



"ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL

E

PARTICIPAÇÃO DE MERCADO"

31

Dissertação apresentada para a obtenção
do título de
MESTRE EM ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS

à

Escola de Administração de Empresas de São Paulo
da Fundação Getúlio Vargas
por

RICARDO FASTI DE SOUZA

São Paulo

1994



ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

DA

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS

Ricardo Fasti de Souza

"ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL

E

PARTICIPAÇÃO DE MERCADO"

Dissertação apresentada ao Curso de Pós-Graduação da Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas como requisito para a obtenção do título de Mestre em Administração. Área de Concentração: Mercadologia.

Orientador: Prof. Dr. Wilton de Oliveira Bussab


SÃO PAULO

1994

Resumo: Levantamento bibliográfico tanto de métodos de Escalonamento Multidimensional como sobre participação de mercado e seu papel estratégico visando a sugestão de um modelo associativo entre ordenações de preferência geradas pelo escalonamento e ordenações de participações relativas de mercado para categorias de produtos de consumo de massa.

Dedico esta monografia a,

Eliene, Lidia, Ruy e Fernando.



GRADECIMENTOS

o Prof. Dr. Wilton de Oliveira Bussab, pelo privilégio a mim concedido de orientar esta monografia, bem como por me ensinar o valor de precisão e profundidade.

Ester Franco, meu eterno anjo da guarda.

A.C. Nielsen, na pessoa do Sr. Norton Rodrigues e à Johnson & Johnson nas pessoas de Suzan Rivetti e Marcos Oliveira.

ÍNDICE

	Pg.
1. INTRODUÇÃO	1
I. Justificativa.....	1
II. Descrição.....	1
III. Escalonamento Multidimensional - Breve História e Descrição.....	2
IV. Objetivos.....	5
V. Estrutura da Monografia.....	6
2. CAPÍTULO 1 - ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL.....	7
1.1. Introdução.....	7
1.2. História do EMD.....	13
1.3. Aplicação de Marketing.....	14
1.4. Conceitos Básicos.....	18
1.4.1. Algoritmo e Matrizes.....	18
1.5. Distâncias e Medidas de Ajuste.....	22
1.5.1. Distâncias.....	22
1.5.2. Medida de Ajuste.....	24
1.5.3. Gráfico de Dispersão.....	25
1.5.4. Dimensionalidade.....	27
1.5.4.1. Adequação.....	27
1.6. Interpretação de Configuração.....	29
1.6.1. Método de Estatístico.....	30
1.6.2. Método Intuitivo.....	33
1.7. Exemplo de Marketing.....	33
3. CAPÍTULO 2 - ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL A 2 FATORES..	36
2.1. Introdução.....	36

2.1.1. Tipos de EMD.....	36
	Pg.
2.2. Geração da Configuração.....	40
2.2.1. EMD a 2 Fatores - Métrico.....	40
2.2.1.1. Método Clássico.....	40
2.2.2. EMD a 2 Fatores - Não Métrico.....	41
2.2.2.1. Método de Shepard.....	41
2.2.2.2. Método de Kruskal.....	41
2.2.3. Desdobramento Multidimensional Clássico....	46
4. CAPÍTULO 3 - EMD A 3 FATORES.....	49
3.1. Introdução.....	49
3.2. O EMD a 3 Fatores ou Ponderado.....	50
3.2.1. Espaço dos Objetos.....	50
3.2.2. Espaço dos Ponderadores.....	51
3.2.3. Espaço Individual.....	53
3.3. INDSCAL.....	55
3.4. ALSCAL.....	56
3.5. Exemplo.....	57
5. CAPÍTULO 4 - MODELOS DE PREFERÊNCIA E PROPRIEDADE.....	59
4.1. Introdução.....	59
4.2. Modelos.....	60
4.2.1. Modelo de Preferência.....	61
4.2.2. Modelo de Propriedade.....	61
4.3. Princípios Gerais.....	61
4.4. O Modelo Vetorial.....	62
4.4.1. Métrico.....	62
4.4.1.1. Ajuste do Modelo.....	66

4.4.2. Não Métrico.....	66
4.5. O Modelo de Ponto-Ideal.....	67
	Pg.
4.5.1. Métrico.....	67
4.5.1.1. Ajuste do Modelo.....	68
4.5.2. Não Métrico.....	71
4.6. Pontos ou Vetores Negativos.....	71

CAPÍTULO 5 - PARTICIPAÇÃO DE MERCADO - SEU CONCEITO E

IMPORTÂNCIA.....72

5.1.Introdução.....72

5.1.1. Demanda de Mercado.....72

5.1.2. Potencial de Mercado.....73

5.2.Definição de Negócio.....74

5.3.Papel Estratégico.....77

5.4.Estratégias de Participação de Mercado.....82

5.5. Cometários.....86

CAPÍTULO 6 - EMD - APLICAÇÃO.....88

6.1. Introdução.....88

6.2. Universo.....88

6.3. Amostragem.....89

6.4. Comentários.....89

6.5. Desenho Inicial da Pesquisa.....90

6.6. Pré-Teste.....92

6.7. Desenho Final.....92

6.8. Tabulação.....93

6.9. Resultados.....95

6.9.1. Dimensionalidade.....96

6.9.1.2. INDSCAL.....	97
6.9.2. Mapeamentos.....	97
	Pg.

6.9.3. Análise de Participação de Mercado.....	103
--	-----

8. CAPÍTULO 7 - CONCLUSÃO

7.1. Comentários Finais.....	108
7.2. Áreas de Novos Estudos.....	109

9. APÊNDICE A

1. EMD a 2 Fatores.....	110
1.1. Definições.....	110
1.2. Método Clássico.....	110
1.2.1. Solução a Partir de Uma Matriz de Distâncias.....	110
1.2.2. Solução a Partir da Matriz de Parecença.....	111
2. EMD a 3 Fatores.....	111
2.1. Método de Análise.....	112
2.2. Normalização.....	113
3. Modelos de Preferência.....	114
3.1. Notação.....	114
3.2. Solução Métrica.....	114
3.2.1. Modelo Vetorial.....	114
3.2.2. Modelo de Ponto Ideal.....	116
3.3. solução Não Métrica.....	117
3.3.1. Modelo Vetorial.....	117
3.3.2. Modelo de Ponto Ideal.....	118

0. APÊNDICE B - HISTÓRICO DE CÁLCULO	119
1. TABELA DE SPEARMAN.....	137
2. BIBLIOGRAFIA.....	138

INTRODUÇÃO

ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL E PARTICIPAÇÃO DE MERCADO

I - Justificativa

O motivo que nos levou a desenvolver este tema reside em um problema que, costumeiramente, aflige o profissional de Marketing: é frequente o seu contato com técnicas de escalonamento mas é pequeno seu conhecimento sobre elas.

