

VALIDAÇÃO E MELHORIA DE COMPOSIÇÃO DE ÍNDICES POR REGRESSÃO MÚLTIPLA ATRAVÉS DA MATEMÁTICA NEBULOSA

Autor

ROQUE BRINCKMANN

Universidade Federal de Santa Catarina

RESUMO

A Contabilidade pode ser considerada como uma metodologia a serviço de pessoas físicas e jurídicas, pela qual se podem operar e interpretar, de forma perfeitamente sistematizada, informações econômicas, financeiras e patrimoniais destas entidades. Isto faz da Contabilidade um instrumento gerencial altamente qualificado para o planejamento, organização, direção, controle e tomada de decisão. A sistematização das informações contábeis se dá por sua compilação em diferentes peças, cada uma com sua especificidade. Através do cruzamento e composição dos dados na forma de índices contábil-financeiros, o tomador de decisão pode inferir sobre a saúde econômico-financeira da empresa. Neste contexto é muito utilizada a regressão linear múltipla adicionada de análise discriminante, para produzir equações que evidenciam o comportamento conjunto destas relações. Como a técnica da regressão apresenta desvantagens e limitações, neste trabalho é apresentado um método heterodoxo para agrupamento de índices contábil-financeiros, que aplica a matemática nebulosa sobre estas composições, utilizando uma interface gráfica bastante intuitiva. Ao final se alcança uma instrumentação inovadora para a análise conjunta de índices, que permite ao analista novas formas de exame das peças contábeis.

1 INTRODUÇÃO

Numa composição sucinta, a Contabilidade pode ser concebida como uma metodologia a serviço de pessoas físicas e jurídicas, que possibilita:

- captar;
- registrar;
- acumular;
- resumir; e
- interpretar os fenômenos que afetam as situações
- patrimoniais;
- financeiras; e
- econômicas de qualquer entidade, pública ou privada. (IUDÍCIBUS et al., 1998).

A partir desta representação conceitual, pode-se projetar a Contabilidade como um manancial de dados dispostos de forma perfeitamente sistematizada, cuja concentração de informações se constitui em instrumento gerencial altamente qualificado. O aspecto gerencial

decorre da amplitude de possibilidades de intervenção nos principais domínios administrativos: planeamento, organização, direção e controle.

A principal característica como ferramenta de gerência, é a sua utilização como valioso recurso de análise na tomada de decisão. Desta forma, as entidades beneficiam-se da eficiente compilação da informação sistematizada pelo método contábil, que permite conjecturas e operações adicionais específicas sobre os dados disponíveis, possibilitando decidir com eficácia no remetimento estratégico da organização. Esta importância amplia-se na medida em que é das estratégias que decorre a sobrevivência da organização num mundo eminentemente capitalista, em que a competitividade da empresa é peça fundamental na sua continuidade. (ALBERTON, 2002).

Este papel de crescente importância no aspecto de gestão da empresa, passou a adquirir maior valor a partir do momento em que a Contabilidade integrou-se em definitivo ao ambiente computacional. Nas palavras de Boucinhas, in Iudícibus et al (1998), "A Contabilidade [...] constitui parte do que se convencionou chamar 'a ciência da informática' ", percebe-se de forma clara a recepção da Ciência Contábil pelo mundo digital.

Como se percebe nesta abordagem introdutória, crescentemente o tratamento de grande parte do processo de contabilização é procedido por computadores e softwares, que dinamizam as possibilidades contábeis: captar, registrar, acumular, resumir e interpretar a fenomenologia contábil. Esta progressão da informatização passa a permitir a clientes internos e externos às organizações maior rapidez e amplitude de análise da informação contábil, com ênfase específica, neste trabalho, ao quesito interpretação das demonstrações contábeis.

2 A PROBLEMÁTICA DA ANÁLISE DE BALANÇOS PELA COMPOSIÇÃO DE ÍNDICES CONTÁBEIS

Este artigo estuda as possibilidades de uso da informação contábil pelos clientes externos à organização, mais especificamente as instituições passíveis de fornecerem crédito na forma de financiamentos de qualquer prazo, e os investidores em geral.

Na concessão de financiamentos, além de analisar aspectos não-financeiros da empresa, como a idade de seus equipamentos e o grau de satisfação de seus colaboradores, as instituições creditícias focalizam grande parte de seu exame na *análise das demonstrações contábeis* da organização demandante do crédito. (BCN, 2003).

Entre as técnicas de análise das demonstrações contábeis, a da *avaliação de índices contábeis compostos* interessa mais pontualmente à tarefa de pesquisa aqui empreendida. Através desta técnica são estabelecidas relações entre grandezas abstraídas das demonstrações contábeis, resultando em índices que permitem ao analista obter maior e melhor performance no seu processo avaliatório, importando salientar que tais técnicas são amplamente utilizadas pelos analistas, mormente pelos concessionários de financiamentos. (MARION, 2003).

