

Um Modelo de Análise de Crédito para o Cartão BNDES utilizando um Sistema Neuro-Fuzzy NFHB

Oswaldo Luiz Humbert Fonseca
Banco Nacional de Desenvolvimento
Econômico e Social
e Instituto Politécnico
Universidade do Estado do Rio de Janeiro
E-mail: Oswaldo@bndes.gov.br

Francisco Duarte Moura Neto
Instituto Politécnico
Universidade do Estado do Rio de Janeiro
E-mail: fmoura@iprj.uerj.br

Flávio Joaquim de Souza
Departamento de Sistemas e Computação
Universidade do Estado do Rio de Janeiro
E-mail: fjsouza@eng.uerj.br

Maria Luiza Fernandes Veloso
Departamento de Sistemas Eletrônicos
Universidade do Estado do Rio de Janeiro
E-mail: mlfv@centroin.com.br

Resumo

Este trabalho apresenta um modelo para análise de crédito para o Cartão BNDES utilizando um sistema *Neuro-Fuzzy* Hierárquico BSP que constitui um passo importante para uma aproximação do BNDES com as micro, pequenas e médias empresas.

Foram selecionadas trezentas e dezoito solicitações de crédito retiradas aleatoriamente dos pedidos feitos ao BNDES. Estas solicitações foram analisadas por especialistas em crédito, dos bancos emissores, que decidiram por conceder ou não o crédito solicitado.

Após aplicado o modelo, os resultados alcançados, pelo classificador, foram considerados plenamente satisfatórios pelos especialistas, pois na totalidade dos casos que foram apresentados para serem avaliados pelo indutor, o modelo apresentou a mesma opinião do banco emissor.

1. Introdução.

O Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) lançou, recentemente, um novo produto, chamado “Cartão BNDES”, com o objetivo de financiar os investimentos de micro, pequenas e médias empresas para compra de bens nacionais ou que recebam agregação de valor econômico em território nacional [1].

Nesta nova modalidade de financiamento, o cliente após ter a sua análise de crédito feita pelo **banco emissor**, recebe um limite de crédito para efetuar suas compras on-line através do Portal Cartão BNDES.

Para ser possível uma aproximação maior entre o micro e pequeno empresário e o BNDES, um dos problemas a ser resolvido, é a formulação de um modelo que permita, automaticamente, decidir pela concessão, ou não, de um crédito solicitado, para que, no futuro, o BNDES seja capaz de analisar os pedidos, e emitir o cartão de crédito sem a necessidade do agente intermediário (banco emissor).

Este trabalho propõe um modelo de análise de crédito utilizando um sistema inteligente híbrido (Sistema neuro-fuzzy hierárquico BSP – NFHB) e constitui um passo importante para uma aproximação do BNDES com as micro e pequenas e médias empresas.

O trabalho está organizado em seis seções incluindo esta introdução. A seção 2 descreve o funcionamento do cartão BNDES, a terceira apresenta os conceitos básicos da análise de risco de crédito e na quarta o modelo Neuro-Fuzzy Hierárquico BSP é apresentado. Um estudo de caso, com dados reais, é descrito na quinta seção, enquanto a sexta seção apresenta os resultados e conclusões do trabalho.

2. Cartão BNDES.

As empresas candidatas ao Cartão BNDES são as de micro, pequeno e médio porte, ou seja, aquelas cujo faturamento bruto anual não ultrapasse R\$60 milhões, que estejam em dia com suas obrigações junto ao INSS, FGTS, RAIS e demais tributos federais. Após solicitar o Cartão BNDES, a empresa terá seu pedido analisado por um banco autorizado a emitir o cartão; que irá definir seu limite de crédito. Nesta modalidade operacional o risco de crédito é do emissor do cartão, cabendo ao BNDES, na qualidade de provedor dos recursos financeiros, definir as condições de financiamento, [1].

O Cartão BNDES oferece crédito rotativo pré-aprovado de até R\$50.000,00 para financiar o investimento das micro, pequenas e médias empresas. Este Cartão permite que a empresa tomadora do crédito adquira máquinas, equipamentos e outros bens de produção com financiamento automático por 18 ou 24 meses e prestações fixas utilizando uma linha de crédito específica do BNDES para realização destes investimentos [1]. As compras são realizadas exclusivamente no Portal Cartão BNDES a partir dos catálogos dos fornecedores afiliados.

Com o Cartão BNDES compra-se cerca de sete mil produtos e serviços de 588 fornecedores cadastrado no sítio do BNDES. Entre os itens mais comprados estão computadores e periféricos, bombas para postos de combustíveis, veículos utilitários e equipamentos para computação comercial.

3. Análise do Risco de Crédito.

3.1. Risco de Crédito

No dicionário *Webster*, o termo risco é definido da seguinte forma: “*um perigo; exposição à perda ou ao dano*”.

No sentido financeiro o termo risco assume dois sentidos. O primeiro é a possibilidade de prejuízo financeiro; e o segundo é a dispersão de resultados de um ativo em que pode ser associado numericamente com o desvio-padrão ou com a variância [2].

O risco nas operações de crédito existe porque o fluxo de caixa prometido pode ou não ser pago na sua totalidade pelos diversos tomadores. Se a instituição financeira recebesse tudo, obviamente não haveria risco de crédito.

Como os riscos de crédito são, em tese, não elimináveis, a incumbência das instituições é de estimar o risco de perda esperada e exigir prêmios pelo risco.

Risco de crédito significa o risco de perda em empréstimos ou em investimentos das mais variadas formas. Para melhor entender o risco de crédito, é necessário verificar o processo decisório, que incorpora a obtenção de um grande número de informações dos possíveis clientes.

As informações podem ser obtidas através de documentação oficial (demonstrativos contábeis, estatutos, cadastros, alterações contratuais, planejamento dos negócios etc.); através de visitas às empresas (aspectos administrativos, operacionais, tecnológicos, mercadológicos e estratégicos); e através de informações obtidas junto a terceiros (fornecedores, clientes, agências de informações, e outros bancos), [3].

Essas informações são processadas na etapa que se denomina análise de crédito. É onde, sob a macro-orientação da política de crédito da instituição, utilizam-se as mais diversas técnicas no

sentido de se estabelecer o risco de crédito que a instituição estaria assumindo em negócios que viesse a realizar com o cliente em estudo.

Na etapa de decisão de crédito e, frente à possibilidade de uma estruturação de empréstimo com o cliente (montante, prazo, taxa, garantias e produto), toma-se uma decisão de negócios, que será sistematicamente utilizada como fator de realimentação da própria política de crédito da instituição.

A determinação do risco de crédito é realizada na etapa “análise de crédito” onde se procura determinar o risco de crédito do cliente. Segundo Schrickel [4],

“A análise de crédito envolve a habilidade de fazer uma decisão de crédito dentro de um cenário de incertezas e constantes mutações e transformações incompletas. Esta habilidade depende da capacidade de analisar logicamente situações, não raro, complexas, e chegar a uma conclusão clara, prática e factível, de ser implementada”.

Na seqüência de análise que se utiliza para determinar o risco de crédito, toma-se como base as metodologias tradicionais, e, normalmente, levam-se em conta cinco aspectos do crédito, conhecidos como os cinco C’s do crédito.

3.2. Os cinco C’s do Crédito

Os bancos procuram distinguir entre os que provavelmente pagarão e os que não vão honrar os seus compromissos e, para isto, se utilizam de metodologias de análise de crédito. Os cinco “C’s” do crédito descritos são: caráter, capacidade, capital, condições e colateral. A análise destas características embasa metodologias utilizadas no processo de avaliação de crédito em todo o mundo.

Caráter

O caráter do tomador indica uma característica essencialmente subjetiva que trata da vontade do tomador do empréstimo de pagar suas contas, referindo-se à sua índole, ética e senso moral. [2]. Uma forma de um analista apurar estas características é obter informações junto a bancos e cartórios de títulos e protestos e a partir destas informações tirar conclusões sobre a conduta do cliente no que diz respeito à pontualidade e constância com que tem liquidado seus títulos e obrigações, ou seja, buscar dados históricos para verificar como o tomador de crédito honrou seus compromissos anteriores, constatando se tem restrições junto aos órgãos de proteção ao crédito e se foi pontual no pagamento de possíveis créditos anteriores.

Porém estas informações apenas servem como parâmetro de comportamento histórico, pois a pontualidade da liquidação dos compromissos pode ser fator importante no negócio do cliente, não exprimindo sua real vontade de pagar.

Algumas características dos clientes podem representar os pontos mais importantes na avaliação do caráter [5].

Pontualidade: é importante lembrar que o não-pagamento em dia das obrigações pode decorrer de uma dificuldade objetiva de capacidade de pagamento;

Existência de restrições: protestos, concordatas, falências, ações judiciais e de penhora, emissão de cheques sem fundos e atraso no pagamento de impostos são indícios de que este cliente será um mau pagador;

Atuação na praça: refere-se à análise do relacionamento da empresa com a comunidade de forma geral.

A fidelidade do pretendente é outro fator, relativo ao caráter, a ser considerado para a concessão de crédito. Fidelidade é o compromisso do cliente em permanecer como parceiro da instituição que lhe prestou um atendimento para suprir suas necessidades de crédito. Ela está diretamente relacionada com o tempo e com o nível de realização de negócios por parte do cliente.

Capacidade

reflete a eficácia e eficiência de gestão dos administradores e o próprio grau de especialização da produção e comercialização da empresa. A capacidade de se honrar o pagamento de um determinado empréstimo pode ser analisada sob vários aspectos de forma a se mensurar as habilidades do devedor de pagar suas dívidas, no âmbito interno de suas atividades, [5].

A capacidade refere-se à competência empresarial do cliente e alguns estudos indicam que empresas mais tradicionais têm quadros gestores mais experientes no mercado e no setor em que atuam, ou seja, a idade da empresa pode, certamente, indicar um maior nível de experiência. Usualmente, o sucesso do negócio também está relacionado com o nível de escolaridade do empresário e dos demais membros da empresa.

Outras formas de análise de capacidade poderão também ser usadas, como, por exemplo, uma investigação, sobre aspectos como: as instalações da empresa, a estrutura organizacional (que pode revelar o grau de modernização de seus produtos e serviços); o sistema de informações gerenciais que pode prestar informações cada vez mais rápidas e seguras de forma a manter a competitividade da empresa; o sistema de marketing da empresa, (para ganhar e manter mercados e garantir um faturamento condizente com sua estrutura), assim como o grau de investimento em pesquisas para desenvolvimento de novos produtos e manutenção da lucratividade, [2].

Condições

Os aspectos relativos às condições estão ligados aos fatores externos à empresa que podem de alguma maneira afetar seu desempenho nos negócios, prejudicando ao mesmo tempo sua capacidade de honrar os compromissos. A análise a

ser feita considerando o 'C' de condições é a observação das variáveis micro e macro econômicas externas à atividade do tomador do empréstimo.

A identificação de tendências setoriais, crescimento e recessão de mercados relacionados com o ramo de atividade da empresa, sua dependência do governo, do mercado externo, informações sobre concorrência do setor e políticas econômicas que possam vir a alterar as condições de comercialização de produtos relacionados com sua operacionalização, são alguns fatores que auxiliam a identificação das condições que podem ser favoráveis ou não ao retorno do crédito concedido, [5].

Segundo Silva [2], um outro fator pode ser importante é a sazonalidade do produto, uma vez que existem produtos que apenas são consumidos em uma determinada época do ano como é o caso, por exemplo, do sorvete. Outros fatores também relevantes são a moda e a essencialidade do produto.

Capital

O capital, considerado como um dos C's do crédito, refere-se ao estudo do patrimônio, da solidez da empresa, ou à estrutura de composição da mesma, no sentido de ter recursos próprios que aplicados na atividade produtiva, geram resultados que permitem arcar com o ônus dos créditos conseguidos junto a terceiros. Assim, para uma análise de crédito, é importante verificar o montante de capital próprio que é empregado em uma empresa e também sua estrutura, comparativamente, ao capital de terceiros, que deve ser capaz de gerar receita que permita saldar os empréstimos realizados, [5].

O 'C' de capital, no âmbito da análise do crédito, procura identificar se o tomador do crédito, pela quantidade e forma de aplicação de recursos na empresa, tem condições financeiras de saldar seus empréstimos no prazo combinado.

Colateral

Colateral significa garantia. Esse 'C' do crédito deve ser, como os demais, sempre analisado no conjunto da situação em que deve ocorrer o crédito. Procura averiguar a capacidade do cliente em oferecer garantias colaterais, espécie de segurança adicional necessária à concessão do crédito que atenua o risco da operação, [5].

As garantias são divididas em reais e pessoais. As garantias reais são o direito especial de garantia sobre móveis ou imóveis, além da promessa de contra-prestação, tais como Alienação Fiduciária, Hipoteca, Penhor Mercantil, Caução, Ações, Cédula Hipotecária, Certificado de Depósito, Debêntures, Duplicatas, Letras de Câmbio, Letra Hipotecária, Nota Promissória, Título de Dívida etc. As garantias pessoais se resumem à promessa de contra-prestação. Neste caso, o credor se contenta com a garantia comum representada pelo patrimônio presente e futuro do devedor, avalista ou fiador. Como exemplos de garantias pessoais, tem-se: aval, carta de crédito e

carta de fiança, [2].

É natural que, se o pretendente ao crédito, não se mostrar, por exemplo, uma pessoa idônea, mesmo oferecendo suficientes garantias, o risco desse empréstimo não voltar no prazo combinado será muito grande. A garantia nunca deve ser o motivo para se efetuar o crédito. Somente ela não faz com que o crédito retorne no prazo combinado. Ações judiciais para cobrança do crédito inadimplente podem ser muito demoradas e na maioria das vezes serão questionadas muitas cláusulas do acordo previamente firmado entre as partes. A intenção de qualquer instituição de crédito é o retorno dos empréstimos concedidos e que seja no prazo combinado para que possam ser realizados novos negócios com rendimento melhor que pendências nos tribunais de cobrança de devedores inadimplentes, que podem se arrastar por anos sem solução.

Existem muitos modelos que auxiliam na decisão sobre a concessão ou não de um crédito utilizando técnicas de Inteligência Artificial [13-14].

4. Modelos Neuro-Fuzzy Hierárquicos

Sistemas neuro-fuzzy (SNF) [6,8,10] são sistemas híbridos pois utilizam mais de uma técnica de identificação de sistemas para a solução de um problema de modelagem. Essa mistura de técnicas reflete na obtenção de um sistema mais poderoso (em termos de interpretação, de aprendizado, de estimativa de parâmetros, de generalização, etc). Os sistemas neuro-fuzzy combinam a capacidade de aprendizado das redes neurais artificiais (RNAs), [7], com o poder de interpretação lingüístico dos sistemas de inferência fuzzy (SIFs), [9].

A idéia básica de um sistema neuro-fuzzy é implementar um sistema de inferência fuzzy numa arquitetura paralela distribuída de tal forma que os paradigmas de aprendizado comuns às redes neurais possam ser aproveitados nessa arquitetura híbrida.

Os sistemas neuro-fuzzy e os sistemas fuzzy realizam, internamente, um mapeamento entre regiões do espaço de entrada em regiões fuzzy do espaço de saída. Este mapeamento é feito através de regras fuzzy do sistema. As variáveis de entrada e saída dos sistemas neuro-fuzzy e dos sistemas fuzzy são divididas em vários termos lingüísticos (por exemplo: baixo, alto) que são utilizados pelas regras fuzzy.

O particionamento do espaço de entrada indica a forma como as regras fuzzy estão relacionadas no espaço. O particionamento mais comum é o em grade que, apesar de ser o mais simples, possui restrições com relação ao número possível de variáveis de entrada. O sistema Neuro-Fuzzy Hierárquico Binário (NFHB) [10] utiliza um particionamento recursivo, denominado BSP

(Binary Space Partitioning), com o objetivo de reduzir essa limitação, além de possuir capacidade ilimitada de criar e expandir sua estrutura.

O particionamento BSP é flexível e minimiza o problema do crescimento exponencial do número de regras, pois só cria novas regras localmente, conforme o conjunto de treinamento. Sua principal vantagem é permitir a criação de sistemas que constroem sua própria estrutura de forma automática. Este tipo de particionamento é considerado recursivo pois emprega processos recursivos em sua geração, o que acarreta a criação de modelos com hierarquia na estrutura e, conseqüentemente, hierarquia nas regras. O sistema NFHB é constituído de células que produzem esta forma de particionar espaços.

Uma célula NFHB (Neuro-Fuzzy Hierárquico Binário) é um mini sistema neuro-fuzzy que realiza um particionamento fuzzy binário em um determinado espaço. A célula NFHB gera uma saída precisa (crisp) após um processo de defuzzificação.

A figura 1(a) ilustra o processo de defuzzificação da célula e o encadeamento dos conseqüentes. Nesta célula, a entrada 'x' gera os antecedentes das duas regras fuzzy após serem computados os graus de pertinência $\rho(x)$ e $\mu(x)$ onde ρ é o conjunto nebuloso baixo e μ é o conjunto nebuloso alto. A figura 1 (b) ilustra a representação desta célula de forma simplificada.

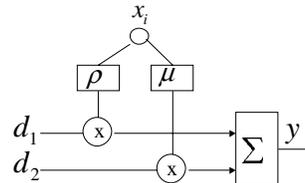


Fig. 1. (a) Interior da Célula Neuro-Fuzzy BSP.

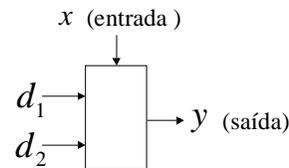


Fig. 1. (b) Célula Neuro-Fuzzy BSP Simplificada

Nesta célula, 'x' representa a entrada e ρ e μ são as funções de pertinência que geram os antecedentes das duas regras. As funções de pertinência ρ e μ têm seu perfil ilustrado na figura 2, onde $\mu(x) = 1/[1+\exp(x)]$ e $\rho = 1 - \mu(x)$.

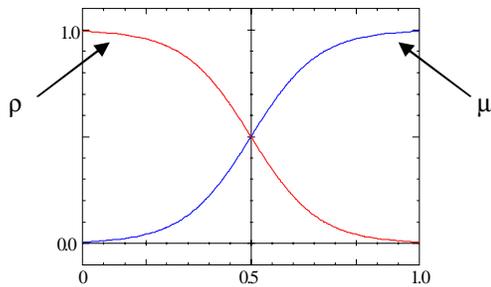


Fig. 2 Exemplo de perfil das funções de pertinência da célula BSP.

A interpretação lingüística do mapeamento implementado pela célula NFHB é dada pelo seguinte conjunto de regras:

Regra 1: If $x \in \rho$ then $y = d1$.

Regra 2: If $x \in \mu$ then $y = d2$.

Cada regra corresponde a uma das duas partições geradas pelo particionamento BSP. Quando as entradas incidem sobre a partição 1, é a regra 1 que tem maior nível de disparo. Quando a incidência é sobre a partição 2, é a regra 2 que tem maior nível de disparo. Cada partição por sua vez pode ser sub dividida em duas partes, através de uma outra célula NFHB.

Um modelo NFHB pode ser descrito como um sistema composto por interligações de células NFHB. A figura 3(a) e 3(b) ilustram um sistema NFHB juntamente com o particionamento do espaço de entrada.

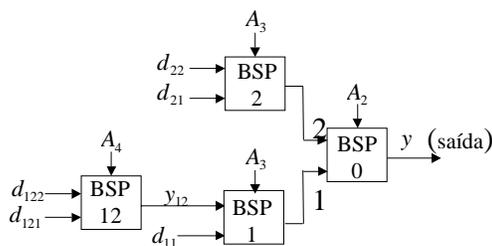


Fig. 3. (a) Exemplo de um sistema NFHB.

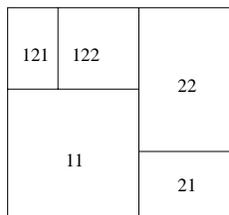


Fig. 3. (b) Particionamento do espaço de entrada do sistema NFHB.

O sistema NFHB possui um algoritmo de treinamento, baseado no método do gradiente descendente [7,10], para o aprendizado da estrutura

do modelo e, conseqüentemente, das regras lingüísticas. Os parâmetros que definem os perfis das funções de pertinência dos antecedentes e conseqüentes são encarados como os pesos fuzzy do sistema neuro-fuzzy.

Para limitar o crescimento indefinido da estrutura do sistema, criou-se um parâmetro de aprendizado denominado taxa de decomposição (δ). Este parâmetro é adimensional e atua impedindo que o processo de decomposição seja realizado indefinidamente. Maiores detalhes sobre o funcionamento deste algoritmo, bem como do método de determinação da relevância das variáveis podem ser encontrados em [10-12].

5. Estudo de Caso.

Neste trabalho foram selecionadas trezentas e dezoito solicitações de crédito retiradas aleatoriamente dos pedidos feitos ao BNDES. Estas solicitações foram analisadas por especialistas em crédito, dos bancos emissores, que decidiram por conceder ou não o crédito solicitado. Em duzentas e dez casos a houve a concessão, enquanto em cento e oito o crédito foi negado.

Um total de onze variáveis foi utilizado neste trabalho para caracterizar a empresa que fez a solicitação do crédito. Estes atributos foram grupados de acordo com os C's da análise de crédito e são apresentadas abaixo:

Caráter

- Existência de pendências financeiras
- Existência de Protestos ou ações judiciais
- Presença no cadastro de cheque sem fundos
- Existência de restrições com os sócios

Capacidade

- Tempo de atividade da empresa

Condições

- Setor de Atividade
- Unidade da Federação
- Código de endereçamento postal
- Natureza jurídica
- Banco Emissor

Capital

- Faturamento Bruto Anual

Com isso, o movimento selecionado a partir dos pedidos, formou uma matriz de trezentos e dezoito linhas e doze colunas, sendo que as onze primeiras são as variáveis e a décima segunda coluna representa a opinião do Banco emissor quanto à concessão ou não do crédito.

Os dados dessa matriz foram separados em seis conjuntos de dados, cada um contendo trinta e cinco casos onde o crédito foi concedido e dezoito onde o crédito foi negado, totalizando 53 empresas em cada um dos seis conjuntos de dados.

Para se formar o conjunto de treinamento foram selecionados cinco conjuntos de cinquenta e três

Conj. Treino/ Teste	Resultados Obtidos			
	N° de Células	%Acerto	N° de Células	%Acerto
A1/a2	73	100%	48	98,1%
B1/b2	95	100%	46	98,1%
C1/c2	62	100%	55	98,1%
D1/d2	109	100%	95	98,1%
E1/e2	104	100%	82	98,1%
F1/f2	78	100%	59	98,1%

empresas, totalizando duzentos e sessenta e cinco exemplos, e este conjunto serviu como massa de dados para a realização do aprendizado do indutor.

O sexto conjunto, que não participou da fase de treinamento, foi utilizado como conjunto de teste, para verificar se o programa estaria classificando corretamente os exemplares não utilizados no processo de aprendizagem. Ao todo foram criados, então, seis conjuntos de treinamento assim nomeados: A1, B1, C1, D1, E1, F1 e seis conjuntos de teste: a2, b2, c2, d2, e2, f2. Foram feitas seis execuções do modelo, para cada par de conjunto treinamento/teste e os resultados são apresentados na Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 – Resultados Obtidos

Nesta tabela, as linhas se referem a cada par de conjunto treinamento/teste. A coluna 2 exibe o número de células necessárias para o modelo obter os 100% de percentual de acertos e coluna 4 exibe o número de células necessárias para o modelo obter 98,1% de percentual de acertos. É interessante notar o incremento da estrutura ocorrido em cada modelo para elevar o percentual de acertos de 98,1% para 100%.

O fato de termos obtidos 100% de acertos, mostra que, no conjunto de dados, as fronteiras encontram-se muito bem delineadas, ou seja, conjuntos das empresas que obtiveram créditos estão separados das que não tiveram o crédito concedido. Isso foi comprovado com a utilização de outros métodos como por exemplo: o dos vizinhos mais próximos (KNN), árvores de decisão que também obtiveram a totalidade de acertos.

Um outro produto do modelo é o fato deste apontar as variáveis mais relevantes para o resultado ou a análise, propriamente dita. O sistema NFHB indicou a seguinte sequência de variáveis de entrada mais relevantes: Existência de Protestos ou

Ações judiciais; Unidade da Federação; Código de Endereçamento Postal: Existência de pendências com os sócios; Presença do Cadastro de Cheques sem Fundos; Natureza Jurídica; Banco Emissor; Faturamento e Tempo de atividade da empresa.

Este fato destaca a importância da localização geográfica da empresa na decisão da concessão. Um outro fato, que também merece destaque, é o de que apesar de nenhuma empresa com pendências financeiras ter o seu crédito aprovado, o indutor não usou esta informação para chegar às mesmas conclusões do analista do banco emissor.

6. Conclusões

Os resultados alcançados, pelo classificador, foram considerados plenamente satisfatórios pelos especialistas, pois na totalidade dos casos que foram apresentados para serem avaliados pelo indutor, o modelo apresentou a mesma opinião que o banco emissor havia dado.

A análise automática do crédito é uma tarefa de fundamental importância para solução do problema do relacionamento entre o BNDES e o micro, pequeno e médio empresário. O trabalho apresentado mostra que o modelo neuro-fuzzy hierárquico mostrou-se bastante promissor na solução deste problema. Este determinou, ainda, o grau de relevância das variáveis envolvidas na análise de crédito.

Referências

- [1] Portal cartão BNDES. Virtual www.cartaobndes.gov.br (2005).
- [2] Silva, J. A. Análise do Estabelecimento de Limite de Crédito – Um estudo de Caso. Universidade de Taubaté, São Paulo (2002).
- [3] Bueno, V. F. F. Avaliação de Risco na Concessão de Crédito Bancário para Micro e Pequenas Empresas. Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina (2003)
- [4] Schrickel, W. K. Análise de Crédito, Concessão e Gerência de Empréstimos. São Paulo, Atlas (1998)
- [5] Guimarães, J. B. Financiamento de Micros e Pequenas Empresas em uma Instituição Pública de Crédito, PUC/MG, Minas Gerais, (2002).
- [6] Halgamuge, S. K., Glesner, M.: Neural Networks in Designing Fuzzy Systems for Real World Applications. Fuzzy Sets and Systems N0.65, pp. 1-12. (1994).
- [7] Haykin, S.: Neural Networks – A Comprehensive Foundation. Macmillan College Publishing Company, Inc. (1994).
- [8] Kruse, R., Nauck, D.: NEFFCLASS – A Neuro-Fuzzy Approach for the Classification of Data.

- Proc. Of the 1995 ACM Symposium on Applied Computing, Nashville. (1995).
- [9] Mendel, J.: Fuzzy Logic Systems for Engineering: A Tutorial. Proceedings of the IEEE, Vol.83, n.3, pp.345-377. (1995).
 - [10] Souza, Flávio Joaquim de: Modelos Neuro-Fuzzy Hierárquicos. Tese de Doutorado. Puc-Rio (1999).
 - [11] Souza, F.J., Neto, L.S. , Vellasco, M.M.B.R.: Electric Load Forecasting: Evaluating the Novel Neuro-Fuzzy BSP Model. Electrical Power Energy Systems. Vol 26, nº 2 . pp 131-142, Ed. Elsevier. ISSN 0142-0615. Holland. (2004).
 - [12] Souza, F.J., Vellasco, M.M.B.R.: Load Forecasting with The Hierarchical Neuro-Fuzzy Binary Space Partitioning Model. Vol 3 n ° 2, pp. 118-132. International Journal of Computer Systems And Signals. South Africa. (2003).
 - [13] Heinzle, Roberto ; Feiten Wantoir, Weisheimer. Érico. Protótipo de um Sistema Especialista paara Analise de Credito. Palmas, 2003.
 - [14] Senger, Luciano, José; Junior, João Caldas. Analise de Risco de crédito Utilizando Redes Neurias. Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2000.