Várias são as razões desse desconhecimento e não cabe a nós discutir todas elas. O nosso interesse é com este trabalho facilitar o entendimento das técnicas de EMD (Escalaonamento Multidimensional) e ao mesmo tempo testar uma aplicação para esta técnica.

Pretendemos testar a associação entre as ordenações de parcelas de mercados de determinadas categorias de produtos e as ordenações de preferências para estas mesmas marcas.

O interesse sobre parcela de mercado advém do fato dela ser uma variável estratégica de forte impacto sobre o ROI (do inglês Return On Investment ou Retorno sobre o Investimento).

II - Descrição

Faremos uma revisão bibliográfica sobre as técnicas de EMD a 2 e 3 Fatores, Métricas e Não-Métricas. Também revisaremos os modelos multidimensionais de preferência, concentrando-nos especialmente nos modelos de ponto e vetor ideais.

Revisaremos ao mesmo tempo a bibliografia fundamental sobre participação de mercado e realizaremos uma aplicação da técnica.

A abordagem consistirá no mapeamento de marcas de produtos de uma mesma categoria e de ponto-ideal (marca ideal), conforme perce-

bidos por um grupo de consumidores, em um mesmo espaço, através da utilização de técnicas de análise multivariadas. Em seguida, as ordenações das distâncias das marcas ao(s) ponto(s) ideal(is) serão comparadas às participações relativas de mercado de cada uma das marcas, buscando-se determinar se existe alguma associação entre preferência e participação de mercado.

O problema apresentado deriva basicamente de um pressuposto apresentado no trabalho de Johnson (1971,p.17):

" Se se supõe que os indivíduos preferem produtos próximos aos seus pontos ideais, então existe um mercado pronto para uma nova marca..."; e quanto do mercado esta marca se apropriará (participação de mercado)? Existirá alguma relação entre esta preferência e a participação de mercado desta marca? (minhas perguntas).

Pretende-se mapear uma classe de produtos de consumo de massa e comparar os resultados às participações de mercado auditadas pelos índice Nielsen ou IBOPE (Painel de Consumidores), que constitui a fonte primária de dados utilizados por grande parte das empresas de bens de consumo para a obtenção do índice de participação de mercado.

III - Escalonamento Multidimensional - Breve História e Descrição

De acordo com Shepard (1972), a história do EMD pode ser dividida em duas fases.

A primeira, conhecida como clássica ou métrica, deve sua organização e desenvolvimento àqueles associados ao Grupo Psicométrico de Guliken da Universidade de Princeton, notavelmente Messick e Albelson (1956) e principalmente Torgerson (1952), que foi o primeiro a encontrar um método geral e operacional de EMD.

A segunda fase inicia-se aproximadamente dez anos mais tarde nos

laboratórios Bell com o desenvolvimento do que se conhece como EMD não-métrico. Às vezes é também conhecido como "Shepard-Kruskal", em reconhecimento aos trabalhos iniciais de abordagem elaborados por Shepard (1962 a,b) e aos desenvolvimentos conceituais e computacionais realizados por Kruskal (1964 a,b). A partir daí vários foram os desdobramentos metodológicos vislumbrados não só por ambos como por vários outros como JJ Chang, SC Johnson, E.T. Klemmer et al e principalmente J.D. Carroll, J. De Leeuw, t. Gleason, L. Guttman, JC Lingoes, V. McGee, EI Roskam, WS Torgerson, F. Young.

há ainda uma contribuição à fase não-métrica através das conceitualizações realizadas por CH Coombs e seus alunos (Coombs, 1964). Apesar disso, os seus métodos não foram amplamente aplicados devido à falta de formalização suficiente para serem convertidos em um programa computacional. Contudo, sua grande contribuição se encontra nos modelos de ponto ideal ou "unfolding" (ou desdobramento).

Conforme Green (1970), o Conceito de Marketing e a segmentação de mercado concentram-se no princípio de atender aos desejos dos consumidores. Por sua vez estes consumidores avaliam o mundo ao seu redor através de funções pessoais de percepção e preferência (31,pg.105).

A Análise Multivariada pode ser definida como "a aplicação de métodos que lidam simultaneamente com considerável número de medidas (i.e. variáveis), feitas a partir de objetos pertencentes a uma ou mais amostras" (Dillon, 1984, pg.1). As técnicas multivariadas tem basicamente como objetivos:

- a) lidar com relações simultâneas entre variáveis
- b) verificar se as medidas relacionam-se a características ou atributos dos objetos que estão sendo estudados

(Dillon, 1984, pg.2).

Antes de entrarmos especificamente nas técnicas de análise multivariada, convém diferenciarmos os critérios de classificação de seus métodos, conforme Dillon e Goldstein (1984).

"Se o interesse recaí na associação entre dois conjuntos de variáveis, onde um conjunto é a realização de uma medida dependente ou de um critério, então a classe de técnicas apropriadas serão aquelas designadas como métodos de dependência. Se o interesse centrar na associação mútua entre todas as variáveis, sem nenhuma distinção realizada entre os tipos de variáveis, serão utilizados os métodos de interdependência. Note-se que os métodos de dependência buscam explicar ou prever um ou mais critérios de medida, baseando-se no conjunto de variáveis preditivas. Métodos de interdependência, por sua vez, são menos preditivos em natureza e tentam penetrar na estrutura subjacente do conjunto de dados através da redução dos dados". (Dillon e Goldstein, 1984, p.19)

Este último método é aquele que nos interessa estudar, uma vez que desejamos conhecer a estrutura de preferências por determinados estímulos (marcas).

Importante, antes de prosseguirmos, é apresentar a classificação dos tipos de dados com os quais lidaremos:

Nominal: associa-se um número ao estímulo, a comparação não possui significado; a propriedade é identificada; não existem implicações espaciais ou ordinais

Ordinal: ordenação ou arranjo de objetos com relação a uma variável comum; apreende-se a ordenação entre objetos mas nenhuma inferência poderá ser realizada sobre as diferenças entre eles; as operações estatísticas são limitadas à média, moda e mediana. Envolve todas as operações estatísticas.