De forma mais específica e eficaz, a análise conjunta de índices possibilita maior poder de explicação na construção de modelos de análise. Esta análise contempla todos os aspectos que possam evidenciar a condição da empresa no mercado e mesmo a conjuntura do conglomerado do qual ela participa. A modelagem matemática do conjunto das possíveis interações destes índices costuma ser realizada através de *regressões lineares múltiplas (RLM) adicionadas de análise discriminante*. Este tipo de modelagem habitualmente apresenta dificuldades, a saber: (HOCHHEIM, 1999):

- aquelas decorrentes da complexidade inerente aos testes complementares para sua validação;

- a dificuldade de lidar com amostras de pequeno tamanho;
- as dificuldades para analisar um número grande de variáveis.

A estas dificuldades, acrescenta-se a ausência de transparência sobre os efeitos do fenômeno matemático que subjaz no cálculo da regressão, além das *restrições e advertências* quanto ao uso de índices financeiros e econômicos em análise de balanços, fato que costuma ser freqüentemente citado em obras do assunto.

Neste artigo, maior dificuldade motiva a busca por melhor performance da RLM, é que esta poderosa ferramenta de estatística inferencial não costuma oferecer melhor mecanismo de análise que consiga conciliar quantidades percebidas e seus respectivos impactos qualitativos no ajuizamento de valor (BRINCKMANN, 2004).

Estas constatações levam ao estabelecimento da seguinte problemática: em face das dificuldades no uso destes índices e as indesejáveis desabilidades decorrentes, existirá metodologia heterodoxa que possa validar e apontar melhorias aos modelos de regressão linear múltipla? Como resposta este artigo aponta a matemática nebulosa / lógica difusa como ferramenta de contorno, que viabiliza e direciona melhoramentos aos modelos de RLM.

3 METODOLOGIA

De maneira direta, toda a metodologia de pesquisa consiste de uma seqüência de etapas de trabalho. Cada etapa possui a finalidade primeira de desenvolver e encadear o raciocínio utilizado para que as observações efetuadas possam sustentar os objetivos traçados, justificando a pesquisa em sua finalidade.

Na primeira etapa será analisada uma aplicação em que se aproveita um exemplo de caso adaptado da literatura acessada. Nesta etapa amplia-se este estudo, apresentando de forma extensiva a ferramenta de análise por regressão linear múltipla com análise discriminante, sua potencialidade, complexidade e limitações.

A segunda etapa é também de aplicação, na qual se desenvolve o emprego de metodologia matemática atual e alternativa à análise de regressão linear múltipla com análise discriminante. A aplicação desenvolve-se sobre os mesmos dados do exemplo utilizado na segunda etapa, a fim de permitir a comparação entre os modelos.

4 A ANÁLISE CONJUNTA DE ÍNDICES POR RLM+ANÁLISE DISCRIMINANTE

A análise conjunta de índices por RLM+análise discriminante consiste na formulação de equações lineares compostas pela combinação de dois ou mais índices extraídos das demonstrações financeiras. Estas composições ampliam consideravelmente o poder de análise, porque utilizam a técnica estatística da regressão linear múltipla, associada à análise discriminante pela média, constituindo-se em ferramentas de inferência de grande efeito analítico (GUJARATI, 2000).

Em síntese, através da regressão linear múltipla de um conjunto de dados amostrais, constrói-se um modelo que pretende explicar o comportamento geral das populações quanto à interação entre os elementos considerados, implicando dimensionar e entender o resultado destas interações.

Iudícibus (1998) menciona o autor Edward I. Altman, como sendo um dos pioneiros no uso de técnicas quantitativas para construção de modelos de referência e de decisão rápidos e eficazes. Conforme Iudícibus, Altman, em seu *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*¹ (*Journal of Finance*, 23 de setembro de

¹ *Quocientes, Análise Discriminate e Predição de Falências*. [Trad. pelo Autor]

1968), apresenta um modelo que combina certos índices para estimar a probabilidade de uma empresa ir à falência. Mais adiante, Iudícibus apresenta Stephen C. Kanitz, livre docente da USP e articulista de renome nacional e internacional, que desenvolveu um modelo linear de previsão de falências que ficou conhecido como "Termômetro da Insolvência".

A fim de ilustrar o método utilizado por Kanitz, será apresentada uma adaptação do exame de um exemplo-modelo encontrado em Kassaiz (2000), o qual terá sua análise de regressão aprofundada quanto a considerações sobre os resultados obtidos.

4.1 Regressão como Ferramenta de Construção do Modelo

Os dados da Tabela 1 se referem a vinte empresas, dez delas *solventes* e dez delas declaradas *insolventes*. Foram calculados três índices de cada empresa, sendo que estes índices não foram propositalmente distinguidos, para deixar patente que o analista pode utilizar as mais variadas combinações de índices, seja *qualitativamente* ou *quantitativamente*, fato que propicia a montagem de modelos personalizados, como o foi o de Kanitz.

