

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E SEGMENTAÇÃO PSICOGRÁFICA EM MARKETING

Eduardo Tadayoshi Omaki

Mestre em Administração

Professor Assistente 1 da Fundação Universidade Federal do Vale do São Francisco - UNIVASF

e-mail: eduardo.omaki@univasf.edu.br

Francisco Ricardo Bezerra Fonseca

Mestre em Administração

Professor Assistente 1 da Universidade Federal de Pernambuco - UFPE

Pesquisador do Grupo de Estudos e Pesquisa em Inovação, Tecnologia e Consumo - GTEC

e-mail: ricardofonseca01@gmail.com

Sérgio Carvalho Benício de Mello

PhD in Marketing

Professor Associado 1 da Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

Coordenador do Grupo de Estudos e Pesquisa em Inovação, Tecnologia e Consumo – GTEC

e-mail: sergio.mello@ufpe.br

Submetido em: 02 de setembro de 2008

Aprovado em: 06 de maio de 2010

RESUMO

A dinâmica e a complexidade dos mercados contemporâneos têm dificultado o papel dos profissionais de marketing no que se refere à compreensão do comportamento de compra dos decisores industriais. A segmentação de mercado, quando realizada de forma eficiente, pode aprimorar os esforços das estratégias de marketing, bem como o conhecimento do comprador, favorecendo a equalização entre oferta e demanda. Este artigo objetiva discutir a possibilidade de desenvolvimento de uma Rede Neural Artificial (RNA) para identificar e perfilar psicograficamente a unidade decisória de compra, com base no modelo do risco percebido. Para a construção dessa rede será aplicado ainda o modelo *Perceptron Multi-Layer* e o algoritmo de aprendizagem *Backpropagation*. Este tipo de rede será capaz de identificar padrões em dados, que não demonstram características lineares, como é o caso dos dados psicográficos. Essa tecnologia, então, pode revelar padrões e desenvolver habilidades, que possibilitem o entender dos mercados industriais.

PALAVRAS-CHAVE: Marketing; Segmentação Psicográfica; Risco Percebido; Rede Neural Artificial

ABSTRACT

The dynamics and complexity of contemporary markets have made it difficult for marketing professionals to understand the buying behavior of industrial decision-makers. Efficient market segmentation can improve marketing strategies and knowledge of buyers, favoring a match between offer and demand. This paper discusses the possibility of developing an Artificial Neural Network (ANN) to identify and build a profile of the professional purchasing agent, by means of a psychographic model based on perceived risk. The construction of this network is based on the Perceptron Multi-Layer model and the Backpropagation

learning algorithm. This type of network is capable of identifying data patterns, which do not show linear characteristics, a common feature of psychographic data. This technology can reveal patterns and develop skills that enable a better understanding of industrial markets.

KEY-WORDS: Marketing; Psychographic segmentation; Risk perception; Artificial Neural Network

RESUMEN

La dinámica y la complejidad de los mercados contemporáneos ha dificultado el papel de los profesionales de marketing en lo que se refiere a la comprensión del comportamiento de compra de los decisores industriales. La segmentación de mercado, cuando es realizada de forma eficiente, puede perfeccionar los esfuerzos de las estrategias de marketing, así como el conocimiento del comprador, favoreciendo la equalización entre oferta y demanda. Este artículo tiene como objetivo discutir la posibilidad de desarrollo de una Red Neuronal Artificial (RNA) para identificar y perfilar psicográficamente la unidad decisoria de compra con base en el modelo del riesgo percibido. Para la construcción de esa red será aplicado también el modelo *Perceptron Multi-Layer* y el algoritmo de aprendizaje *Backpropagation*. Este tipo de red será capaz de identificar patrones en datos que no demuestran características lineales, como es el caso de los datos psicográficos. Esta tecnología puede, en consecuencia, revelar modelos y desarrollar habilidades que posibiliten entender los mercados industriales.

PALABRAS CLAVE: Marketing; Segmentación Psicográfica; Riesgo Percibido; Red Neuronal Artificial

1. INTRODUÇÃO

A habilidade das organizações estabelecerem uma posição sustentável e lucrativa no setor industrial vem se tornando extremamente difícil nos últimos anos. O aumento da complexidade dos mercados industriais, a ampliação do número de concorrentes atuantes, a diversidade de produtos e serviços ofertados e os elevados níveis de exigência dos compradores organizacionais, por exemplo, têm dificultado a capacidade de análise dos compradores industriais, principalmente, no que tange à compreensão das estruturas e da dinâmica dos seus mercados-alvo. Em outros termos, esse fato tem comprometido a eficácia das estratégias de marketing em satisfazer as necessidades e os desejos dos clientes (WIND, 1978; DOYLE e SAUNDERS, 1985; SÖLLNER e RESE, 2001; DEXTER, 2002).

Diante desse cenário, as técnicas de segmentação de mercado têm se mostrado um ferramental bastante funcional para “superar” os desafios impostos pelas contingências do mercado. De acordo com a literatura de marketing industrial, essas técnicas – quando aplicadas de forma adequada, eficaz e cuidadosa – trazem diversos benefícios para as organizações, entre eles: a) aumentam a acuraria dos perfis traçados dos clientes, com vias a adequarem suas ofertas aos desejos da demanda (FINE, 1991; SÖLLNER e RESE, 2001); b) poupam tempo e dinheiro, bem como evitam dispêndio de esforços no preparo de programas de marketing ineficientes (HEATH, 1995; FREYTAG e CLARKE, 2001; ALBERT, 2003).

Apesar das vantagens apresentadas, Freytag e Clarke (2001) advogam que os profissionais de marketing, que atuam no mercado industrial, têm utilizado de forma limitada as potencialidades das técnicas de segmentação para compreender o comportamento de compra dos clientes organizacionais.

Na maioria dos casos, as pesquisas apenas aplicaram critérios demográficos e geográficos para gerar os perfis dos clientes, “desprezando” o uso de parâmetros psicográficos e comportamentais. Na opinião de Cardoso e Cagley (1971), Wind e Cardozo (1986) e Rao e Wang (1995), os motivos para os profissionais de marketing não usarem os parâmetros supramencionados são: a) os altos custos para coletar de dados dessa natureza; b) a dificuldade de acesso e análise desses dados. Apesar dessas “desvantagens” inerentes aos dados psicográficos e comportamentais, Bonoma e

Shapiro (1984), Plank (1985) e Albert (2003) sugerem que a psicografia dever ser mais explorada nas pesquisas de marketing, pois, ela provê informações mais acuradas, profícuas e profundas acerca dos perfis dos clientes. Esses dados propiciariam uma maior compreensão das razões que motivam os compradores organizacionais a optarem, adquirem e comprarem determinada oferta em detrimento de outras.

Diante do exposto, dentre as técnicas de segmentação que vêm sendo adotadas para perfilar psicograficamente os compradores organizacionais, duas têm sido extensivamente utilizadas na área de marketing: o VALS e as RNAs. Conforme Richie (1989) e Heath (1995), o VALS (Valores e Estilo de Vida) é um sistema de segmentação psicográfica usado para categorizar os clientes em *clusters*. Através do VALS é possível segmentar o cliente, tanto em termos de critérios como renda e educação, quanto por meio de suas atitudes e crenças. Resultado da intersecção entre a lógica, psicologia, matemática, neurobiologia e a teoria geral dos sistemas, as Redes Neurais Artificiais (RNAs), também conhecidas como redes neurais formais ou ainda redes neuronais, vêm se desenvolvendo rapidamente e têm atraído atenção de diversas disciplinas. Suas aplicações incluem robótica e reconhecimento de padrões, compreensão do sistema nervoso e dos processos mentais humanos e inteligência artificial (DAVIES *et al.*, 1989; PERETTO, 1992; HARVEY, 1994); identificação de fatores críticos em comportamento de compra, previsão de vendas, classificação de clientes para objetivos de marketing (VENUGOPAL e BAETS, 1994; MITCHELL, 1999); segmentação de mercado; precificação de produtos (PROCTOR, 1992); e apoio ao desenvolvimento de novos produtos (THIEME *et al.*, 2000) são exemplos de estudos que utilizaram princípios e aplicativos de RNAs.