Intervalares ou diferenciais diferenças podem ser comparadas;

os números utilizados para classificação dos objetos também representam incrementos iguais aos dos atributos que estão sendo mensurados; envolve todas as operações estatísticas.

Racionais: é um caso especial da diferencial, pois possui ponto de "zero" significativo (não preferencial). É capaz de avaliar quantas vezes um objeto é maior ou menor que outro. Permite comparações de magnitude absoluta e relativa, pois diferentes escalas racionais possuem uma relação de conversão constante entre, ou seja, existe a conversibilidade significativa. (Green & Tull, 1978)

IV - Objetivos

O objetivo genérico deste trabalho é o de tentar contribuir para o desenvolvimento de Conhecimento de Marketing, através de uma revisão bibliográfica das técnicas e trabalhos relativos à aplicação de EMD em Marketing (para maiores detalhes ver Green (1975)). Como objetivos específicos relacionamos:

- revisar bibliografia sobre EMD

- estudar a função e implicações da participação de mercado dentro do planejamento estratégico de marketing.

- verificar a existência de relações entre ordenações de preferência e parcela de mercado. Serão mapeados, simultaneamente, marcas de uma determinada classe de produtos e de pontos ideais desta classe de produtos em um mesmo espaço (espaço conjunto), através de uma técnica de EMD, preferencialmente o EMD a 3 fatores. Em seguida será verificada ou não a comparabilidade das distâncias das marcas ao ponto-ideal (ou outro modelo de preferência) e suas respectivas participações de mercado auditadas por um dos índices já mencionados.

V - ESTRUTURA DA MONOGRAFIA

O capítulo I versa sobre a introdução geral ao EMD.

O capítulo II contém o EMD a 2 Fatores.

O capítulo III aborda o EMD a 3 Fatores

O capítulo IV fala sobre modelos de preferência

O capítulo V apresenta a revisão bibliográfica sobre parcela de mercado.

O capítulo VI consiste na aplicação prática da técnica.

O capítulo.VII refere-se às conclusões do trabalho

Apêndices.

Capítulo I

ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL

1.1- Introdução

A maneira mais conveniente de se entender qual é o objetivo do Escalonamento Multidimensional é através de exemplos. Assim sendo iniciaremos este capítulo a partir de um.

Antes porém, entendamos o problema que a técnica de EMD tenta resolver.

Se somos solicitados a criar uma matriz de distâncias entre, por exemplo, capitais a partir de uma carta geográfica, a tarefa é simples: basta uma régua, a escala e o mapa. E se somos solicitados a realizar a tarefa de forma inversa: construir o mapa a partir da matriz de distâncias entre as capitais, com uma restrição, a de não conhecermos o mapa original? A tarefa já não é tão trivial. Vejamos um exemplo prático.

Exemplos

1.1. - A partir de um mapa geográfico do território brasileiro mediu-se as distâncias aéreas entre três capitais: Manaus, Natal e São Paulo e construiu-se a matriz de distâncias S.

Nesta matriz de distâncias cada elemento indica a distâncias entre duas capitais. Como as linhas e colunas reoresentam o mesmo conjunto, tem-se uma matriz quadrada simétrica. Assim representamos apenas os valores abaixo da diagonal principal. Também ilustramos as posições das capitais num mapa esquemático (sistema cartesiano):

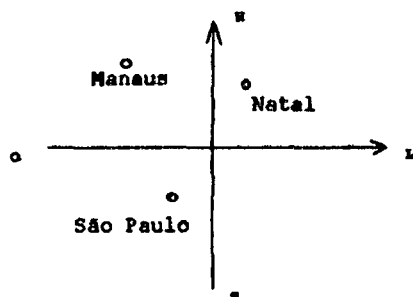
Tabela 1.1

Matriz de Distâncias Aéreas(km)

	Manaus	Natal	São Paulo
Manaus	0		
S - Natal	2750	0	
São Paulo	2920	2830	0

Quadro 1.1

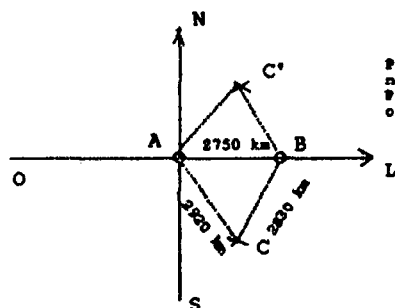
Mapa Esquemático das Capitais



O nosso objetivo é, partindo das informações da matriz S, construir um "mapa" em duas-dimensões, que reproduza, ao menos, as ordenações de distâncias apresentadas em S.

Uma forma possível de se atingir o objetivo é utilizando-se um compasso: a partir dessa matriz, escolhemos Manaus como o ponto A e determinaremos B (Natal) e C(São Paulo) a partir dele. Observe que podemos determinar C e C' para São Paulo.

Quadro 1.2
Mapa por Compasso

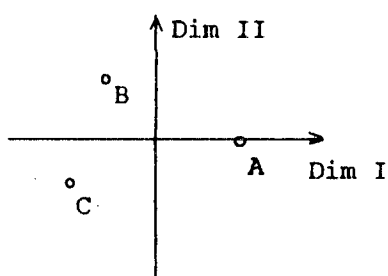


Poderíamos optar por desenhar o ponto C nesta posição, e o resultado seria válido. Preferimos ao Sul porque conhecemos o mapa original

Esta é uma possível configuração, bem como qualquer rotação ou translação da mesma.

Uma outra possível configuração seria aquela gerada a partir de um algoritmo computacional, p.e., KYST:

Quadro 1.3
KYST



Coordenadas	
Dim I	Dim II
A 0.363	-0.929
B 0.649	0.718
C -1.012	0.211

A=Manaus
B=Natal
C=São Paulo

Como vemos neste exemplo, São Paulo agora está na posição Centro Oeste, enquanto Manaus e Natal se alinham Noroeste-Sudeste, sendo que esta configuração, sob o ponto de vista de EMD, é tão aceitável quanto a anterior.

Nos propusemos a reproduzir as distâncias relativas entre as 3 capitais em um plano (2 dimensões) e assim o fizemos. Não nos foi imposta a restrição de que deveriam ser respeitadas as coordenadas geográficas, principalmente porque esta informação não é parte da matriz de distâncias S. Construímos o primeiro mapa corretamente porque conhecíamos a priori as posições versus os pontos cardeais. Uma observação se faz quanto ao reescalamento das coordenadas originais: o algoritmo produz coordenadas reduzidas e centradas na origem (como veremos mais adiante), desenhando um mapa em escala conveniente, somente para representação.