Empresa	Índice 1	Índice 2	Índice 3	Classificação da Empresa	
1	8,1	0,13	0,64	2	Solvente
2	6,6	0,1	1,04	2	Solvente
3	5,8	0,11	0,66	2	Solvente
4	12,3	0,09	0,8	2	Solvente
5	4,5	0,11	0,69	2	Solvente
6	9,1	0,14	0,74	2	Solvente
7	1,1	0,12	0,63	2	Solvente
8	8,9	0,12	0,75	2	Solvente
9	0,7	0,16	0,56	2	Solvente
10	9,8	0,12	0,65	2	Solvente
11	7,3	0,1	0,55	1	Insolvente
12	14	0,08	0,46	1	Insolvente
13	9,6	0,08	0,72	1	Insolvente
14	12,4	0,08	0,43	1	Insolvente
15	18,4	0,07	0,52	1	Insolvente
16	8	0,08	0,54	1	Insolvente
17	12,6	0,09	0,3	1	Insolvente
18	9,8	0,07	0,67	1	Insolvente
19	8,3	0,09	0,51	1	Insolvente
20	20,3	0,13	0,79	1	Insolvente

Tabela 1 - Dados para cálculo do Índice de Insolvência

Na Tabela 2 estão listados todos os resultados relevantes obtidos pela regressão linear múltipla dos dados constantes na Tabela 1.

RESUMO DOS RESULTADOS

<i>Estatística de regressão</i>	
R múltiplo	0,82930669
R-Quadrado	0,687749587
R-quadrado ajustado	0,629202634
Erro padrão	0,312375182
Observações	20

ANOVA

	<i>gl</i>	<i>SQ</i>	<i>MQ</i>	<i>F</i>	<i>F de significação</i>
Regressão	3	3,438747934	1,146249311	11,74697499	0,000256375
Resíduo	16	1,561252066	0,097578254		
Total	19	5			

	<i>Coefficientes</i>	<i>Erro padrão</i>	<i>Stat t</i>	<i>valor-P</i>
Interseção	0,168814233	0,469102492	0,359866418	0,723653039
Variável X 1	-0,036417167	0,016226195	-2,244344185	0,039305139
Variável X 2	8,842084294	3,259954053	2,712334024	0,015378389
Variável X 3	1,197823033	0,465805973	2,571506384	0,020491648
<i>(cont.)</i>	<i>95% inferiores</i>	<i>95% superiores</i>	<i>Inferior 95,0%</i>	<i>Superior 95,0%</i>
Interseção	-0,825638401	1,163266868	-0,825638401	1,163266868
Variável X 1	-0,070815157	-0,002019177	-0,070815157	-0,002019177
Variável X 2	1,931291983	15,75287661	1,931291983	15,75287661
Variável X 3	0,210358706	2,185287361	0,210358706	2,185287361

Resíduos

<i>Observação</i>	<i>Y previsto</i>	<i>Resíduos</i>	<i>Resíduos padrão</i>
1	1,78991288	0,21008712	0,73289155
2	2,058405315	-0,058405315	-0,203747674
3	1,720787139	0,279212861	0,974037564
4	1,474929092	0,525070908	1,831716441
5	1,804064147	0,195935853	0,683524678
6	1,96169886	0,03830114	0,133614008
7	1,944433976	0,055566024	0,193842771
8	1,804118837	0,195881163	0,68333389
9	2,228836602	-0,228836602	-0,798299354
10	1,651561084	0,348438916	1,215533526
11	1,445980012	-0,445980012	-1,555806861
12	0,917339234	0,082660766	0,288363117
13	1,389008758	-0,389008758	-1,357061926
14	0,939672011	0,060327989	0,210454947
15	0,740552239	0,259447761	0,905086767
16	1,231668079	-0,231668079	-0,808176997
17	0,865092426	0,134907574	0,470626763
18	1,23341333	-0,23341333	-0,814265326
19	1,273229081	-0,273229081	-0,953163072
20	1,525296898	-0,525296898	-1,832504811

Tabela 2 - Resumo dos resultados da regressão.

O trabalho de cálculo foi efetuado através do *software* Excel^{®2}, versão 2000. Da Tabela 2 resulta a equação linear que descreve o modelo obtido.

$$Y = 0,169 - 0,036X_1 + 8,842X_2 + 1,198X_3 \quad [1]$$

A equação acima apresenta uma interface pouco amigável para o usuário, sendo interessante a construção de algum dispositivo que facilite o entendimento dos resultados

² Marca pertencente à *Microsoft Corporation*.

inferidos da sua manipulação. Para tanto, lança-se mão da *análise discriminante pela média*, pela qual se poderá enquadrar os resultados numéricos numa escala ordinal qualitativa. Com isto, o que se espera criar é uma espécie de "termômetro" que indique o grau de insolvência (ou solvência) de uma empresa em análise.

Empresa	Índice 1	Índice 2	Índice 3	Classificação da Empresa		Índice de Insolvência
1	8,1	0,13	0,64	2	Solvente	1,790
2	6,6	0,1	1,04	2	Solvente	2,058
3	5,8	0,11	0,66	2	Solvente	1,721
4	12,3	0,09	0,8	2	Solvente	1,475 Média
5	4,5	0,11	0,69	2	Solvente	1,804 do grupo = 1,844
6	9,1	0,14	0,74	2	Solvente	1,962 <i>solvente</i>
7	1,1	0,12	0,63	2	Solvente	1,944
8	8,9	0,12	0,75	2	Solvente	1,804
9	0,7	0,16	0,56	2	Solvente	2,229
10	9,8	0,12	0,65	2	Solvente	1,652
11	7,3	0,1	0,55	1	Insolvente	1,446
12	14	0,08	0,46	1	Insolvente	0,917
13	9,6	0,08	0,72	1	Insolvente	1,389
14	12,4	0,08	0,43	1	Insolvente	0,940 Média
15	18,4	0,07	0,52	1	Insolvente	0,741 do grupo = 1,156
16	8	0,08	0,54	1	Insolvente	1,232 <i>insolvente</i>
17	12,6	0,09	0,3	1	Insolvente	0,865
18	9,8	0,07	0,67	1	Insolvente	1,233
19	8,3	0,09	0,51	1	Insolvente	1,273
20	20,3	0,13	0,79	1	Insolvente	1,525

Tabela 3 - Dados para a *análise discriminante*.

4.2 A Análise Discriminante para construção do "Termômetro de Insolvência"

A *análise discriminante* será aplicada sobre os dados da Tabela 1, acrescida dos resultados obtidos pela aplicação da equação de regressão em [1]. A média dos resultados será tomada como *referência discriminante*.

Pela Tabela 3 se observam as médias para os dados, calculadas para os dois grupos de empresas, *solventes* e *insolventes*. As médias obtidas implicam um *valor discriminante de corte* de 1,500. Portanto, empresas com *índices superiores* a 1,500 são empresas que o modelo acusa como *solventes*, ao passo que aquelas com *índices inferiores* a 1,500 são empresas que o modelo acusa como *insolventes*.

Agora, para a construção da interface amigável na forma de um "Termômetro de Insolvência", procede-se ao cálculo dos desvios, que servirão como *valores discriminantes* para construção de mais dois *cortes*, permitindo a criação de três intervalos.

Os desvios calculados são:

- Para as empresas *solventes*: 0,214
- Para as empresas *insolventes*: 0,271

Assim, os valores máximos, mínimos e médios, com estes últimos operados pelos desvios, se colocados de forma ordenada, podem ser representados por um "termômetro", conforme apresentado na Figura 4.

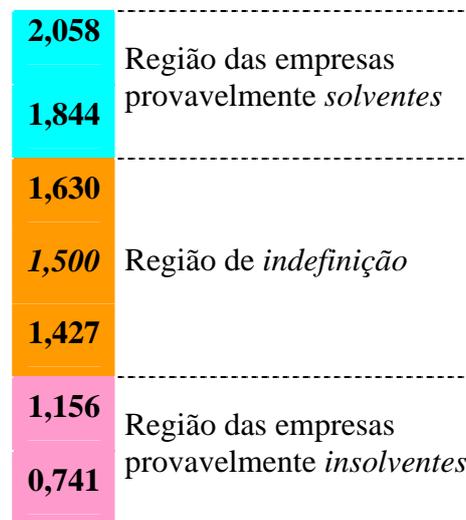


Figura 4 – Termômetro da Insolvência

4.3 Discussão do método e resultados

Em seguida à aplicação de regressão linear múltipla a um conjunto de dados, deve ser realizado amplo processo de validação dos resultados baseado em testes complementares (HOCHHEIM, 1999). Entre outros, estes testes incluem:

- Teste de Multicolinearidade;

"Existência de correlação entre variáveis as independentes"

Pode ser identificada através do gráfico dos resíduos padronizados em função de cada variável independente.

- Teste de Normalidade de resíduos;

"Distribuição dos resíduos segue a Curva Normal"

Pode ser realizado comparando-se as frequências acumuladas dos resíduos padronizados com as percentagens esperadas para uma distribuição normal.

- Teste de Homocedasticidade;

"Variância dos erros é constante"

Pode ser analisada pela observação do gráfico dos resíduos padronizados em função dos valores estimados pela reta de regressão (os Y_{est}).

- Teste de Correlação entre Resíduos.

"Ausência de auto-regressão entre resíduos"

Através do cálculo da *Estatística d*, também chamada de *Razão de Von Neumann*, que então é comparada com os *d inferiores e superiores* tabelados por *Durbin-Watson*. Este teste geralmente somente é necessário quando se trabalha com séries temporais, a fim de verificar se as perturbações de um período estão a influenciar as perturbações de

outro período, o que pode estar indicando o uso inadequado de dados de períodos diferentes de forma conjunta.

O modelo se ajusta a todos estes testes, porém outras características merecem atenção, como, por exemplo, o tamanho do *coeficiente de determinação ajustado*, r^2_{ajust} , que neste caso vale aproximadamente **0,63** (conforme Tabela 2). Este valor mostra o grau de ajuste da reta de regressão aos dados, levando em conta o número de graus de liberdade da amostra, no caso, valendo 16. Assim se poderá comparar com qualquer outra reta de regressão que venha a ser calculada para uma amostra com número diferente de dados. Se realizada esta tarefa suplementar, este $r^2_{ajust} = 0,63$ poderá se mostrar excessivamente baixo. Este fato diz respeito ao número de variáveis consideradas no modelo em relação ao número de elementos da amostra. Quanto a isto, a ferramenta de regressão perde muito de seu poder explicativo na medida em que o número de dados da amostra é pequeno diante de um número grande de variáveis consideradas.

Também se faz importante salientar que o modelo obtido foi o *linear*. Significa dizer que pode existir outro modelo, *não linear*, que *melhor se ajuste* aos dados (*data fitting*). Este novo modelo poderá ser obtido através da transformação das variáveis por anamorfose. Trata-se de uma atividade bastante complexa, que geralmente é realizada de forma automática por diversos *softwares* estatísticos encontrados no mercado. No Excel[®] não é automática.

Das considerações anteriores resulta observar que o mecanismo de regressão linear múltipla comporta a obrigatoriedade de muitas análises complementares, além de outras considerações específicas. Estas características tornam seu uso extremamente complexo, além de dificultar ao analista a "visualização" dos fenômenos que se escondem por trás dos números. Outra fragilidade também reside na necessidade de se utilizar amostras de dados de maior tamanho possível, a fim de que se possa também analisar um número considerável de variáveis que podem explicar melhor o modelo procurado. Por exemplo, a equação possui intercepto $\beta_0 = 0,169$, indicando que as variáveis utilizadas não são suficientes para explicar todo o modelo, mostrando que ainda há outros índices não considerados que podem melhor explicar o modelo procurado. No entanto, como a amostra utilizada possui somente 20 dados, seria contraproducente adicionarmos mais índices para análise, pois estaríamos perdendo muito poder de explicação por parte do modelo que seria gerado.

Agora, veja-se pela Tabela 4 como ficam os resultados da análise discriminante, colocados em ordem decrescente de índice e de argumento solvente / insolvente. As empresas números 4, 20 e 11 apresentam anomalias ou dificuldades de análise por estarem em região de indefinição, ou porque apresentam estado de solvência / insolvência incompatível com o índice alcançado.

Estas constatações mostram como modelos de RLM possuem restrições, fato que implica percentuais de probabilidade de acerto entre 60% e 90%, seja na previsão de solvência ou na insolvência, comumente apresentados na literatura quando "termômetros" são apresentados pelos mais variados autores.

Empresa	Índice 1	Índice 2	Índice 3	Classificação da Empresa		Índice de Insolvência
9	0,7	0,16	0,56	2	Solvente	2,229
2	6,6	0,1	1,04	2	Solvente	2,058
6	9,1	0,14	0,74	2	Solvente	1,962
7	1,1	0,12	0,63	2	Solvente	1,944
8	8,9	0,12	0,75	2	Solvente	1,804
5	4,5	0,11	0,69	2	Solvente	1,804
1	8,1	0,13	0,64	2	Solvente	1,790
3	5,8	0,11	0,66	2	Solvente	1,721
10	9,8	0,12	0,65	2	Solvente	1,652
4	12,3	0,09	0,8	2	Solvente	1,475
20	20,3	0,13	0,79	1	Insolvente	1,525
11	7,3	0,1	0,55	1	Insolvente	1,446
13	9,6	0,08	0,72	1	Insolvente	1,389
19	8,3	0,09	0,51	1	Insolvente	1,273
18	9,8	0,07	0,67	1	Insolvente	1,233
16	8	0,08	0,54	1	Insolvente	1,232
14	12,4	0,08	0,43	1	Insolvente	0,940
12	14	0,08	0,46	1	Insolvente	0,917
17	12,6	0,09	0,3	1	Insolvente	0,865
15	18,4	0,07	0,52	1	Insolvente	0,741

Tabela 4 - Resultados em ordem decrescente.

5 A ANÁLISE CONJUNTA DE ÍNDICES PELA MATEMÁTICA NEBULOSA

O processo de análise de índices em conjunto é também um procedimento que inclui, para muito mais além do cálculo, a *avaliação dos resultados* por parte do analista. Quanto a este aspecto, Brinckmann (2004) explica que o processo de avaliar, quanto a sua natureza, se constitui num processo meramente intuitivo, natural e intrínseco ao ser humano; mas também pode obedecer a uma ritualística logicamente estruturada. Continua o autor, dizendo que

"Qualquer objeto, e sob determinadas condicionantes, pode ser avaliado tanto qualitativa como quantitativamente. A dificuldade costuma estar na avaliação qualitativa, porque, se pela metafísica tradicional a qualidade está associada ao modo como as coisas são - estanque e aparentemente sem relação com o estado do avaliador -, pela dialética ela designa a diversidade de relações que moldam cada coisa, somadas a um constante câmbio temporal."

Não é escopo deste artigo discorrer sobre a *Lógica Difusa / Matemática Nebulosa*, daí ser diretamente apresentado o modelo difuso pertinente ao caso em análise. Maiores informações poderão ser encontradas na literatura indicada na bibliografia.

O próximo passo consiste em dar aos índices o caráter de nebulosidade. Foi criada uma interface amigável com o usuário, associando aos termos lingüísticos de cada índice três cores, vermelho, verde e azul.

<i>Variáveis</i>	<i>Termo 1</i>		<i>Termo 2</i>			<i>Termo 3</i>	
<i>Índice 1</i>	Vermelho		Verde			Azul	
<i>Índice 2</i>	Vermelho		Verde			Azul	
<i>Índice 3</i>	Vermelho		Verde			Azul	
<i>Análise</i>	<i>Termo 1</i>	<i>Termo 2</i>	<i>Termo 3</i>	<i>Termo 4</i>	<i>Termo 5</i>	<i>Termo 6</i>	<i>Termo 7</i>
	Vermelha	Laranja	Amarela	Verde	Azul	Roxa	Branca

Tabela 5 – Termos Lingüísticos do modelo

<i>Variáveis</i>	<i>Termo 1</i>		<i>Termo 2</i>			<i>Termo 3</i>	
	<i>Forma Suporte</i>		<i>Forma Suporte</i>			<i>Forma Suporte</i>	
<i>Índice 1</i>	triangular 0 a 5		trapezoidal 2,5 a 5-6,5 a 8,5			triangular 5 a 10	
<i>Índice 2</i>	triangular 0 a 5		trapezoidal 2,5 a 5-6,5 a 8,5			triangular 5 a 10	
<i>Índice 3</i>	triangular 0 a 5		trapezoidal 2,5 a 5-6,5 a 8,5			triangular 5 a 10	
<i>Análise</i>	<i>Termo 1</i>	<i>Termo 2</i>	<i>Termo 3</i>	<i>Termo 4</i>	<i>Termo 5</i>	<i>Termo 6</i>	<i>Termo 7</i>
	triangular 0 a 2	triangular 1 a 3	triangular 2 a 5	triangular 3 a 6	triangular 5 a 7	trapezoidal 6 a 7-8 a 9	triangular 7 a 10

Tabela 6 – Funções de Pertinência do modelo

<i>Variáveis</i>	<i>Termo 1</i>		<i>Termo 2</i>			<i>Termo 3</i>	
<i>Índice 1</i>	2,5		5-6,5			10	
<i>Índice 2</i>	2,5		5-6,5			10	
<i>Índice 3</i>	2,5		5-6,5			10	
<i>Análise</i>	<i>Termo 1</i>	<i>Termo 2</i>	<i>Termo 3</i>	<i>Termo 4</i>	<i>Termo 5</i>	<i>Termo 6</i>	<i>Termo 7</i>
	1	2	3	5	6	7-8	10

Tabela 7 – Valores com grau de pertinência igual a " 1 "

Os *Termos Lingüísticos* (ou *Variáveis Difusas*) estão definidos na Tabela 5. A Tabela 6 apresenta as formas adotadas para as *Funções de Pertinência* de cada um dos termos. As formas são predominantemente triangulares, sendo trapezoidais onde é necessário o cruzamento em $\mu = 0,5$. A Tabela 7 apresenta os valores onde o *grau de pertinência* vale exatamente " 1 ", que é o valor máximo possível de ser assumido em cada conjunto de dados, o que resulta das funções convenientemente normalizadas.

O termo *Análise*, utilizado para a função de *saída*, foi escolhido em lugar de outro, como *Insolvência*, porque justamente mostra a maior amplitude de possibilidade de interpretação emprestada pela metodologia.

5.1 Detalhamento da metáfora do modelo

A idéia central contida na formatação do modelo é a de fazê-lo representar a noção de valor como uma combinação de cores. Parte-se do princípio que esta figuração facilita a percepção das grandezas representadas pelos números e, mais ainda, a combinação dos vários valores atribuídos aos índices como sendo o resultado de seu desempenho.

Esta idéia central se constitui na *configuração metafórica* do modelo, que aproveita assim todo o potencial da ferramenta matemática em auxílio à compreensão plena da formação eajuizamento de valor, além de escapar ao lugar comum de expressões equivalentes como "Fraco", "Pequeno" ou "Insuficiente", entre outras. Assim, o desempenho da combinação dos índices em cada uma das dimensões antecedentes, como entradas do sistema – *Índice 1*, *Índice 2* e *Índice 3* –, "será vermelho" quando possuir um valor "baixo", "verde" quando "médio" e "azul" quando "alto". Da mesma maneira, o desempenho final da composição, como resultado ou saída do sistema, representado pela dimensão conseqüente *Análise*, será mostrado na forma de uma das sete cores de saída, ou pela combinação de até quatro destas cores.

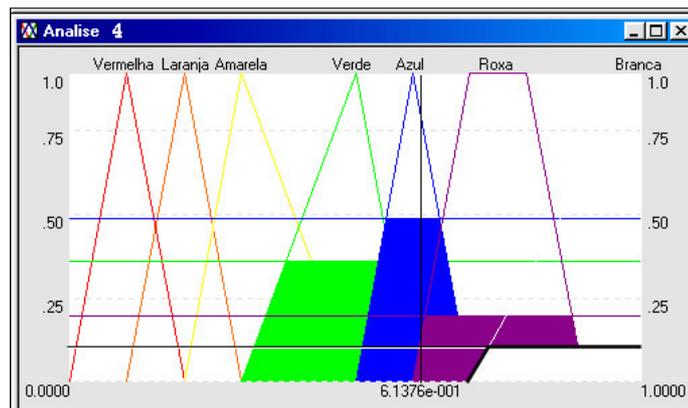
5.2 Ferramenta

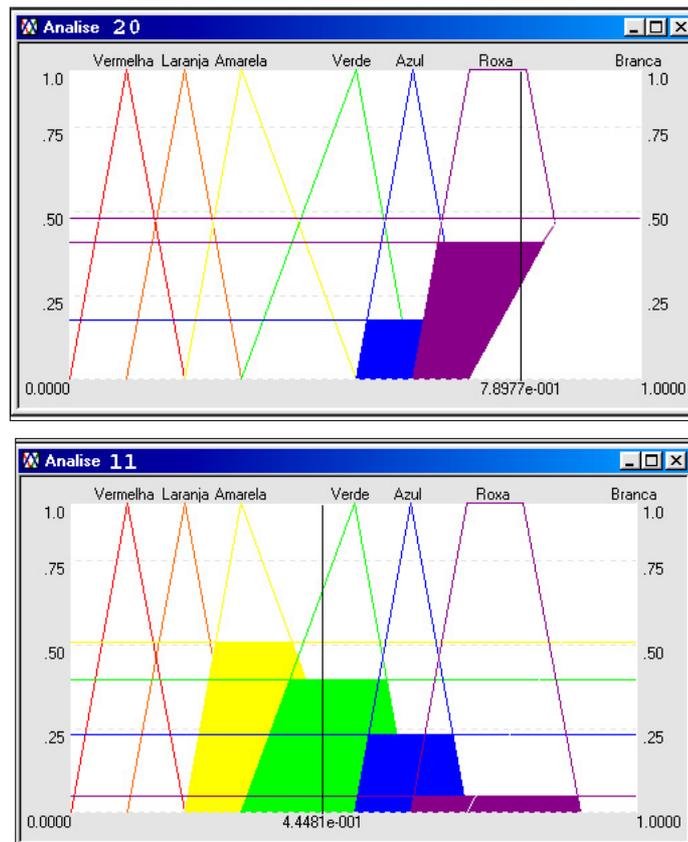
Foi utilizada uma ferramenta de visualização, cuja licença está dentro da filosofia de software livre (*free*). A ferramenta SPARK!Viewer, versão 2.503, pode ser encontrada em <http://www.louderthanabomb.com> e dali ser baixada livremente.

Esta ferramenta permite somente a visualização de arquivos produzidos com o software SPARK! (não *free*), ou através de arquivos programados com a linguagem *Free Fuzzy Logic Library* – FFL, que pode ser encontrada em <http://ffll.sourceforge.net/downloads.htm> e também ser baixada livremente.

Assim, através da FFL foi gerado um script nas condições estabelecidas pelo modelo. Este script pode ser modificado em várias instâncias, conforme se deseje outra adequação.

5.3 Comentários sobre os resultados obtidos com as empresas 4, 20 e 11





Como visto anteriormente, as empresas 4, 20 e 11 são as que apresentam comportamento irregular frente aos índices de insolvência calculados por RLM. O modelo nebuloso identifica estas anomalias através da combinação de cores e formas. Importante salientar que os valores “defuzificados” pelo método do *Centro de Gravidade-COG*, não permitem notar estas diferenças. Isto se deve ao fato de que, ao defuzificar, se está perdendo todo o poder de análise emprestado pelo método nebuloso.

Esta questão da defuzificação é importante porquanto uma gama crescente de pesquisadores vem aplicando o método nebuloso de análise de forma indiscriminada, tendo como base valores defuzificados, o que empobrece a visualização das imperfeições decorrentes do próprio método matemático-estatístico utilizado na construção das funções de pertinência.

6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Modelos difusos permitem ao analista trabalhar melhor entendimento em ambientes de incerteza. Normalmente, analistas e pesquisadores constroem as funções de pertinência com base em métodos estatísticos simplificados, como a discriminação em escala de decis, por exemplo.

Ao término, geralmente é promovida a defuzificação dos resultados, geralmente utilizando o método do centro de área. Esta ação termina por retornar valores *crisp* (lógica *booleana*) à jusante de todo um processo nebuloso que busca exatamente o contrário.

Estes procedimentos levam a equívocos na análise, além de não permitirem o ganho possível de explicação do modelo nebuloso. Portanto, é recomendável manter o foco da análise no modelo nebuloso, melhorando ainda as formas das funções de pertinência, o que pode ser alcançado pela introdução de modificações no modelo de RLM. Procedidas as modificações no modelo de RLM, o analista reconstrói o modelo nebuloso e verifica se houve

melhorias na região de incerteza, e assim sucessivamente, até que se possa validar o processo como o mais perfeito para o caso em análise.

BIBLIOGRAFIA

ALBERTON, Luiz. *Uma contribuição para a formação de auditores contábeis independentes na perspectiva comportamental*. Florianópolis: Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, da Universidade Federal de Santa Catarina-UFSC, 2002.

BCN. **Curso avançado de análise de crédito**. Florianópolis: Banco de Crédito Nacional, 2003. 71p. Apostila.

BRINCKMANN, Roque. **A avaliação formativa da aprendizagem através da matemática nebulosa – uma proposta metodológica**. Florianópolis: Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, da Universidade Federal de Santa Catarina-UFSC, 2004.

COX, Earl. **Fuzzy Systems Handbook**. 2 ed. San Diego, CA: Academic Press (E.U.A.), 1999.

FALCÃO, Djalma Mosqueira. **Conjuntos, lógica e sistemas fuzzy**. COE 765 - Técnicas Inteligentes Aplicadas a Sistemas de Potência, COPPE/UFRJ, 2002.

GÓMEZ, J. Galindo. **Conjuntos y sistemas difusos (lógica difusa y aplicaciones)**. Departamento de Lenguajes y Ciencias de la Computación Universidad de Málaga. Disponível em <<http://polaris.lcc.uma.es/~ppgg/FSS/FSS2.pdf>>, 1999. Acesso em 15 jan. 2004, 13:00:00.

GUJARATI, Damodar N. **Econometria básica**. São Paulo: Makron Books, 2000.

HOCHHEIM, Norberto. **Avaliações por inferência estatística**. Florianópolis: IBAPE/SC, set/1999.

HWANG, Ching-Lai; YOON, Kwangsun. **Lecture notes in economics and mathematical systems – nº 186** (Alemanha). Berlin: Spinger-Verlag, 1981.

IUDÍCIBUS, Sérgio de. **Análise de balanços**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

_____. **Contabilidade gerencial**. 6.ed. São Paulo: Atlas, 1998.

_____ et al. **Contabilidade introdutória** (Equipe de Professores da FEA da USP). 9. ed. São Paulo: Atlas, 1998.

JANTZEN, Jan. **Tutorial on fuzzy logic**. Technical University of Denmark, Department of Automation. Disponível em: <www.iau.dtu.dk/~jj/pubs/logic.pdf>, 1999. Acesso em 12 dez. 2003, 23:00:00.

KASSAIZ, J. R.; KASSAIZ, S. **Desvendando o termômetro de Kanitz**. Disponível em: <<http://www.eac.fea.usp.br/eac/arquivos/artigos/kassaiz.pdf>>, 2000. Acesso em: 05 out. 2004, 15:30:00.

KLIR, George J.; FOLGER, Tina A. **Fuzzy sets, uncertainty, and information**. New Jersey, NY: Prentice Hall (E.U.A.), 1988.

MARION, José Carlos. **Contabilidade empresarial**. 10 ed. São Paulo: Atlas, 2003.

SAZONOV, Edward. **Typical membership functions (9)**. Department of Electrical and Computer Engineering at Clarkson University, NY. Disponível em <<http://www.clarkson.edu/~esazonov/classes/ee509/notes.htm>>, 2003. Acesso em 15 jan. 2004, 22:00:00.

SHAW, Ian S.; SIMÕES, Marcelo Godoy. **Controle e modelagem fuzzy**. 1 ed. São Paulo: Edgard Blücher, 1999.

SCHNEIDER, Moti et al. **Fuzzy expert system tools**. W. Sussex: John Wiley & Sons Ltd. (Inglaterra), 1996.