Diante do exposto, este artigo discute a possibilidade de desenvolvimento de uma Rede Neural Artificial (RNA), baseada no modelo psicográfico do risco percebido, para auxiliar as organizações a identificarem e perfilizarem os compradores organizacionais. Para construção da rede é proposto o uso do modelo *Perceptron Multi-Layer* e do algoritmo de aprendizagem *Backpropagation*. Esse tipo de rede é capaz de identificar padrões em dados que não apresentam características lineares, comuns nos dados psicográficos. Além disso, essa tecnologia tem sido bastante utilizada para revelar padrões e desenvolver habilidades que possam aproximar os profissionais de marketing e seus clientes industriais (PROCTOR, 1992; VENUGOPAL e BAETS, 1994; THIEME *et al.*, 2000; MITCHELL, 1999).

2. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS – RNA

Uma RNA é um sistema dinâmico, não linear, com conexões unidirecionais e processamento de informações distribuído e paralelo, com capacidade de aprender padrões complexos de informação para a generalização, simulando o funcionamento do cérebro humano (PERETTO, 1992; HARVEY, 1994; VENUGOPAL e BAETS, 1994). As RNAs baseiam-se na interpretação e adaptação do funcionamento dos neurônios. De maneira simplificada, um neurônio recebe estímulos que vêm dos dendritos e, quando a soma destes estímulos ultrapassarem um determinado nível (limiar), faz disparar um estímulo ao próximo neurônio (DAVIES *et al.*, 1989; HARVEY, 1994). Nas RNAs, os neurônios artificiais recebem estímulos (*inputs*) através das entradas e, se a soma destes estímulos for maior que um valor de limiar, o neurônio envia ao próximo neurônio um estímulo, que irá se somar a outros e repetir o processo.

2.1. O Modelo de McCulloch-Pitts

Um dos primeiros exemplos de representação matemática do neurônio foi o modelo formal de McCulloch e Pitts, de 1943. Bastante simples, esse modelo é interpretado por dois estados: S_j que assume os estados disparando (1) ou em silêncio (0) e J_{ij} , com os estados excitatório (+1) e inibitório (-1), o somatório de todos os estímulos recebidos por um neurônio em relação ao limiar (ϑ) determinará se ele irá emitir ou não um estímulo ao neurônio subsequente (PERETTO, 1992; CARVALHO, 2003). As formulas e o esquema do Neurônio de McCulloch-Pitts estão descritos abaixo na Figura 1:

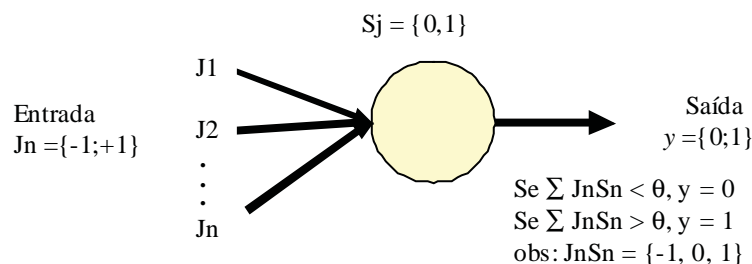


Figura 1 - O Neurônio de McCulloch-Pitts

Fonte: Adaptado de Peretto (1992, p. 7)

Alguns dos problemas do modelo estão associados à lógica *booleana*, como a dificuldade de compreensão de sentenças complexas e com negativas seguidas e, em especial, à operação XOR (ou-exclusivo), que suscitaram críticas ao modelo. Esse problema foi resolvido posteriormente pela utilização de mais de um neurônio cruzando as sinapses ou múltiplas camadas encadeadas. Um segundo problema associado ao modelo foi a falta de um método que permitisse ao neurônio ajustar seus pesos de forma a simular um processo de "aprendizado". Apesar das limitações, sua compreensão forneceu *insight* que geraram ou auxiliaram na compreensão de muitos outros modelos mais complexos como o *Perceptron* e posteriormente o *Perceptron* Multicamadas (*Multi-Layer Perceptron* - MLP) (PERETTO, 1992; HARVEY, 1994).

2.2. O Modelo Perceptron

O modelo *Perceptron* foi desenvolvido por Rosenblatt em 1958 e deu um importante passo no desenvolvimento dos modelos de RNA. Bastante difundido e servindo de base a vários modelos da atualidade, o *Perceptron* é antes uma "ferramenta" matemática para aplicações práticas que um modelo para *insight* do funcionamento do neurônio natural (DAVIES *et al.*, 1989; HARVEY, 1994). Semelhante ao modelo inicial de neurônio de McCulloch & Pitts, exceto pelo fato que o primeiro modelo utilizava como valores possíveis de entrada os valores +1 e -1 de pesos os valores discretos 0 e 1, o que limitava sua aplicação para problemas mais complexos. Rosenblatt utilizou valores contínuos, ao invés de binários e bipolares, tanto para entrada quanto para peso. Então, em vez de valores discretos binários, foi possível utilizar intervalos contínuos de valores, permitindo um maior número de aplicações e corrigindo as simplificações decorrentes da lógica *booleana* binária, fornecendo ao modelo maior "sensibilidade" às nuances das interações. Entretanto o problema XOR, herdado do neurônio de McCulloch & Pitts, persistia. A solução foi encadear vários neurônios em camadas, formando assim a variante *Multilayer* (MLP) (PERETTO, 1992).

O modelo *Perceptron* Multilayer, consoante Figura 2, é uma estrutura composta de, pelo menos, duas camadas de neurônios, ou três, se considerar as entradas como neurônios. As camadas são classificadas como:

- Camada de Entrada – onde são alimentados os dados do modelo;
- Camada Escondida – conhecida também como extratora de características, é a camada que irá "aprender" e ajustar os pesos;
- Camada de Saída – que "traduz" e entrega os resultados da rede.

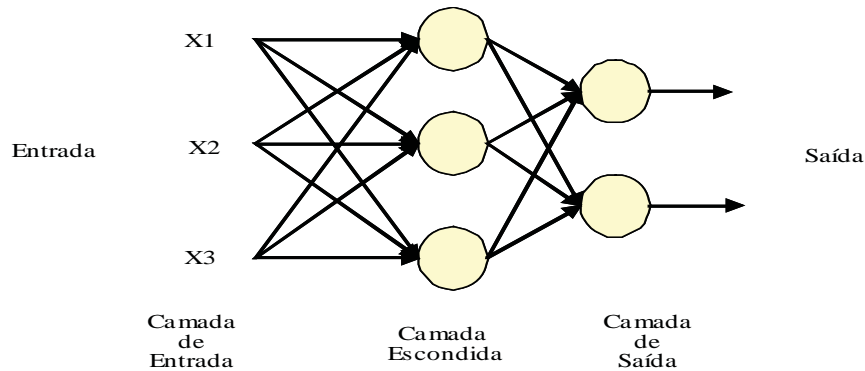


Figura 2 - O Modelo MLP

Fonte: Adaptado de Peretto (1992, p. 234)

2.3. Conceitos Fundamentais das Redes Neurais: O Limiar e o Peso

Para se entender a lógica das RNAs é importante entender dois conceitos fundamentais: o Limiar e o Peso Sináptico. Ambos são analogias lógico-matemáticas. Por exemplo, considere um neurônio X, ele tem vários sinais de entrada possíveis, determinado pelas suas conexões sinápticas. Algumas entradas podem ser positivas e outras negativas. Uma função é utilizada para determinar a soma desses estímulos de entrada, chamada Função de Soma. Quando o valor da Função de Soma em um determinado momento é maior que o valor do Limiar, ativa a saída do neurônio, que dispara um valor binário à próxima camada. Este limiar, que em um neurônio é um valor determinado, pode ser substituído nos modelos artificiais por uma função, chamada Função de Ativação, que determina a saída do neurônio (LIMA JR. *et al.*, 2003). Na Figura 3, estão representadas algumas dessas funções, a saber: função lógica, linear, tangente hiperbólica.

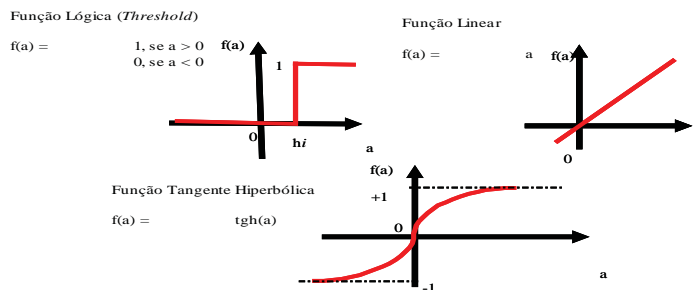


Figura 3 - Funções de Transferência

Fonte: Lima Jr. *et al.* (2003, p. 5)

Considerando o modelo McCulloch & Pitts, a comparação da função de soma com o limiar pode ser representado, ao menos, por duas formas (HARVEY, 1994; LIMA e ALVES JR., 2003): a) Calcula-se a soma de todas as entradas ponderadas e compara-a com o valor limite. Se aquela for maior, a saída terá uma saída lógica *on* (valor binário 1); senão terá uma saída lógica *off* (valor binário 0). O comportamento é representado na Função Lógica acima representada. O momento do limiar é dado no ponto *hi* da reta *a*; b) Calcula-se a soma de todas as entradas ponderadas e subtrai-se o valor limite, se o resultado for positivo, a saída terá uma saída lógica *on* (1); senão terá uma saída lógica *off* (0); O comportamento seria representado na Função Lógica, da Figura 2.2., pela coincidência do ponto *hi* com o zero da reta *a*.

Nesse sentido, matematicamente ambas as soluções são iguais, entretanto, a lógica de ambas diferem e fornecem *insight* poderosos no desenvolvimento de modelos de RNAs. Por exemplo, a segunda perspectiva, que subtrai o valor do limiar da resultante das entradas, nos sugere que poderíamos considerar o limiar como sendo mais uma entrada de um neurônio (b), com valor igual

a 1 (ou seja, sempre ativada) e peso igual ao inverso do valor de limiar. Essa solução é chamada de *biasing* e o valor limite é chamado de *bias*. Conforme pode ser observado na Figura 4, o *bias* é graficamente representado pela entrada *b*:

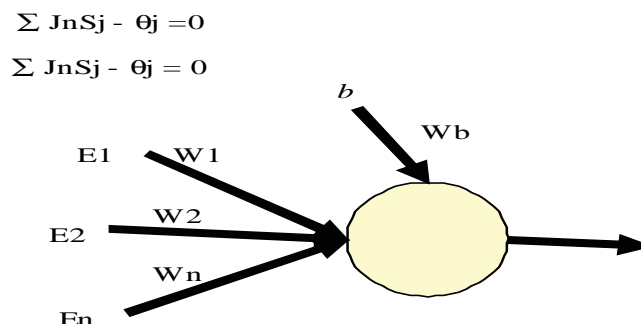


Figura 4 - Representação do Bias

Fonte: Lima e Alves Jr. (2003, p. 10)

2.4. O Peso Sináptico

Um dos problemas do modelo de McCulloch & Pitts foi a ausência de um processo de aprendizagem. Donald Hebb desenvolveu uma proposta de uma lei de aprendizagem para as sinapses baseado na teoria do neurônio natural que afirma que a maior frequência de uso das sinapses dos neurônios determina uma maior “força” desta interação. O constante uso de uma determinada região do cérebro faz com que as conexões entre os neurônios daquela região se fortaleçam, fazendo o cérebro “aprender” aquele uso. Hebb teorizou então que cada entrada tem um peso que irá determinar a força sináptica daquela ligação. Matematicamente, quanto maior o peso, maior a influência daquela ligação na Função de Soma que irá determinar se o limiar será ou não ultrapassado (PERETTO, 1992; HARVEY, 1994; LIMA E ALVES JR., 2003).

Para exemplificar o que fora dito, suponha que um determinado problema tem vários fatores que, potencialmente, podem influir no resultado do problema. Após o processo de aprendizagem, o modelo “aprenderá” quais fatores efetivamente influem no problema, aumentando os pesos daqueles fatores, reduzindo os daqueles que não se mostraram influentes.

2.5. Algoritmos de Aprendizagem

Uma das questões centrais das RNAs é a aprendizagem do modelo. Vários algoritmos de aprendizagem foram desenvolvidos, cada qual com princípios e modelos matemáticos próprios, por vezes não-excludentes e associáveis. O processo de aprendizagem pode ser classificado por fator de retroação como (LIMA E ALVES JR., 2003; LIMA JR. *et al.*, 2003): a) Aprendizado Supervisionado, onde um agente externo indica a correção ou não do comportamento da rede de acordo com o padrão de entrada, ou seja, à rede é fornecida pares de entradas e saídas esperadas, no caso de uma incorreção, a rede reajusta-se para que a resposta dada seja a esperada ou; b) Aprendizado Não-Supervisionado, no qual não existe um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada, entretanto exemplos de coisas semelhantes são fornecidos para que a rede aprenda a responder corretamente.

2.5.1. O Algoritmo Backpropagation

O *Backpropagation* é um algoritmo de aprendizado supervisionado utilizado para ensinar redes MLP. Percorre a rede no sentido normal e compara o resultado, em caso de erro calcula este erro

através de uma regra própria e propaga as correções nos pesos em sentido inverso. À medida que os pesos sinápticos vão sendo atualizados, o erro médio quadrático (MSE) da saída tende a diminuir (LIMA JR. *et al.*, 2003). O princípio do funcionamento desse algoritmo durante a fase de treinamento da rede segue a seguinte lógica:

1. É apresentado um padrão de entrada à rede;
2. São feitos os cálculos e interações entre os neurônios até a camada de saída (*feedforward*) onde é comparado com a saída esperada;
3. Em caso de erro, calcula-se o erro e retrocede, propagando o erro às conexões imediatamente anteriores, ajustando-se os pesos, até chegar ao neurônio anterior, que seguirá o mesmo processo, propagando os ajustes para trás;
4. Após os ajustes, inicia-se novamente o passo 1, com os novos valores ajustados, repetindo todo o processo.

O processamento dos erros pode ser classificado em dois modos: o Padrão e o Batch (lote). Considerando um conjunto de N pares entrada-saída para o treinamento, a apresentação de todos os pares no processo de aprendizado é chamado de Ciclo.

No modo Padrão, os erros são calculados a cada exemplo e os pesos corrigidos para o próximo exemplo, ou seja, em um conjunto de N exemplos, pode ocorrer até n processos de correção de erros, o que pode resultar em rotinas de cálculos muito "custosas". Esse processo é utilizado na chamada Regra Delta. No modo *Batch*, acumulam-se os erros de todos os exemplos e calcula-se o erro médio, ajustando então a equação, ou seja, em cada ciclo é feita apenas uma correção, o que tem um "custo" muito menor. Esse processo é também chamado de Treinamento por Época e, por princípios estatísticos, tende a ter resultados mais normalmente ajustados, pois reduz os impactos dos valores *outliers*. Uma das fraquezas do *backpropagation* reside no fato de que ele apenas aprende com os erros, desconsidera os acertos, que podem indicar um possível caminho. Variações desse algoritmo visam suprimir esse defeito. Um exemplo de variante que permite o uso do aprendizado com acerto é o Algoritmo de Bolso, que retém no "bolso" o aprendizado resultante dos acertos para uso em caso de necessidade (i.e. menor adequação relativa do aprendizado pelo erro) (PERETTO, 1992; CARVALHO, 2003).

3. A DIFÍCIL ARTE DE SEGMENTAR MERCADOS INDUSTRIAIS

A contemporaneidade é pautada por um cenário mercantil marcado pela heterogeneidade de hábitos de compra, gostos, necessidades, desejos e preferências existentes entre os clientes. Esse fator tem dificultado e promovido profundas mudanças no processo de identificação e compreensão de segmentos organizacionais (SIQUEIRA, 2000; McDONALD e DUNBAR, 1995; PLANK, 1985). O processo de segmentar tornou-se uma difícil tarefa para os profissionais e acadêmicos de marketing que almejam entender as necessidades de seus mercados-alvo, com vias a satisfazê-las por meio de suas ofertas (MITCHELL, 1994a).

A complexidade do cenário descrito ocasionou, na área de marketing, o desenvolvimento de uma série de modelagens mais robustas para realizar a segmentação de mercados industriais, entre elas: Modelo de Wind e Cardoso (1974) (ou de dois estágios), Modelo de Bonoma e Shapiro (1984) (ou dos estágios múltiplos), Segmentação em Árvores, por Setor de Mercado, Vertical, por Necessidades e por Benefícios¹, por exemplo. Unidos com esses ferramentais, os profissionais e acadêmicos de marketing começaram a precisar suas análises acerca dos segmentos industriais, pois isso lhes permitiu uma maior compreensão das razões e maneiras que direcionavam os clientes a satisfazerem suas necessidades (PLUMMER, 1985; SIQUEIRA, 2000; FREYTAG e CLARKE, 2001). Em outros termos, esses modelos possibilitaram aos agentes de marketing vislumbrarem as possibilidades existentes para detectar as diferenças entre os grupos/indivíduos e agrupá-las, de tal forma que, através da identificação de certos padrões gerais (e.g., marca que consomem e atitude em relação a marca) seja possível identificar aqueles que compartilham de necessidades semelhantes (PLUMMER, 1985; DEXTER, 2002).

Embora o ato de segmentar tenha sido originalmente desenvolvido para solucionar as questões provenientes da "perfilização" dos indivíduos inseridos no mercado de consumo (DOYLE e SAUNDERS,

1985; DEXTER, 2002), diversos autores (e.g., WIND, 1978; SIQUEIRA, 2000) sugerem que os pressupostos e a lógica da segmentação desse tipo de mercado podem ser transpostos e aplicáveis no contexto de mercados industriais.

Diante do exposto, de maneira análoga aos mercados de bens de consumo, os profissionais de marketing industrial (ao analisarem as características e/ou respostas dos seus clientes acerca dos produtos/situações de compra) utilizam inúmeros critérios semelhantes (e.g., geográficos, sócio-econômicos, de personalidade e comportamentais) para traçar o(s) perfil(is) de seus mercados-alvo (HALEY, 1968; WIND, 1978; SIQUEIRA, 2000).

Apesar disso, Fine (1991), Heath (1995), Freytag e Clarke (2001) e Albert (2003) alertam que a ideia de transpor (literalmente) os princípios da segmentação de mercado de consumo para a realidade industrial não tem sido amplamente aceita pela academia de marketing. Certamente, em função do ferramental teórico ainda mal concatenado no mercado industrial e, por se tratarem de realidades distintas, a importação acrítica dos achados e teorias desenvolvidos de um contexto para o outro, pode fazer com que emirjam, de forma precipitada, construtos e conceitos, os quais podem ocasionar uma má compreensão da realidade investigada. Os acadêmicos e profissionais de marketing devem ter parcimônia no uso e transposição dos parâmetros de segmentação provenientes dos mercados de consumo, caso desejem compreender o comportamento de compra dos decisores industriais.

Para evitar os viésis provenientes dessa transposição, alguns estudiosos (e.g., FRANK *et al.*, 1972; BONOMA e SHAPIRO, 1984; RAO e WANG, 1995; SUDHARSHAN e WINTER, 1998; SÖLLNER e RESE, 2001) afirmam que os acadêmicos e profissionais de marketing devem utilizar bases de segmentação apropriadas para classificar e identificar os mercados industriais, a saber: a) **Macro-segmentação** consiste na utilização de parâmetros geográficos (e.g., demanda por produtos industriais pode variar nas esferas Internacional, Nacional, Estadual, Regional, Distrital e Local) e demográficos (e.g., porte da organização, classificação dos setores industriais, tipo de organização industrial compradora, aplicação do produto e fatores comuns à compra) para perfilar as organizações; b) **Micro-segmentação ou unidade decisória** se refere à classificação dos decisores organizacionais de acordo com suas características psicológicas e da relação entre elas e o processo de compra de determinados produtos. Essa base é composta por variáveis que indiquem a personalidade do cliente (e.g., agressividade, autoritarismo, dependência), seu estilo de vida (e.g., reservados, esportistas, intelectuais) e seu comportamento (atitude em relação a um produto, status do usuário, índice de utilização, percepção do risco da compra).

3.1 O que vem a ser psicografia?

Os acadêmicos e profissionais de marketing não utilizam os critérios psicográficos para segmentar o mercado industrial, por que, ainda não há uma definição clara e comum sobre o que é psicografia *per se* (WELLS, 1975; RICHIE, 1989; HEATH, 1995; ALBERT, 2003).

Dentro da grande diversidade de definições existentes acerca do que é psicografia na literatura de marketing, Wells (1975) e Heath (1995) conseguiram constatar alguns elementos comuns aos vários conceitos: 1) Psicografia é algo mais que demografia, já que esse tipo de estudo adiciona atividades, interesses, opiniões, necessidades, valores, atitudes e traços de personalidade aos dados demográficos, que, sozinhos, não são suficientes; e 2) Psicografia é um estudo tanto quantitativo, quanto qualitativo. A pesquisa psicográfica pode ser definida como uma pesquisa quantitativa com a intenção de quantificar os clientes nas diferentes dimensões psicológicas, como pode extrair dos clientes seus pensamentos, estilos de vida, crenças e valores acerca de determinada oferta ou organização.

Para efeitos deste trabalho utilizaremos a definição proposta por Demby (1989, p. 21) que sugere compreender segmentação psicográfica como:

o uso de fatores psicológicos, sociológicos e antropológicos, como os benefícios desejados (...), autoconceito e estilo de vida, para determinar como o mercado é segmentado pela tendência de grupos dentro do mercado - e suas razões - para tomar decisões particulares sobre um produto, pessoa ou ideologia.

Dito isso, dentre os vários modelos psicográficos utilizados na área de Marketing para traçar o perfil, bem como compreender o comportamento de compra dos clientes, nesse estudo será adotado o modelo do risco percebido para a construção da RNA (THOMAS e WIND, 1982; MITCHELL, 1994a).

3.2 É possível utilizar a segmentação psicográfica em mercados industriais?

Em 1965, Grey Matter elucidou que a psicografia é uma poderosa ferramenta para segmentar os mercados industriais, bem como para descrever as diferenças entre os decisores industriais por intermédio de dimensões psicológicas (HEATH, 1995). Apesar Fine (1991), Heath (1995), Freytag e Clarke (2001) e Albert (2003) reconhecerem a importância de compreender como os fatores psicográficos afetam as decisões do comprador organizacional, eles alertam que no caso da realidade industrial, essa ideia tem sofrido uma série de restrições na academia de marketing.

Consoante Plank (1985) e Söllner e Rese (2001), o ato de segmentar, quando aplicado ao contexto industrial, tende a perder “sua mágica” devido ao entendimento incompleto da influência dos requisitos da compra no comportamento dos decisores industriais, principalmente, àqueles relacionados às questões psicográficas (WILSON, 1971; BONOMA e SHAPIRO, 1984; SIQUEIRA, 2000). Embora a base micro possa fornecer informações que contribuam para desenvolver a compreensão do comportamento de compra do cliente industrial, ela vem sendo negligenciada pelos profissionais e acadêmicos de marketing, os quais preferem adotar tipos de segmentação (i.e., demográfica e geográfica) cujos resultados sejam mais rápidos e menos custosos (WIND e CARDOZO, 1986; SIQUEIRA, 2000). Com isso, as organizações passaram a utilizar e desenvolver formas menos sofisticadas para classificar os seus clientes, limitando o potencial de aplicação e extensão dos parâmetros psicográficos (FREYTAG e CLARKE, 2001).

Essa atitude dos profissionais tem um preço alto para as suas organizações, posto que, é sabido que as informações geradas pela macro-segmentação são superficiais para explicar as “reais” necessidades, desejos e motivações que levam os clientes à aquisição de determinado(s) produto(s), por exemplo (FRANK *et al.*, 1972; WELLS, 1975; BONOMA e SHAPIRO, 1984; HEATH, 1995; OATES *et al.*, 1996; ALBERT, 2003).

Observando essa deficiência, alguns pesquisadores (CARDOSO e CAGLEY, 1971; WIND e CARDOZO, 1986; ALBERT, 2003) propuseram que na segmentação dos mercados industriais, deveriam ser contempladas questões relativas às características organizacionais e do produto, assim como àquelas que avaliassem as características da unidade decisória (e.g., identidade do comprador, lealdade ao fornecedor, personalidade do decisor e tolerância/percepção de risco na compra) para classificar seus clientes. Dessa forma, é *mister* obter informações mais precisas e consistentes, as quais direcionem os profissionais e acadêmicos de marketing a conhecerem e compreenderem seus clientes, com vias a diferenciar e posicionar de forma acurada seus produtos, satisfazendo os desejos e necessidades do mercado-alvo (PLANK, 1985; FREYTAG e CLARKE, 2001).

Por isso, Oates *et al.* (1996) e Lin (2002) advogam a utilização de uma abordagem integrativa que combine dois ou mais processos de segmentação. De fato, embora os clientes possam partilhar das mesmas características demográficas e geográficas, eles podem, ainda assim, diferir de forma considerável, no que tange aos seus estilos de vida, atitudes, valores, por exemplo. Diante do exposto, uma “boa” segmentação de mercado industrial deve considerar tanto a análise dos estímulos internos (i.e., consistem das características psicológicas únicas do comprador, por exemplo, disposição de tomar decisões arriscadas, experiência, prática na função), quanto os externos (i.e., compreendem a natureza da organização, por exemplo, tamanho, idade, localização da indústria), os quais influenciam o processo de decisão de compra. (WILSON, 1971; CHOFFRAY e LILLEN, 1978; SÖLLNER e RESE, 2001; ALBERT, 2003).

Explanada a importância de se conhecer a psicografia dos decisores organizacionais, será discutido na próxima seção o modelo de risco percebido, para depois serem debatidas as razões de utilizá-lo no processo de segmentação industrial.

3.3 O Conceito de Risco Percebido

Desde que o conceito de risco percebido foi introduzido na literatura de marketing por Bauer em 1960, vários pesquisadores (HAWES e BARNHOUSE, 1987; HENTHORNE *et al.*, 1993; PERRY e HAMM, 1969; MELLO, 1997; MITCHELL, 1999) têm discutido e desenvolvido modelos psicográficos que visam compreender como os consumidores buscam minimizar os riscos inerentes no processo de compra. Cox e Rich (1964) definiram o risco percebido como sendo a natureza e a quantidade de risco

percebido por um consumidor ao contemplar uma decisão de compra específica. O conceito de risco percebido baseia-se na ideia de que qualquer atividade de compra envolve risco. De acordo com Cunningham (1967), Perry e Hamm (1969), Brooker (1984) e Campbell e Goodstein (2001), básico para o conceito de risco percebido é a noção de objetivos da compra. O elemento risco, dessa forma, está frequentemente presente uma vez que, antes de realizar a compra, o consumidor não pode sempre ter a certeza de que a compra planejada permitirá o alcance de seus objetivos. Essa incerteza resulta de fatores inerentes ao produto, à marca, ao lugar da compra, ao modo de compra, entre outros (HAWES e BARNHOUSE, 1987; HENTHORNE *et al.*, 1993; MITCHELL, 1999).

Podemos afirmar que qualquer ação do comprador é propensa a produzir consequências que ele não pode antecipar com qualquer aproximação de certeza, sendo algumas delas, pelo menos, prováveis de serem desagradáveis (BAUER, 1960; ZIKMUND e SCOTT, 1974; JIA *et al.*, 1999). Sob essa perspectiva, o risco percebido pode ser entendido como o risco em termos das percepções do cliente sobre a incerteza e as consequências adversas da compra de um produto ou serviço, assumindo, implicitamente que tanto a probabilidade quanto o resultado da compra são incertos (CUNNINGHAM, 1967; DOWLING e STAELIN, 1994; CAMPBELL e GOODSTEIN, 2001). Em vista disso, parece ser importante compreender como essas duas dimensões do risco percebido (incerteza e consequência) afetam no comportamento de compra. Como não há decisões sem risco, é vital entender o(s) porquê(s) de os clientes (por meio de suas percepções) optarem por uma alternativa que melhor satisfaça suas necessidades.

3.3.1 Dimensões do Risco Percebido

Conforme Yaltes (1992), a concepção de risco requer a existência de incerteza sobre os resultados das ações possíveis, visto que, havendo garantia "absoluta" para os resultados, não haverá risco, tampouco sua percepção. Nesse sentido, Zikmund e Scott (1974), Mitchell (1999), Jia *et al.* (1999) consideram que a incerteza mensura a probabilidade subjetiva do cliente de que a compra pode resultar em consequências indesejáveis. A incerteza está frequentemente presente no processo de decisão da compra, os clientes nem sempre podem ter a certeza de que a compra planejada lhes permitirá o alcance de seus objetivos (COX e RICH, 1964). De acordo com os estudos de Cunningham (1967), Zikmund e Scott (1974), Yaltes (1992), a dimensão consequência do risco refere-se a como os clientes mensuram a extensão do resultado desejado, a fim de evitar certas consequências indesejadas, com vias a minimizar ou evitar "perdas" decorrentes desse resultado.

Apesar de essas dimensões estarem sendo apresentadas de forma independente, o que ocorre em uma situação real compra é que elas atuam conjuntamente e podem ser associadas com mais de um tipo de risco. Isto é, as decisões de compra dos clientes são realizadas sob diferentes níveis de risco e diferentes tipos de risco, haja vista que as necessidades dos clientes irão variar em cada situação de compra (KAPLAN *et al.* 1974; CAMPBELL e GOODSTEIN, 2001). Dessa forma, Yaltes (1992) e Jia *et al.* (1999) não acreditam que a utilização de apenas um tipo de risco, seja possível para captar inteiramente esse construto. De certo, excetuando-se as demandas de algumas situações particulares, é necessário combinar dois ou mais tipos de risco para formar e determinar o risco global (i.e., junção de todos os riscos percebidos que afetam o cliente) presente no momento da compra.

3.3.2 Tipos de Riscos Percebidos

De acordo com Mello e Collins (2001), o número de tipos de risco percebido tem crescido nas duas últimas décadas. Além disso, nem sempre houve um consenso entre os pesquisadores sobre os tipos de riscos necessários e relevantes para o estudo do construto Risco Percebido². Segundo Mello (1997), os principais tipos de riscos encontrados na literatura em comportamento do consumidor são: financeiro (MOWEN, 1995), de desempenho ou funcional (COX, 1967), físico (JACOBY e KAPLAN, 1972; ROSELIUS, 1971), social e psicológico (JACOBY e KAPLAN, 1972), de tempo (ROSELIUS, 1971) e risco do custo de oportunidade (ZIKMUND e SCOTT, 1974). O Quadro 1, abaixo, lista os riscos encontrados na literatura relacionada ao comportamento do consumidor.

Quadro 1 – Tipos de Risco Percebido

RISCO PERCEBIDO	DESCRIÇÃO DOS RISCO
Financeiro	Risco relacionado à perda de bens e dinheiro, por meio da aquisição de um produto que não funcione ou que custe mais do que deveria para mantê-lo funcionando.
Desempenho	Refere-se a quão bem (performance) uma determinada marca adquirida executa suas funções técnicas requeridas.
Físico	Definido como o risco de que o produto não seja seguro, que pode representar perigos à saúde ou à segurança do consumidor quando falham, o que pode levar ao risco físico.
Social	É definido como a percepção que o consumidor tem do modo como outras pessoas reagirão à sua compra. Esse risco está relacionado à autoestima e autoconfiança do indivíduo.
Psicológico	Definem esse risco como a forma que o consumidor se percebe após realizar uma compra, em termos de sua auto-imagem ou auto-conceito.
Tempo	Refere-se à perda de tempo que ocorre quando um produto falha e se necessita consertá-lo ou trocá-lo por outro.
Custo de Oportunidade	É definido como o risco de que, ao tomar uma atitude, o consumidor perca a oportunidade de fazer algo que ele realmente preferiria.

Fonte: Adaptado de Mello (1997)

3.4 O Risco Percebido como Modelo Psicográfico de Segmentação

Conforme Mitchell (1999) e Jia *et al.* (1999) pode-se afirmar que o risco percebido é uma modelagem psicográfica, pois, está intimamente relacionado com a natureza subjetiva (percepção) do cliente. De acordo com as premissas desse modelo, é possível perfilar os clientes com base na maneira como eles lidam diferentemente com a percepção de risco na compra. De acordo com a literatura de comportamento do consumidor, os executivos podem ser psicograficamente classificados como *risk taking* (indivíduos que são propensos ao risco) ou *gambling* (indivíduos que tem aversão ao risco) (MARCH e SHAPIRA, 1987); e os decisores organizacionais, conforme Mitchell (1994b) podem ser segmentados com base na sua alta, moderada ou baixa percepção de risco no momento da compra, por exemplo.

Não obstante as diferenças existentes entre as tipologias presentes nos modelos de risco percebido, Sarin *et al.* (2003) afirmam que eles convergem nos seguintes pontos: a) o conceito de Risco Percebido não é absoluto, mas sim relativo; b) os limiares de tolerância ao risco irão variar de um indivíduo para o outro, dependendo de suas características pessoais (e.g., traços de personalidade, experiências de vida, crenças e valores) e da situação da compra; c) quanto maior for a percepção de risco, menor será a propensão do cliente em realizar determinada compra; e vice-versa (CHISNALL, 1994; JIA *et al.*, 1999; CAMPBELL e GOODSTEIN, 2001).

4. APLICABILIDADE DA REDE NEURAL PARA SEGMENTAR CLIENTES BASEADO NO MODELO DO RISCO PERCEBIDO

Conforme elucidado na introdução, diversas são as possibilidades de aplicação das Redes Neurais como ferramenta prática na área de marketing. Entretanto, consoante Venugopal e Baets (1994) seu uso nas pesquisas de marketing ainda é pouco difundido, seja pelo desconhecimento dessa aplicação, ou pela inabilidade dos pesquisadores em utilizá-la. Objetivando denotar o seu potencial, esse ensaio teórico sugere a criação de um modelo de Rede Neural Artificial Computacional como uma ferramenta eficaz para segmentar mercados industriais. Para tal, a fundamentação lógico-teórica, treinamento e teste dessa RNA utilizará o modelo de risco percebido. Nessa rede neural,

cada neurônio, da primeira camada, corresponderá a um tipo de risco percebido. A primeira camada representa a entrada dos dados, que fornecerá o grau de percepção de cada tipo de risco, sendo obtida por intermédio do somatório ou multiplicação entre o grau de incerteza desse risco com a seriedade de sua ocorrência (consequência). O resultado de cada tipo de risco é levado para a camada oculta. Nela, é realizado o somatório ou multiplicação (a utilização de um ou outro não interfere na lógica do modelo) de todos os riscos, o que irá permiti identificar a percepção global do risco. A RNA fornecerá, então, um resultado que corresponderá a classificação do perfil do individuo, baseado na sua percepção da existência de risco durante uma situação de compra, seja ela alta, moderada ou baixa. A representação gráfica da RNA proposta neste estudo está exposta abaixo na Figura 5.

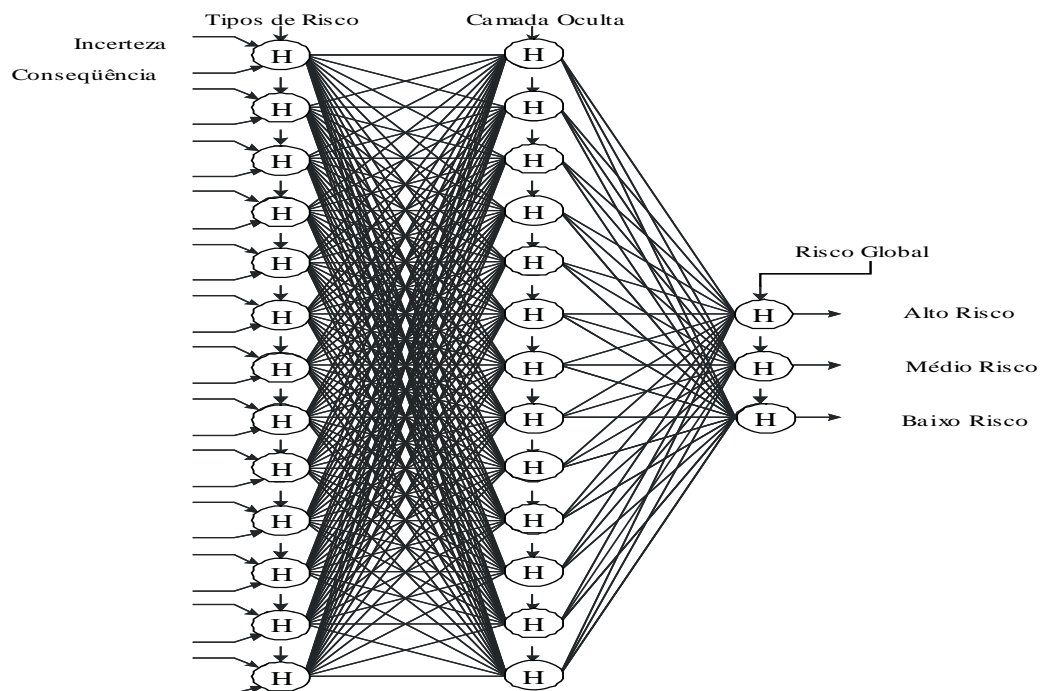


Figura 5 – Representação da RNA baseada no Modelo do Risco Percebido

Apesar de existirem inúmeras modelagens que mensuram o risco percebido dos clientes no(s) seu(s) processo(s) de compra (JIA *et al.*, 1999), neste estudo optou-se utilizar o modelo proposto por Mello (1997), já que, após investigações não foi constatado por esse autor evidências válidas que comprovem a supremacia de um modelo em relação aos demais existentes³. Dessa forma, as equações de risco percebido que poderão alimentar a RNA são:

Risco Percebido [Risco (Perda i)] = Probabilidade da ocorrência ⊕ Seriedade das consequências.

$$\text{Risco Percebido Global} = \sum_{i=1}^n \text{Risco(Perda}_i) = \text{Risco (Perda1)} \oplus \text{Risco (Perda2)} \oplus \dots$$

Onde,

n = número de tipo de perdas i

⊕ = pode ser um operador multiplicativo ou aditivo

A recomendação para o estudo inicial é que a rede seja treinada e testada com um banco de dados de uma pesquisa previamente efetuada, e cientificamente analisada, pois, para averiguar a efetividade da RNA, seria interessante comparar os resultados gerados pela rede com aqueles pertencentes a esta pesquisa.

CONCLUSÃO

A RNA terá como objetivo realizar a simplificação do processo de segmentação de mercado industrial baseado na percepção de risco. Depois de construída sua estrutura, bastaria apenas inserir os dados na rede e ela forneceria em poucos instantes a propensão ao risco de cada cliente. Por ser um método rápido e eficaz de segmentar o mercado, essa RNA apresenta uma série de vantagens para os profissionais de marketing industrial que desejam aplicá-la, tais como: a) reduzir os custos e o tempo do processo de segmentar; b) identificar os consumidores quanto à percepção do risco; c) dosar a quantidade de informação necessária, requerida pelos clientes para minimizarem o risco de sua compra.

Um exemplo de funcionamento dessa rede seria o seguinte: é sabido que os clientes com alta percepção de risco necessitam de muita informação para tomar sua decisão. Com base nisso, os vendedores devem fornecer o máximo de informações sobre o seu produto, as quais clarificassem os benefícios do seu produto em detrimento dos da concorrência. Ou seja, eles devem apresentar aos clientes uma gama de materiais institucionais (e.g., amostras, *folders*, relatórios) e pesquisas, que explicam em detalhes as funcionalidades e vantagens de seu produto, com vias a diminuir o nível de risco percebido no momento da compra. No caso dos clientes com baixa percepção de risco, os vendedores devem ser sucintos no quantitativo e tipos de informações fornecidas, pois esse perfil de clientes tende a tomar suas decisões baseados em pouca quantidade de informação, por exemplo, marca do produto, loja de renome, indicação de amigos, confiabilidade do vendedor.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CNPq) pelo apoio fornecido a esse artigo, bem como por propiciar e incentivar o avanço das pesquisas acadêmicas neste país.

REFERÊNCIAS

- ALBERT, T. C. Need-based segmentation and customized communication strategies in a complex-commodity industry: A supply chain. **Industrial Marketing Management**, v. 3, n. 4, p. 281-290, 2003.
- BAUER, R. Consumer Behavior as Risk-taking. In: **Proceedings of the 43rd conference OF the American Marketing Association**, p. 389-398, 1960.
- BONOMA, T. V.; SHAPIRO, B. P. Evaluating Market Segmentation Approaches. **Industrial Marketing Management**, v. 13, n. 4, p. 257-268, 1984.
- BROOKER, G. An assessment of expand measure of perceived risk. **Advances in Consumer Research**, v. 11, n. 1, p. 439-41, 1984.
- CAMPBELL, M. C.; GOODSTEIN, R. C. The moderating effect of perceived risk on consumers' evaluations of product incongruity: preference for the norm. **Journal of Consumer Research**, v. 28, n. 3, p. 439-449, 2001.
- CARDOSO, R. N.; CAGLEY, J. W. Experimental Study of Industrial Buyer Behavior. **Journal of Marketing Research**, v. 8, n. 3, p. 329-334, 1971.
- CARVALHO, L. F. de, *et al.* **Redes Neurais Artificiais Auto-Organizáveis Utilizadas na Classificação de Crises Convulsivas**. Disponível em: <http://www.sbis-rj.org/498.pdf>... Acessado em 12/01/2003.
- CHISNALL, P. M. **Consumer Behaviour**. London: McGRAW-HILL, 1994.
- CHOFFRAY, Jean-Marie; LILIE, G. L. Assessing Response to Industrial Marketing Strategy. **Journal of Marketing**, v.42, n. 2, p.20-31, 1978.
- COX, D.F.; RICH, S.V. Perceived Risk and Consumer Decision Making: The Case of Telephone Shopping. **Journal of Market Research**, v. 1, n. 4, p. 32-39, 1964.

COX, D.F. **Introduction in Risk Taking and Information Handling in Consumer Behaviour**. COX, D.F. (ed), Boston, Graduate School of Business Administration, Harvard University, p. 1-20, 1967.

CUNNINGHAM, S. M. The major dimensions of perceived risk. In: **Risk taking and information handling in consumer behavior**, Cox, D. (ed.), Boston: Harvard University Press, p. 82-108, 1967.

DAVIES, F. M.; GOODE, M.M.H.; MOUTINHO, L.A.; OGBONNA, E. Critical Factors in Consumer Supermarket Shopping Behaviour: A Neural Network Approach. **Journal of Consumer Behaviour**, v. 1, n. 1, p. 35-49, 1989.

DEMBY, E. H. Psychographics revisited: The Birth of a Technique. **Marketing News**, Chicago, p. 21, 1989.

DEXTER, A. Egotists, idealists, and corporate animals: segmenting business markets. **International Journal of Marketing Research**, v. 44, n. 1, p. 31- 51, 2002.

DOWLING, G. R.; STAELIN, R. A model of perceived risk and intended risk-handling activity. **Journal of Consumer Research**, v. 21, n. 1, p. 119-34, 1994.

DOYLE, P.; SAUNDERS, J. Market Segmentation and Positioning in Specialized Industrial Markets. **Journal of Marketing**, v. 49, n. 2, p. 24-32, 1985.

FINE, S. H. Buyer and Seller Psychographics in Industrial Purchase Decisions. *The Journal of Business and Industrial Marketing*, v. 6, n. 1/2, p. 49-58, 1991.

FRANK, R.; MASSY, W.; WIND, Y. **Market Segmentation**. New Jersey: Prentice-Hall, 1972.

FREYTAG, P. V.; CLARKE, A. H. Business to Business Market Segmentation. **Industrial Marketing Management**, v. 30, n. 6, p. 473 – 486, 2001.

HALEY, R. I. Benefit Segmentation: A decision-oriented research tool. **Journal of Marketing**, v. 32, n. 3, p. 30 – 35, 1968.

HARVEY, R.. L. **Neural Network Principles**. New Jersey: Prentice Hall, 1994.

HAWES, J.M. e BARNHOUSE, S.H. How Purchasing Agents Handle Personal Risk. **Industrial Marketing Management**, v. 16, n. 4, p. 287 – 93, 1987.

HEATH, R. P. Psychographics: O'est-ce que c'est? **American Demographics**, v. 74, n. 7, p. 74-80, 1995.

HENTHORNE, T.L.; LATOUR, M.S.; WILLIAMS, A.J. How organizational buyers reduce risk. **Industrial Marketing Management**, v. 22, n. 1, p. 41-8, 1993.

JACOBY, J.; KAPLAN, L.B. The components of perceived risk. In: PROCEEDINGS 3RD ANNUAL CONFERENCE, Venkatesan, M. (ed.), Chicago: **Association for Consumer Research**, p. 382-93, 1972.

JIA, J.; DYER, J. S.; BUTLER, J. C. Measure of perceived risk. **Management Science**, v. 45, n. 4, p. 519-532, 1999.

KAPLAN, L. B.; SZYBILLO, G. J.; JACOBY, J. Components of perceived risk in product purchase: A cross-validation. **Journal of Applied Psychology**, v. 59, n. 3, p. 287-91, 1974.

LIMA Jr., H. P.; GESUALDI, A. R.; ALBUQUERQUE, M. P. de; ALBUQUERQUE, M. P. de; e ESQUEF, I. A. **Aplicação de Redes Neurais no Reconhecimento de Letras em Placas de Veículos Automotores Brasileiros**. Rio de Janeiro: Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - CBPF. Disponível em: <<http://www.cbpf.br/cat/notastec.html>>. Acesso em 18/01/2003.

LIMA, D. M. P. A. de; ALVES Jr., N. **Introdução à Redes Neurais**. Rio de Janeiro: Centro Brasileiro de Pesquisas Físicas - CBPF. Disponível em: <<http://www.cbpf.br/cat/notastec.html>>. Acesso em 18/01/2003.

LIN, Chin-Feng. Segmenting customer brand preference: Demographic or psychographic. **Journal of Product and Brand Management**, v. 11, n. 4, p. 249-268, 2002.

McDONALD, M.; DUNBAR, I. **Marketing Segmentation**. London: Macmillan Press LTD, 1995.

MARCH, J. G.; SHAPIRA, Z. Managerial perspectives on risk and risk taking. **Management Science**, v. 33, n. 11, p. 1404-1418, 1987.

MELLO, Sérgio. C. Benício de. An empirical investigation of the relationship between perceived risk and the varying patterns of brand portrayal. Londres, UK. **Unpublished Thesis**. City University London – Cass Business School, 1997.

_____.; COLLINS, M. Convergent and discriminant validity of the perceived risk scale in a business-to-business context using the multitrait-multimethod approach. In: **Revista de Administração Contemporânea**, v. 5, n. 3, Sept./Dez. 2001.

MITCHELL, V. W. How to identify Psychographic Segments: Part 1. **Marketing Intelligence & Planning**, v. 12, n. 7, p. 4-10, 1994a.

MITCHELL, V. W. How to identify Psychographic Segments: Part 2. **Marketing Intelligence**, v. 12, n. 7, p. 11-17, 1994b.

MITCHELL, Vincent-Wayne. Consumer perceived risk: conceptualizations and models. **European Journal of Marketing**, v. 33, n. 1/2, p. 163-69, 1999.

MOWEN, J. C. **Consumer Behavior**. 4. ed. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1995.

OATES, B.; SHUFELDT, L.; VAUGHT, B. A psychographic study of the elderly and retail store attributes. **The Journal of Consumer Marketing**, v. 13, n. 6, p. 14-27, 1996.

PERETTO, P. **An Introduction to the Modeling of Neural Network**. Cambridge: Cambridge University, 1992.

PERRY, M.; HAMM, C. B. Canonical Analysis of Relations between Socioeconomic Risk & Personal Influence in Purchase Decisions. **Journal of Marketing**, v. 6, n. 3, p. 351-354, 1969.

PLANK, R. E. A critical review of industrial market segmentation. **Industrial Marketing Management**, v. 14, n. 2, p. 79-91, 1985.

PLUMMER, J. T. How personality makes a difference. **Journal of Advertising Research**, v. 24, n. 6, 1985.

PROCTOR, R. A. Marketing Decision Support Systems: A Role for Neural Networking. **Marketing Intelligence & Planning**, v. 10, n. 1, p. 21-26, 1992.

RAO, C. P.; WANG, Z.. Evaluating alternative segmentation strategies in standard industrial marketing. **European Journal of Marketing**, v. 29, n. 2, p. 58-75, 1995.

RICHIE, M. F. Psychographics for the 1990s. **American Demographics**, v. 13, n. 7, p. 24-50, 1989.

ROSELIUS, T. Consumer Rankings of Risk Reduction Methods. **Journal of Marketing**, v. 35, n. 1, p. 56-61, 1971.

SARIN, S.; SEGO, T.; CHANVARASUTH, N.. Strategic use of building for reducing consumers' perceived risk associated with the purchase of new high-tech products. **Journal of Marketing Theory and Practice**, v. 11, n. 3, p. 71-83, 2003.

SIQUEIRA, A. C. B de. **Segmentação de Mercados Industriais**. São Paulo: Atlas, 2000.

SÖLLNER, A.; RESE, M. Market segmentation and the structure of competition: applicability of the strategic group concept for an improved market segmentation on industrial markets. **Journal of Business Market**, v. 51, n.1, p. 25-36, 2001.

SUDHARSHAN, D.; WINTER, F. Strategic segmentation of industrial markets. **The Journal of Business & Industrial Marketing**, v. 13, n.1, p. 08-21, 1998.

THIEME, R. J.; SONG, M.; CALANTONE, R. J. Artificial Neural Network Decision Support Systems for New Product Development Project Selection. **Journal of Marketing Research**, v. 37, n.4, p. 499-507, 2000.

THOMAS, R.; WIND, Y. Toward empirical generalizations on industrial market segmentation. In: SPEKMAN, R.; WILSON, D. (Eds.). Issues in industrial marketing: a view to the future. **American Marketing Association Workshop on Industrial Marketing**, Chicago, The Pennsylvania State University, American Marketing Association, 1982.

VENUGOPAL, V.; BAETS, W. Neural Networks and Their Applications in Marketing Management. **Journal of Systems Management**, v. 45, n. 9, p. 16-21, 1994.

WELLS, W. D. Psychographics: A critical review. **Journal of Marketing Research**, v. 12, n. 2, p. 196-213, 1975.

WILSON, D. T. Industrial Buyer's Decision-Making Styles. **Journal of Marketing Research**, v. 8, n. 4, p. 433-436, 1971.

WIND, Y. Issues and advances in segmentation research. **Journal of Marketing Research**, v. 15, n.3, p. 313-337, 1978.

WIND, Y; CARDOSO, R. Industrial Market Segmentation. **Industrial Marketing Management**, v. 3, n. p. 153-166, 1974.

YALTES, J. F. **Risk-taking behavior**. Chechester, UK: John Wiley & Sons, 1992.

ZIKMUND, William G.; SCOTT, Jerome E. Variety analysis of perceived risk self-confidence and information sources. **Advances in Consumer Research**, v.1, p. 406- 416, 1974.

NOTAS

- ¹ Para maiores esclarecimentos acerca dos modelos mencionados, recomendamos a leitura de Siqueira (2000).
- ² Para maiores detalhes sobre esse tópico, recomendamos ao leitor a leitura do livro de Yaltes (1992) e a Tese de Mello (1997).
- ³ Caso o leitor deseje aprofundar sua leitura na argumentação utilizada por Mello (1997), para explicar o porquê de não haver supremacia entre os vários modelos de risco percebido, ver a tese de doutorado desse autor, mais especificamente os capítulos 5 e 6.