Determinadas as coordenadas do novo espaço, é possível escrever a matriz D de distâncias ajustadas de acordo com o modelo produzido.

as distâncias ajustadas não se encontram na mesma escala da matriz S, isto que o algoritmo transforma os s_{ij} da matriz S de tal sorte que possam ser comparados aos d_{ij} numa mesma escala (normalização dos dados).

Observe no Quadro 1.4 que as ordenações das distâncias presentes em S são mantidas em D.

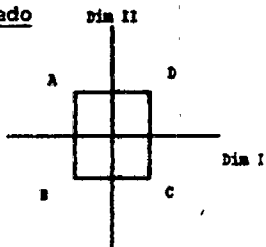
Quadro 1.4
Ordenações

$$S = \begin{vmatrix} s_{21} & s_{31} & s_{32} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 2750 & 2920 & 2830 \end{vmatrix} \quad D = \begin{vmatrix} d_{21} & d_{31} & d_{32} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1.67 & 1.79 & 1.74 \end{vmatrix}$$

$$s_{21} < s_{32} < s_{31} \quad d_{21} < d_{32} < d_{31}$$

1.2. - Vejamos agora qual seria a configuração gerada pelo EMD para um quadrado, conforme apresentado no gráfico 1. A partir das coordenadas construímos a matriz S de distâncias euclidianas (ver apêndice A). Aplicando o algoritmo obtemos a configuração do gráfico 2, o conjunto de coordenadas e a matriz D de distâncias ajustadas estão na Prancha 1.1.

Prancha 1.1
Quadrado

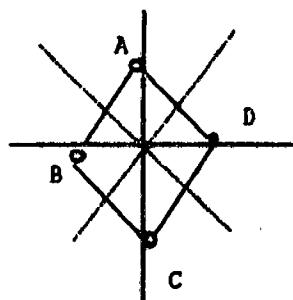


	Coordenadas Originais	
	Dim I	Dim II
A	-2.35	2.35
B	-2.35	-2.35
C	2.35	-2.35
D	2.35	2.35

Matriz S

$$S = \begin{bmatrix} 4.7 & & & \\ 6.6 & 4.7 & & \\ 4.7 & 6.6 & 4.7 & \\ & & & \end{bmatrix}$$

Espaço de Objetos



Resultado do EMD

Coordenadas da Configuração

	Dim I	Dim II
A	-0.107	0.994
B	0.994	0.107
C	0.107	-0.994
D	-0.994	-0.107

$$D = \begin{bmatrix} 1.41 & & & \\ 2.00 & 1.41 & & \\ 1.41 & 2.00 & 1.41 & \\ & & & \end{bmatrix}$$

1.3. - Complicuemos mais o problema. Considere um tetraedro regular (é um sólido, portanto é representado em 3 dimensões), cujas coordenadas, representação e matriz de distâncias encontram-se no Quadro 1.5.

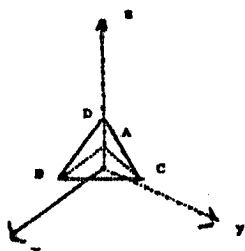
Quadro 1.5

Tetraedro

As coordenadas no espaço deste tetraedro são:

$$\begin{aligned} A & (-3\sqrt{6}, -3\sqrt{2}, 0) \\ Z=B & (3\sqrt{6}, -3\sqrt{2}, 0) \\ C & (0, 6\sqrt{2}, 0) \\ D & (0, 0, 12) \end{aligned}$$

onde Z é a matriz de dados brutos.

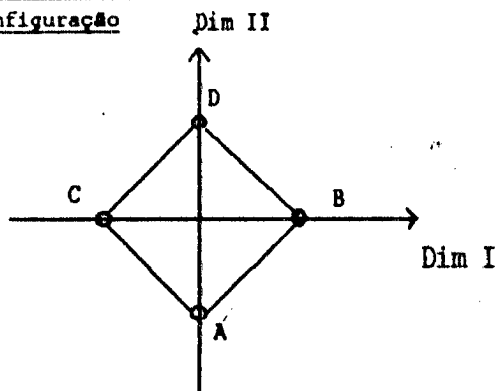


$$S = \begin{bmatrix} 14.7 & & & \\ 14.7 & 14.7 & & \\ 14.7 & 14.7 & 14.7 & \\ 14.7 & 14.7 & 14.7 & \end{bmatrix}$$

A partir da matriz S desejamos criar uma configuração em duas dimensões utilizando um algoritmo de EMD. A configuração gerada é apresentada no Quadro 1.6:

Quadro 1.6

Configuração



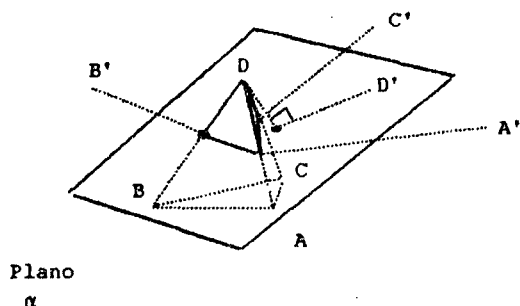
	Coordenadas X	
	Dim I	Dim II
A	0.00	-1.00
B	1.00	0.00
C	-1.00	0.00
D	0.00	1.00

$$D = \begin{bmatrix} 1.41 & & & \\ 1.41 & 2.00 & & \\ 2.00 & 1.41 & 1.41 & \end{bmatrix}$$

Como verificamos, a configuração bi-dimensional gerada reporduz um polígono regular, resultado de projeções dos pontos em uma seção oblíqua do sólido. Ver Quadro 1.7.

Quadro 1.7

Projeção Obliqua

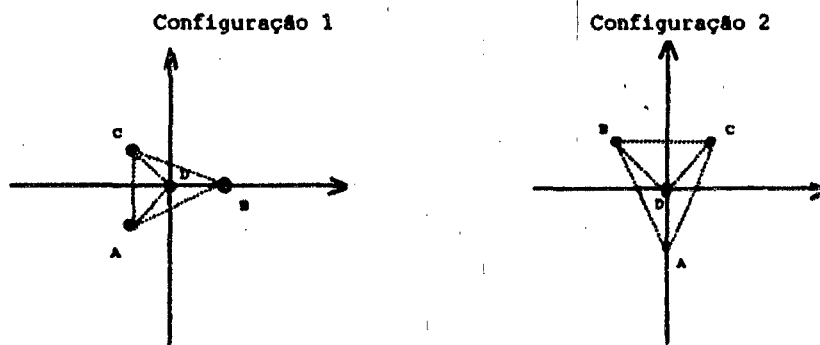


A', B', C' e D' são as projeções de A, B, C e D no plano α .

Esta configuração resulta da restrição do algoritmo onde a origem do sistema está na centróide da configuração. Nota-se a tentativa de manter-se a ordenação das distâncias originais. As diferenças de ordenação indicam a perda de informação pela redução dimensional. Se por outro lado tivéssemos alguma maneira de informar ao algoritmo sobre a dimensionalidade da figura, os prováveis resultados seriam:

Quadro 1.8

Alternativas



Qual das configurações acima é a mais aceitável? Todas são, uma vez que as distâncias ajustadas (matriz D) entre os pontos mapeados são iguais às apresentadas na matriz de distâncias S, conforme simplificado no Quadro 1.4.

E quanto às orientações dos eixos? Uma vez que não conhecemos a verdadeira configuração (diferente do caso do mapa das capitais), qualquer uma das acima pode ser aceitável e no entanto dificilmente poderemos a partir apenas de informações derivadas de distâncias.

Os exemplos apresentados tentam simplificadamente introduzir o que faz a técnica EMD: a partir de matrizes de parecença (S) entre objetos (estímulos para alguns autores) - as matrizes de distância dos exemplos - tenta encontrar coordenadas de pontos em um sistema cartesiano arbitrário, usualmente de baixa dimensionalidade, cuja matriz D de distâncias melhor represente a matriz original S .

Contudo a técnica apresenta algumas restrições já mencionadas nos exemplos apresentados e que, resumidamente, são:

i) infinitas configurações podem ser geradas a partir da matriz de dados, portanto, existe uma grande dificuldade de interpretação do significado das estruturas representadas pelas coordenadas. Lembremos o exemplo do mapa: se não conhecêssemos a verdadeira posição de São Paulo, poderíamos interpretar a ordenada como sendo o sentido N-S e que São Paulo encontra-se na direção Centro Oeste.

ii) a questão da dimensionalidade: este problema fica evidente quando comparamos as configurações geradas para o quadrado e para o tetraedro: no primeiro caso a figura é plana; no segundo é espacial, e no entanto a representação de ambas foi idêntica. Apenas com o resultado do EMD, não conseguimos saber qual é a dimensão do espaço de dados original. É difícil imaginar, a partir das figuras bi-dimensionais, qual seria o tetraedro !

1.2 - História do EMD

O EMD métrico tem sua inspiração e pleno desenvolvimento associado ao grupo de psicometria da Universidade de Princeton durante os primeiros anos da década de 50.

Dez anos mais tarde, nos Laboratórios Bell, surge uma versão não-métrica de EMD, também conhecida como variação "Shepard-Kruskal". Esta segunda fase foi também influenciada pelo trabalho de

bombs principalmente no que tange aos modelos de desdobramento clássico e pontos ideais. (Shepard, 1972)

Pretende o EMD (métrico ou não) capturar estruturas não evidentes presentes em uma matriz de dados empíricos e ao mesmo tempo representá-las em um formato mais acessível ao olho humano. Os objetos (marcas, sujeitos, etc...) em estudo são representados por pontos em um modelo espacial (1, 2 ou 3 dimensões) de tal forma que as características destes objetos são reveladas através de suas relações geométricas. (Shepard, 1972)

Os estudos de EMD tiveram como campo inicial a psicometria, estendendo-se seu uso a outras áreas de conhecimento como Sociologia, Administração e Economia. (Levy, 1981)

3 - Aplicação a Marketing

Prossigamos em nossos exemplos: Você é o gerente de produto de uma marca de cigarros A, que compete com outras duas, B e C, e recebeu como missão redefinir o posicionamento da marca A.

Posicionamento consiste no local ocupado pela marca na cabeça do consumidor (Ries & Trout, 1986). Em sendo assim, seria muito interessante se tivéssemos o "mapa" das marcas A, B e C conforme a percepção do nosso consumidor, de preferência em um sistema simplificado de coordenadas que representassem os principais atributos utilizados na definição das preferências pelas marcas.

Para conseguirmos atingir este objetivo, antes de mais nada precisamos identificar os atributos relevantes da categoria. Devemos então procurar definir quais os atributos relevantes na formação da preferência pelas marcas, através, p.e., de arguição direta ao consumidor.

A partir deste elenco de atributos, solicitamos ao sujeito pes-

quisado que avalie as marcas baseando-se neste conjunto. Desse modo, é possível construir a matriz de dados originais Z , onde as linhas representarão as marcas e as colunas os atributos mais relevantes. Os elementos desta matriz representam as notas dadas pelo sujeito à cada marca relativamente aos atributos. A sequência do exemplo deixa mais claro este procedimento.

Em nosso exemplo escolhemos preço, sabor, embalagem e teor de nicotina.

Pede-se ao sujeito (O_1) que dê uma nota de 1 a 10 para cada atributo para cada marca, sendo que 1 é a pior nota e 10 melhor. Obtém-se a matriz Z_1 . A partir dela, utilizando-se da métrica euclideana (como veremos na seção 3), gera-se a matriz S_1 de distância entre as marcas, que será submetida ao algoritmo de EMD. Gera-se o conjunto de coordenadas X_1 que origina o mapa e a matriz D de distâncias ajustadas. Todo este processo está descrito na Prancha 1.2.

Prancha 1.2

Sujeito O_1

Matriz de Dados Originais

Dados

	Preço	Sabor	Embalagem	Teor Nic.
A	3	6	1	8
B	1	2	8	1
C	3	7	5	1

Matriz de Parecência

	A	B	C
A	0.000	10.860	8.120
B	0.000	6.160	0.000
C	0.000	0.000	0.000

Resultados

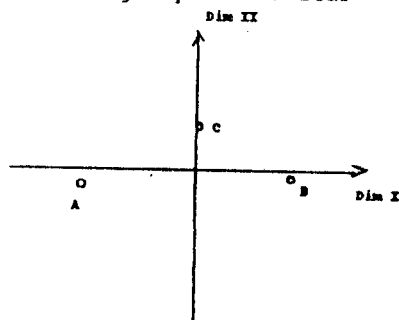
Matriz de Distâncias

	A	B	C
A	0.00	2.28	1.44
B	0.00	0.00	1.32
C	1.44	1.32	0.00

Coordenadas X

	Dim I	Dim II
A	-1.164	-0.260
B	1.112	-0.260
C	0.051	0.520

Configuração das Marcas



Neste exemplo fica evidente a questão da interpretação de

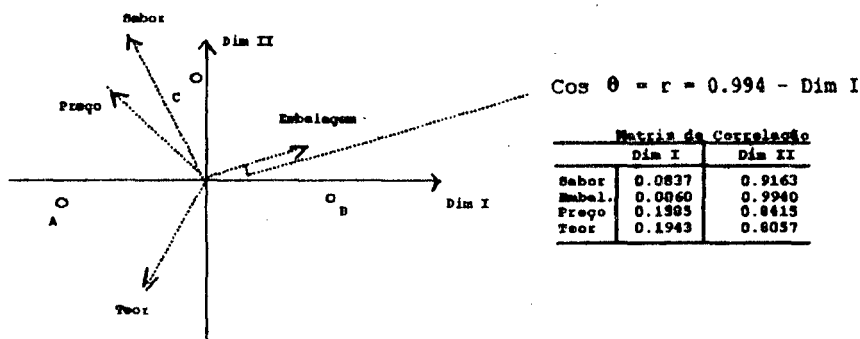
xos: não existe na configuração nada que evidencie de forma imediata qual o significado de cada dimensão.

Como veremos mais adiante, em seção específica, existem basicamente duas formas de análise de dimensões: uma estatística e outra experimental.

Utilizaremos a via estatística que ajusta os vetores de atributos à configuração gerada. O coeficiente de correlação¹ entre o atributo e a dimensão, indica o quanto o atributo está associado à dimensão em questão. Graficamente a correlação está associada ao cosseno entre os dois vetores, sendo possível representá-lo graficamente. A Prancha 1.3 apresenta a configuração e as correlações.

Assim podemos interpretar a dimensão I como sendo relacionada a

Prancha 1.3
Espaço Conjunto



Embalagem, por este atributo estar fortemente associado. Já a dimensão II pode ser analisada como sendo sabor dada a proximidade do atributo sabor.

Uma outra estratégia de partida é iniciarmos diretamente com a matriz S (parecença entre pares de estímulos); quando o processo de listar atributos torna-se complexo ou quando a avaliação destes

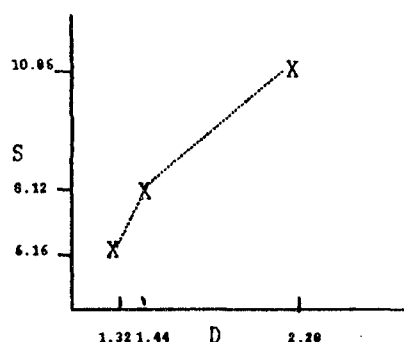
$$r = \text{Cov}(X,Y) / \sigma(X) \sigma(Y)$$

atributos para cada marca torna-se exautivsa para o sujeito. Neste caso agrava-se a dificuldade de interpretação das dimensões pela ausência dos vetores de atributos, apesar da resolução ser do mesmo modo.

Ainda, é possível observar que o algoritmo não pretende reproduzir exatamente as distâncias da matriz S_1 ; mas sim gerar uma matriz D_1 que respeite as seguintes restrições: (i) ajuste o mais próximo possível de S_1 e (ii) que a ordenação das distâncias ajustadas (D) sigam as da matriz S original. O Quadro 1.9 mostra esta relação para o exemplo dos cigarros:

Quadro 1.9
Diagrama de Dispersão

Sujeito 1 - O_1



A busca de modelos explicativos ou preditivos que se utilizem de poucas variáveis baseia-se no princípio da parcimônia, que no nosso caso se refere às representações em espaços de baixa dimensionalidade.

Sobre este princípio vale comentar que, primeiramente, apesar de uma solução de várias dimensões geralmente gerar um melhor ajuste de dados, não implica que esta solução seja necessariamente aceitável. Os dados sempre conterão erros, p.e., erros de medida causados pelo observador ou pelo equipamento de medição. Assim é justo preferirmos poucas dimensões para análise. Segundo, com um pequeno ajuste, 15 pontos relativos a estímulos, podem ser forçados de uma solução

ata de 14 dimensões para uma de 4, 3, ou até duas dimensões perdendo muita informação e facilitando a interpretabilidade.

Isto é o que realmente ocorre quando são construídos espaços de baixa dimensionalidade determinada pelo usuário. Como "o grande problema que o escalonamento multidimensional vem tentar resolver é aquele relacionado em como medir e entender as relações entre objetos quando as dimensões subjacentes (as coordenadas do espaço mental) não são conhecidas"(Schifman, 1981) é importante que fique claro que a interpretação do significado das dimensões é tarefa do pesquisador. A interpretação das dimensões é parte ciência e parte habilidade que é desenvolvida com a experiência e profundo conhecimento das propriedades dos objetos (Schifman, 1981, pp. 8/9). Lembremos do exemplo onde São Paulo está sobre a dimensão I: o algoritmo gerou uma configuração "aceitável", contudo não deixou evidente o significado da abcissa.

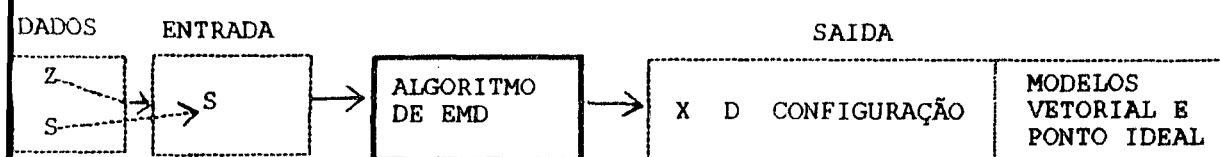
.4 - Conceitos Básicos

.4.1 - Algoritmo e Matrizes

Até o momento procuramos mais exemplificar do que precisar conceitos. Deste ponto em diante, seremos um pouco mais precisos em relação à técnica de EMD.

Na verdade, a figura 1.1 a seguir nos será extremamente útil para a compreensão do fluxo de funcionamento de um algoritmo de EMD. Este desenho esquemático apresenta os principais elementos que constituem uma análise de EMD e de Preferência (cap.4)

Figura 1.1
Fluxograma EMD



Onde:

Matriz de Dados Brutos $Z = (z_{ij})$, $i = 1, \dots, n$ (objetos) e $j = 1, \dots, k$ (atributos)

Matriz de Parecência $S = (s_{ij})$, $i, j = 1, \dots, n$ (objetos)

Coordenadas $X = (x_{ij})$, onde x_{ij} é a coordenada do ponto i na dimensão j
com $i = 1, \dots, n$ e $j = 1, \dots, k$ (dimensões)

Matriz de Distâncias $D = (d_{ij})$, $i, j = 1, \dots, n$

Para realizarmos o EMD partimos ou de uma matriz de Dados Brutos (Z) cujas linhas representam objetos e suas colunas atributos e que deverá ser transformada em matriz de Parecência (S).

Algumas vezes, pela dificuldade em se encontrar atributos que possam servir para julgar os produtos; ou pelo conjunto de marcas e atributos para julgamento serem muito grandes (p.e., 7 marcas e 9 atributos geram 63 julgamentos para cada indivíduo!), constrói-se diretamente as matrizes de parecência S .

Estes processos criam usualmente matrizes de parecência não bem comportadas (as chamadas matrizes não-euclidianas), e resultam nos procedimentos EMD não-métricos. Voltaremos a falar nisso mais adiante.

Esta matriz S servirá como referência para encontrar a matriz resposta D de distâncias. Uma transformada da matriz S será comparada com a matriz resposta D para verificar a qualidade do ajuste (menos o modelo de EMD Clássico - referir ao capítulo 2). Abordaremos a questão de ajuste mais adiante com mais detalhes. Se houver o melhor

Este possível, serão geradas as coordenadas e desenhados os pontos; caso contrário ocorrerá novas e sucessivas iterações até que o melhor ajuste seja atingido. Os detalhes técnicos encontram-se no Apêndice A.

As matrizes Z representam objetos e atributos através de avaliações dentro de escalas racionais, intervalares ou no mínimo ordinais, atribuídas pelos sujeitos, como vimos em nosso exemplo mercadológico. E como se processa com a matriz de parecença?

Como verifica-se no fluxograma é possível realizar-se o EMD matricial a partir de uma matriz de parecença. Então, primeiramente vamos defini-la.

Se desejamos conhecer a estrutura mental subjacente relacionada a objetos, então é justo se afirmar que estamos tratando de percepções individuais ou coletivas em relação a estes objetos. Assim sendo, as formas de se mensurar estas percepções devem estar associadas a medidas que avaliem quanto um objeto se parece com outro. A estas medidas empírica de comparação de pares de objetos, podemos chamar de medidas de parecença (Green, Carmone, 1970): similaridades - quando próximas por semelhança - ou dissimilaridades - quando afastadas por pouca semelhança -. Formalmente neste trabalho, quando nos referirmos a parecença sempre significaremos dissimilaridades, ou seja, distâncias (ver Apêndice A).

Os dados da matriz de parecença, por estas razões, normalmente são obtidos de escalas do tipo razão, intervalar ou no mínimo ordinal.

Isto posto, o sucesso desta tarefa é reflexo de quão bem as distâncias d_{ij} do espaço da configuração gerada, conferem com as parecenças empíricas, s_{ij} , ou suas transformações. (Schifman, (1981), p. 9)

Green e Carmone (1970) apresentam uma classificação de matrizes

de parecência desenvolvida por Coombs. Aqui, para efeito deste trabalho apresentaremos apenas parte desta classificação. Para maiores detalhes ver Green e Carmone (1970), páginas 31 e 32.

De acordo com a classificação apresentada, as matrizes de parecência podem ser agrupadas de acordo com o tipo de relação entre os elementos das matrizes (condicionalidade) e de acordo com o número de respondentes:

1) Um sujeito ordenando pares de n objetos. A matriz de parecência é do tipo objeto/objeto, *intacta e não-condicionada*.

Intacta porque cada elemento da matriz (simétrica com a diagonal principal composta de zeros) é resultado da comparação de objetos pertencentes ao mesmo conjunto.

Não-Condicionada porque os elementos acima e abaixo da diagonal principal podem ser comparados entre si.

Quadro 1.10

Tome a matriz completa de distância entre capitais

Matriz Intacta Não Condicionada

$$S = \begin{pmatrix} 0000 & 2750 & 2920 \\ 2750 & 0000 & 2830 \\ 2920 & 2830 & 0000 \end{pmatrix}$$

Como é evidente, linhas e colunas representam o mesmo conjunto, e os elementos abaixo da diagonal são diretamente comparáveis entre si.

2) Um sujeito ordenando $n-1$ objetos por grau crescente de dissimilaridade em relação a um outro fixo, ou seja, dentro de cada linha. Ver

Quadro 1.11:

Quadro 1.11

Matriz Intacta e Condicionada

Sujeito A

Matriz de Parecência

Escala

- 1 - pouco dissimilar
- 2 - dissimilar
- 3 - muito dissimilar

S =

$$S = \begin{matrix} & \begin{matrix} A & B & C & D \end{matrix} \\ \begin{matrix} A \\ B \\ C \\ D \end{matrix} & \begin{bmatrix} & & & \\ 1 & & & \\ 3 & 2 & & \\ 3 & 1 & 1 & \end{bmatrix} \end{matrix}$$

mo se vê, é uma matriz intacta (mesmo conjunto) e condicionada, uma matriz que os elementos somente são comparáveis dentro da linha. A coluna A não possui a mesma ordenação da linha A, apesar da matriz tratar dos mesmos objetos. Isto é resultado daquilo que mencionamos anteriormente; lida-se com percepções e neste caso o sujeito avalia diferente a relação entre os pares AD e DA. Por isso a dificuldade de tratar metricamente estes resultados.

N indivíduos (linhas) ordenam n objetos (colunas) segundo, p.e., uma escala de preferências. Tem-se uma matriz não-diagonal, não-intacta, condicionada. A não-diagonalidade é evidente. Não é intacta porque lida-se com 2 conjuntos (objetos e sujeitos) e é condicionada porque os elementos somente são comparáveis dentro das linhas.

Quadro 1.12

Matriz Não Intacta Condicionada

		Estímulos				
		E	F	G	H	I
Suj. A		1	3	4	2	5
Suj. B		3	4	5	1	2
Suj. C		1	2	3	4	5
Suj. D		5	3	2	1	4

Como se percebe o EMD trabalha basicamente com matrizes do tipo (a) sem transformação. As tipo (b) e (c) devem sofrer algum tipo de manipulação antes de serem utilizadas.

Foi introduzida aqui a questão do escalonamento para um indivíduo e para vários, que será melhor abordada no próximo capítulo.

1.5 - Distâncias e Medidas de Ajuste

1.5.1 - Distâncias

Conforme Goldstein (1984, pp. 114-115) "a premissa fundamental do EMD é que as distâncias geradas no mapeamento devem coincidir" (minhas aspas) com as proximidades originais. Isto é, o que o programa de EMD faz é encontrar as posições no espaço, ou as co-

ordenadas para cada um dos objetos de tal sorte que as distâncias entre eles correspondam, o mais próximo possível aos valores das proximidades.

O sucesso deste processo é julgado pela coincidência das distâncias mapeadas, denotadas por d_{ij} , às proximidades, denotadas por s_{ij} (Goldstein & Dillon, 1984, p. 116). Assim, se as dissimilaridades observadas satisfazem à ordenação:

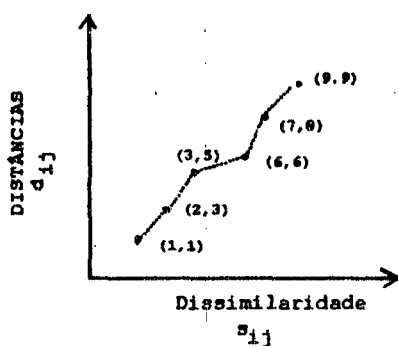
$$s_{23} > s_{12} > s_{34} > s_{13} > s_{14} > s_{24}$$

quer-se encontrar pontos em um espaço R^k (leia-se um espaço de k dimensões), tal que as suas distâncias mantenham a mesma ordem:

$$d_{23} > d_{12} > d_{34} > d_{13} > d_{14} > d_{24}$$

graficamente tem-se:

Quadro 1.13
Dist. vs. Dissimilaridade

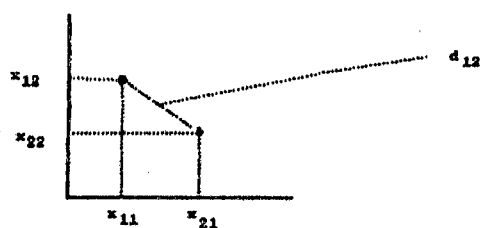


Embora outras possam ser utilizadas, aqui, as distâncias entre os pontos serão determinadas utilizando-se a métrica mais usual: a Euclidiana, que segue o estabelecido pelo Teorema de Pitágoras, que para efeito de exemplo será apresentado para duas dimensões:

$$d_{12} = [(x_{11} - x_{21})^2 + (x_{12} - x_{22})^2]^{1/2}$$

onde os x_{ij} são as coordenadas dos pontos sob análise

u graficamente:



5.2 - Medida de Ajuste

Como veremos mais adiante (Cap.2) apenas o método clássico e suas derivações não partem do objetivo de minimização de uma função de ajuste entre as parecências e as distâncias geradas pela coordenadas X no espaço da configuração.

Outros métodos como o de Kruskal, INDSCAL, ALSCAL, partem de dois princípios distintos:

a) existe uma relação definida, normalmente linear do tipo:

$$d_{ij} = a + bs_{ij} \text{ ou } d_{ij} = bs_{ij}$$

que originam métodos métricos dada a relação fixa e definida entre s_{ij} e d_{ij} ;

Quando geram-se diretamente as matrizes de parecência, é comum não se conseguir gerar distâncias que satisfaçam as propriedades de uma métrica euclídeana. Em sendo assim, alguns pesquisadores, cujo destaque é Coombs, (i) relaxaram o pressuposto métrico de relacionamento entre d_{ij} e s_{ij} para apenas uma mesma ordenação entre s_{ij} e d_{ij} ; (ii) somente a posição ordinal dos estímulos em cada dimensão é determinada (Kruskal, 1978, pp. 22-23). Este relaxamento produz os métodos não métricos, cuja relação é do tipo:

$$d_{ij} = f(s_{ij})$$

b) independente se é métrico ou não-métrico, à exceção do caso já citado, os algoritmos computacionais de EMD visam minimizar o ajuste

as diferenças) entre os d_{ij} (oriundos das coordenadas X) e os s_{ij} dados originais).

O ajuste entre as medidas de parecença S e as distâncias D é avaliado por uma medida de ajuste (ver Apêndice A) chamada f-STRESS, que de modo geral tem a seguinte forma:

$$f\text{-STRESS} = \left(\sum_{i,j} (f(s_{ij}) - d_{ij})^2 / \text{fator de escala} \right)^{1/2}$$

fator de escala, uma vez que serve de padronizador, pode ser do tipo:

i) $\sum (d_{ij} - \bar{d})^2$ ou,

ii) $\sum (d_{ij})^2$

O f-STRESS é sempre positivo e a magnitude de seu valor indica a adequação de ajuste, ou seja, a relação entre as distâncias geradas pelas coordenadas X e as parecenças. A melhor solução seria um f-STRESS igual a zero, mas nem sempre é possível encontrar uma configuração com essa propriedade.

A melhor adequação ou não é resultado do tipo de função f escolhida para a escolha do critério de ajuste. É muito frequente, e sempre será usado aqui funções lineares ou monotônicas (ver Apêndice A). No exemplo das capitais e do quadrado, o ajuste foi perfeito (f-STRESS = .00). Já no caso do tetraedro o STRESS foi de 0.169.

Uma forma alternativa de se verificar o ajuste é através de inspeção visual do gráfico de dispersão, apresentado a seguir.

5.3 - Gráfico de Dispersão

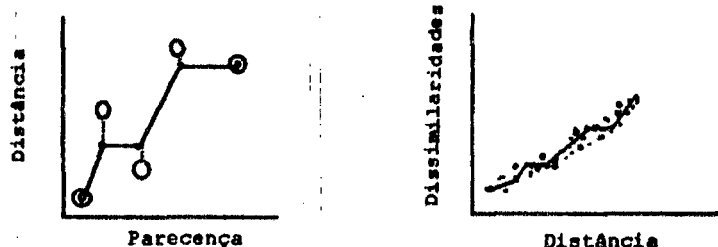
O gráfico de dispersão mostra as distâncias versus parecenças e função f que melhor se ajusta a ambos.

Os valores $f(s_{ij})$ são usualmente conhecidos como distâncias ajustadas, denotadas por d_{ij} . