em coligadas, controladas e aluguéis de imóveis, sendo RP o Resultado Patrimonial. Quando o resultado for negativo, a avaliação consistirá em averiguar quanto do lucro da seguradora foi perdido em função desses investimentos.
Retorno sobre o PL	$\frac{LLE}{PLM}$	(RetPL) Apura o grau de maximização da riqueza do acionista, ou seja, a lucratividade dos investimentos, comparando o LLE com o

		Patrimônio Líquido Médio (PLM) do período.
Índice do Resultado Financeiro	$\frac{RF}{PG}$	(IndRF) O Resultado Financeiro (RF), quando comparado com os PG, propicia uma visão das receitas decorrentes de aplicações financeiras ou imobilizações técnicas.
Retorno dos Ativos Financeiros	$\frac{RF}{AF}$	(RetAF) Além de medir o retorno obtido nas Aplicações Financeiras (AF), pode medir a eficiência da gestão do caixa da seguradora.
Rentabilidade do Ativo	$\frac{LLE}{ATM}$	(RentAtiv) Demonstra o retorno obtido com a utilização dos ativos, sendo ATM o Ativo Total Médio.
Giro do Ativo	$\frac{PG}{AT}$	(GirAtiv) Verifica o incremento na seguradora, obtido em função da geração da receita operacional, apurado dentro do conceito de competência, ou seja, PG.
Mutações do Patrimônio Líquido	$PLF - PLI$	(MultPL) Mostra a variação do PL entre exercícios, demonstrando a evolução ou involução do mesmo. Diferença entre PL final e PL inicial.

Fonte: Pereira (2006), Luporini (1993); Silva (1999) e Myhr e Markham (2006) apud Silva *et alli* (2009)

Quadro 4: Indicadores de atividade operacional para análise de seguradoras

Indicador	Fórmula	Descrição
Retenção de Terceiros	$\frac{PCo + PRC}{PE - PR_{es}}$	(RetTerc) Representa a quota dos riscos não assumidos pela seguradora em cada contrato, repassados às demais companhias seguradoras e resseguradoras. Neste caso, PCo corresponde a Prêmios de Cosseguros, PRC representa Prêmios de Resseguros Cedidos, PE se refere a Prêmios Emitidos e PR _{es} equivale a Prêmios Restituídos.
Retenção Própria	$\frac{PR}{PE - PR_{es}}$	(RetProp) Indica o nível de retenção própria da seguradora sobre o montante de prêmios de sua emissão, líquidos de restituições.
Sinistralidade	$\frac{SR}{PG}$	(Sinist) Mede, comparativamente, o nível da despesa líquida de sinistros com a receita líquida de prêmio, sendo SR o Sinistro Retido.
Custo de Comercialização	$\frac{DCo}{PG}$	(CustCom) Mede a proporcionalidade entre as DCo dos produtos e as receitas líquidas de prêmios.
Custo Administrativo	$\frac{DA_{dm}}{PG}$	(CustAdm) Expressa o resultado da relação das Despesas Administrativas (DAdm) com a receita líquida de prêmios.
Índice de Overhead	$\frac{DA + DT + OR}{DO}$	(IndOv) Extensão do indicador custo administrativo que avalia, além das despesas administrativas, as Despesas com Tributos (DT) e também Outras Receitas (OR) ou Despesas Operacionais (DO).
Índice Combinado	$\frac{SR + DCo}{PG}$	(IndComb) Reflete o resultado das operações básicas de seguro, estabelecendo a relação entre receitas e despesas da seguradora de natureza exclusivamente operacional. Se o resultado desse indicador for superior a 100%, tem-se uma descapitalização da empresa para manutenção da atividade; se for menor que 100%, tem-se a situação de capitalização de recursos originários das operações.

Índice Combinado Ampliado	$\frac{SR + DC_0 + DA}{PG + RF}$	(IndCombAmp) Ampliação do índice combinado mediante a agregação do RF aos PG da seguradora.
Prêmio Margem	$\frac{PR}{PL}$	(PrMarg) Expressa se a seguradora terá problemas futuros de solvência, considerando que o PL, embora ajustado, é também a base para o cálculo da margem de solvência da seguradora.
Adequação das Provisões de Sinistros a liquidar	$\frac{PSL}{PL}$	(AdqPSL) Tem por objetivo avaliar o possível impacto no PL, provocado por deficiência ou redundância da Provisão de Sinistro a Liquidar (PSL).
Coefficiente de Geração de Resultados Futuros	$\frac{PPNG}{PL}$	(CoefGerRF) Mostra o grau de contribuição dos recursos de terceiros ainda não apropriados em receitas, em relação ao PL.
Coefficiente de Formação de Provisões Técnicas	$\frac{PTP}{PR}$	(CoefProv) Mede a parcela da produção da seguradora destinada à formação da Provisão Técnica de Prêmios (PTP).
Índice de Capacidade de Emissão	$\frac{PEL}{PL}$	(IndCapEmis) Mede o volume de prêmios referentes a novas apólices que uma seguradora pode emitir, relacionando o total dos Prêmios Emitidos Líquidos (PEL) de uma seguradora ao seu PL. Um crescimento rápido aumenta o índice; porém, uma seguradora que aumenta rapidamente o volume dos PE pode tornar-se tecnicamente insolvente, já que o crescimento aumenta o volume PE e reduz o PL por causa da imediata dedução das despesas com a aquisição das apólices.

Fonte: Pereira (2006), Luporini (1993); Silva (1999) e Myhr e Markham (2006) apud Silva *et alli* (2009)

No próximo item, apresentar-se-á a metodologia do presente estudo, apresentando a população de pesquisa e a amostra a ser utilizada.

3. Procedimentos Metodológicos

O Sistema de Estatísticas da SUSEP (SES) disponibiliza informações do mercado extraídas do Formulário de Informações Periódicas (FIP) que é enviado pelas companhias seguradoras em atendimento às normas vigentes. A base de dados disponibilizada em Microsoft Access[®] contém informações com a movimentação de operações por ramo de companhias seguradoras, resseguradoras, entidades abertas de previdência privada e sociedades de capitalização a partir de Janeiro de 1995.

No estudo, serão adotadas as informações relativas aos ramos de Seguro de Pessoas conforme disposto na Circular SUSEP N°395, de 31 de Dezembro de 2009, com o intuito de se obter uma amostra mais homogênea. As informações utilizadas neste estudo correspondem ao período de Janeiro de 1999 a Dezembro de 2010 e a população de pesquisa foi constituída por entidades seguradoras brasileiras, sendo selecionadas inicialmente 138 entidades autorizadas a operar em seguros privados no País sendo 5 insolventes conforme disposto no sítio eletrônico da SUSEP em Entidades Submetidas a Regime Especial.

Para o cálculo dos indicadores contábeis, foram utilizadas as informações contidas nas tabelas de “Contas Patrimoniais” e “Prêmios e Sinistros”. Com estas informações foi possível calcular 20 dos 38 indicadores apresentados. Os indicadores calculados foram: Endiv, ImobCP, CompEndiv, CobVinc, GarCT, IndFin, AlavLiq, LiqGer, LiqCorr, LiqSec, SolvGer, CapCircLiq, MargBr, MargOp, GirAtiv, MultPL, Sinist, CustCom, IndComb e PrMarg sendo 7 indicadores de estrutura de capital, 5 indicadores de liquidez, 4 indicadores de rentabilidade e 4 indicadores de atividade operacional já demonstrados anteriormente.

Para a elaboração do modelo de Regressão Logística com o auxílio do *software* SPSS®, a variável “*default*” foi adotada como variável dependente e os demais indicadores, como variáveis independentes.

Para tratamento estatístico, devido ao razoável número de variáveis, o modelo foi elaborado a partir do método *stepwise forward* em que as variáveis independentes são escolhidas de forma sequencial de acordo com o seu poder explicativo ou preditivo minimizando o número de variáveis e maximizando a precisão do modelo. Foi selecionado também o teste *Hosmer-Lemeshow* que é muito utilizado para verificar até que ponto existe correspondência entre a classificação realizada pelo modelo e a realidade observada.

O *classification cutoff* que nos permite selecionar um ponto de corte para a classificação dos indivíduos foi de 0,5 uma vez que definem probabilidades iguais para os dois grupos.

4. Análise e Interpretação dos Resultados

A amostra analisada no *software* SPSS® foi composta por 1325 observações sendo utilizadas pelo modelo 83,6% (1108) das informações com não aproveitamento de 16,4% (217) devido à falta de dados disponíveis pela SUSEP para algumas entidades seguradoras.

Inicialmente, o modelo apresentou um percentual de acerto equivalente a 98,6% e considerou que 100% das empresas seguradoras são solventes. Isto é, o modelo classificou corretamente aquelas que de fato honraram com as suas obrigações, mas incorretamente as seguradoras que apresentaram estado de insolvência no período de 1999 a 2010.

A estatística Wald consumiu 4 passos até se obter o modelo final e, observado as significâncias estatísticas, constatamos que o coeficiente apresenta valor significativo a cada passo. Com 2 graus de liberdade no último passo, que correspondem à diferença entre o número de parâmetros estimados no modelo inicial e final, pode-se afirmar que pelo menos um dos coeficientes da Regressão é diferente de zero. Ou seja, rejeitamos a hipótese de nula de que todos os parâmetros estimados são nulos.

Desta forma, observa-se que durante os passos 1, 2 e 3, conforme uma nova variável era incluída no modelo, a estatística de probabilidade *-2 Log likelihood* diminuiu significativamente de 111,616 para 92,904 indicando uma melhora no modelo, entretanto, houve um leve aumento do passo 3 para o passo 4 apresentando o valor de 94,991. No primeiro passo, o teste *Cox & Snell R²* indicava que cerca de 4% das variações ocorridas no log da razão de chance podiam ser explicadas pelo conjunto das variáveis independentes enquanto que no último passo este valor subiu para 5,6%. O

teste *Nagelkerke R²* representa uma versão do *Cox & Snell* adaptada para fornecer valores entre 0 e 1 e por esta medida foi possível notar que o modelo foi capaz de explicar 31,3% das variações registradas na variável dependente no passo 1 e 41,9% no passo 4.

Segundo Corrar *et alli* (2007), o teste *Hosmer Lemeshow* testa a hipótese de que não há diferenças significativas entre os resultados preditos pelo modelo e os observados. Neste caso, o melhor ajuste do modelo é indicado por uma diferença menor na classificação observada e prevista, isto é, um bom ajuste de modelo é indicado por um valor *chi-quadrado* não significativo. O valor da estatística do teste de *Hosmer-Lemeshow* calculada pelas frequências da Tabela 1: Tabela de Contingência para o teste de *Hosmer-Lemeshow* foi de 6,783 e o nível de significância com 8 graus de liberdade corresponde a 0,560 aceitando a hipótese de que não existem diferenças significativas entre os valores esperados e observados. Essas medidas combinadas sugerem a aceitação do modelo apresentado no último passo como um modelo significativo de regressão logística.

	Solventes		Insolventes		Total
	Observado	Esperado	Observado	Esperado	
1	111	110,827	0	0,173	111
2	111	110,788	0	0,212	111
3	110	110,748	1	0,252	111
4	111	110,698	0	0,302	111
5	111	110,638	0	0,362	111
6	111	110,529	0	0,471	111
7	110	110,353	1	0,647	111
8	111	110,100	0	0,900	111
9	111	109,771	0	1,229	111
10	96	98,548	13	10,452	109

Tabela 1: Tabela de Contingência para o teste de *Hosmer-Lemeshow*

Após verificar o bom ajuste do modelo resultante do processo *stepwise*, procedeu a análise de associação das variáveis independentes a partir dos resultados demonstrados na

Tabela 2 : Estimativa dos parâmetros β , seu desvio padrão (SE), teste de *Wald* e $\text{Exp}(\beta)$.

Para a importância de cada variável no modelo, foi verificada a estatística do teste de *Wald*, no qual se observou que apenas as variáveis *CompEndiv* (*Wald*= 1,249 e *p*-valor=0,264) e *AlavLiq* (*Wald*=0,565 e *p*-valor=0,452) no passo 3 não apresentaram nível de significância aceitável. O modelo foi finalizado no passo 4 apresentando as variáveis *ImobCP* (*Wald*=11,273 e *p*-valor=0,001) e *CompEndiv* (*Wald*=54,6 e *p*-valor=0,000) significativas e indicando que existe evidência suficiente de que os coeficientes de β_i são diferentes de zero para um nível de significância de 5%, baseados no teste de *Wald* aplicado individualmente. Tais variáveis são estatisticamente significativas como fatores de previsão de insolvência para as seguradoras brasileiras.

Step	Variável Independente	β	SE(β)	Teste de Wald			Exp(β)
				Valor	gl	p-valor	
1	AlavLiq	0,138	0,019	54,151	1	0,000	1,148
	Const	-5,343	0,403	175,481	1	0,000	0,005
2	ImobCP	1,831	0,619	8,76	1	0,003	6,239
	AlavLiq	0,161	0,022	54,518	1	0,000	1,174
	Const	-6,351	0,609	108,774	1	0,000	0,002
3	ImobCP	2,248	0,713	9,951	1	0,002	9,469
	CompEndiv	0,593	0,531	1,249	1	0,264	1,809
	AlavLiq	-0,389	0,517	0,565	1	0,452	0,678
	Const	-6,435	0,697	85,301	1	0,000	0,002
4	ImobCP	2,191	0,653	11,273	1	0,001	8,946
	CompEndiv	0,192	0,026	54,6	1	0,000	1,212
	Const	-6,569	0,655	100,441	1	0,000	0,001

Tabela 2 : Estimativa dos parâmetros β , seu desvio padrão (SE), teste de Wald e Exp(β)

Com a inclusão das variáveis independentes no modelo, o percentual de acerto variou de 98,5% a 98,8% indicando 98,6% no passo final, entretanto, apesar do nível de acerto permanecer praticamente constante, o modelo apresentou uma sensível melhoria na classificação das seguradoras que assumiram o status de insolventes no período de estudo. Como elas representam a minoria da amostra, a princípio foram classificadas como solventes apresentando um nível de acerto igual a zero. Este número subiu para 26,7% com 98,6% de acurácia nas predições.

Considerando ainda a

Tabela 2 : Estimativa dos parâmetros β , seu desvio padrão (SE), teste de Wald e Exp(β), observamos que o coeficiente das variáveis possuem sinal positivo evidenciando que qualquer variação positiva nessas variáveis concorrem para aumentar a probabilidade das seguradoras analisadas tornarem-se insolventes e mantendo-se as demais variáveis independentes constantes, a chance deste mesmo evento ocorrer aumenta em 8,946 vezes quando a Imobilização do Capital Próprio apresentar valores muito altos se comparados com o seu histórico e com as demais entidades. Da mesma forma, a chance da ocorrência do evento de interesse aumenta em 1,212 quando a Composição do Endividamento apresentar valores muito elevados uma vez que quanto menores forem os valores para estes indicadores, melhor será a análise da empresa seguradora.

O modelo final resultando do *stepwise* da regressão logística pode ser apresentado pela seguinte expressão:

$$\text{logit (Insolvência)} = \beta_0 + \beta_1 \text{ImobCP} + \beta_2 \text{CompEndiv} \quad (9)$$

Substituindo-se os parâmetros pelas estimativas encontradas pelo método clássico de verossimilhança, temos:

$$\text{logit (Insolvência)} = -6,569 + 2,191 \text{ ImobCP} + 0,192 \text{ CompEndiv} \quad (10)$$

Cabe ainda ressaltar que as duas variáveis que melhor explicam o modelo são oriundas de um grupo de indicadores que visam explicar a estrutura de capital das empresas e se destacam por apresentarem uma importante contribuição à análise de solvência uma vez que representam a essência deste tema.

5. Considerações Finais

Tendo em vista a preocupação acerca da solidez no mercado segurador, os dados contábeis foram capazes de constituir um modelo logístico para a previsão de insolvência das seguradoras brasileiras com precisão de 98,6% atestando boa capacidade de previsão do modelo proposto.

Este estudo utilizou a pesquisa bibliográfica a respeito dos indicadores contábeis realizada no artigo “Análise do Desempenho Econômico-Financeiro de Seguradoras” de Silva *et alli* (2009) que selecionou 38 índices tradicionalmente utilizados em análise de balanços para a análise de empresas em geral. Com as informações disponibilizadas no Sistema de Estatísticas da SUSEP (SES) da SUSEP, foi possível calcular 20 dos 38 indicadores propostos.

Os dados utilizados referem-se ao período de Janeiro de 1999 a Dezembro de 2010 e a população de pesquisa foi constituída por entidades seguradoras brasileiras do ramo de Pessoas, sendo selecionadas 138 entidades sendo 133 solventes e 5 insolventes conforme a classificação de Regime Especial disposto no sítio eletrônico da SUSEP.

Após a seleção das variáveis, o modelo bem como o seu tratamento estatístico foi elaborado com o auxílio do *software* SPSS[®] e percebeu-se que não houve diferenças estatisticamente significativas ao nível de 5% de confiança entre as variáveis adotadas no último passo conforme a adoção do método *stepwise forward*.

A previsão de insolvência sugerida no presente estudo pode ser motivada por diversos fatores descritos pelo modelo de regressão logística utilizado neste trabalho tais como a liquidez capaz de refletir a capacidade de pagamento das entidades seguradoras, a rentabilidade de seus ativos ou até mesmo a atividade operacional das entidades analisadas, entretanto, conforme disposto no item 3.3 Indicadores para o modelo, os índices que melhor explicaram o modelo (ImobCP e CompEndiv), relacionam-se ao Quadro 1 : Indicadores de estrutura de capital para análise de seguradoras, que demonstram o endividamento e a alavancagem das seguradoras. Estes indicadores procuram evidenciar a política de decisões financeiras da empresa, em termos de obtenção e aplicação dos recursos vitais à solvência das empresas.

6. Referências

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Circular SUSEP Nº253, de 2004.** “Estabelece questionário sobre os riscos, em especial os de subscrição, suportados pelas sociedades seguradoras e dá outras providências”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Circular SUSEP Nº395, de 2009.** “Estabelece a codificação dos ramos de seguro e dispõe sobre a classificação das coberturas contidas em planos de seguro, para fins de contabilização”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Circular SUSEP Nº 411, de 2010.** “Dispõe sobre os critérios de apuração do capital adicional baseado nos riscos de subscrição das sociedades seguradoras, alterando os anexos da Resolução CNSP nº 158, de 26 de dezembro de 2006, de forma a adaptá-los à codificação de ramos de seguro instituída pela Circular SUSEP nº 395, de 03 de dezembro de 2009, e dá outras providências”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Circular SUSEP Nº 412, de 2010.** “Dispõe sobre instruções complementares para plano corretivo de solvência e plano de recuperação de solvência.”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 8, de 21 de julho de 1989.** “Margem de Solvência para Seguradoras”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 155, de 2006.** “Dispõe sobre o capital mínimo requerido para autorização e funcionamento das sociedades seguradoras e dá outras providências”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 156, de 2006.** “Cria o Plano Corretivo de Solvência das Sociedades Seguradoras”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 157, de 2006.** “Cria o Plano de Recuperação de Solvência das Sociedades Seguradoras”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 158, de 2006.** “Dispõe sobre as regras sobre o capital adicional baseado nos riscos de subscrição das sociedades seguradoras e dá outras providências”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 178, de 2007.** “Dispõe sobre o capital mínimo requerido para autorização e funcionamento das sociedades seguradoras e dá outras providências”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 227, de 2010.** “Dispõe sobre o capital mínimo requerido para autorização e funcionamento e sobre planos corretivos e de recuperação de solvência das sociedades seguradoras, das entidades abertas de previdência complementar, das sociedades de capitalização e dos resseguradores locais”.

BRASIL. Superintendência de Seguros Privados. **Resolução CNSP Nº 228, de 2010.** “Dispõe sobre os critérios de estabelecimento do capital adicional baseado no risco de crédito das sociedades seguradoras, entidades abertas de previdência complementar, sociedades de capitalização e resseguradores locais.”.

Relatório CGSOA/CORIS - Regulação do Risco de Crédito. Relatório inicial da SUSEP (2010) < <http://www.susep.gov.br/download/numermercado/RelInicialRiscoCred.pdf> >

BUSSAB, Wilton de O.; MORETTIN, Pedro A. Estatística Básica – 5a. edição. São Paulo, Editora Atlas. 2002

CHAN, Betty Lilian; SILVA, Fabiano Lopes; MARTINS, Gilberto de Andrade. Novas regras de solvência no Mercado Segurador Brasileiro: uma reflexão acerca do modelo adotado. Congresso USP. 2008



Desafios e Tendências da Normatização Contábil

CORRAR, Luiz J.; PAULO Edilson; DIAS FILHO, José Maria. *Análise Multivariada para os cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia – 1a. edição.* São Paulo, Editora Atlas. 2007

COSTA, Jorge Andrade. *Harmonização dos procedimentos e das normas contábeis das operações de seguros dos países do Mercosul: um estudo comparativo com as propostas do Mercosul e do IASB.* 2004

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia; SILVA, Fabiana Lopes; CHAN, Betty Lilian. *Análise de dados - Modelagem Multivariada para Tomada de Decisões – 1a. edição.* Rio de Janeiro, Elsevier. 2009

MÁRIO, Poueri; CARDOSO, Ricardo Lopes; MARTINS, Ivinícius Aversari; MARTINS, Eliseu. *Insolvência, Regulação, e Valor de Liquidação no Mercado de Seguros Brasileiro.* *Contab. Vista & Ver.*, v.17, n.4, p.73-95, out./dez. 2006

MATARAZZO, Dante, C.. *Análise Financeira de Balanços – Abordagem básica e gerencial – 6a. edição.* São Paulo, Atlas. 2003

MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; JR.; Walter Lee Ness. *Um Modelo de Previsão de Solvência Utilizando Regressão Logística.* *RAC*, v.6, n.3. Set./Dez. 2002: 109-128

PINHEIRO, Laura Edith Toboada; SANTOS, Carla Poliana; COLAUTO, Romualdo Douglas; PINHEIRO, Juliano Lima. *Validação de Modelos Brasileiro de Previsão de Insolvência.* *Contab. Vista & Ver.*, v.18, n.4, p.83-103, out./dez. 2007

SILVA, Fabrício de Farias; SOUZA, Antônio Arthur; MACEDO, Marcelo Alvaro da Silva; LARA, Cynthia Oliveira. *Análise do Desempenho Econômico-Financeiro de Seguradoras.* XXXIII Encontro da ANPAD. 2009

SILVA, José Pereira. *Gestão e Análise de Risco de Crédito – 3a. edição.* São Paulo, Atlas. 1997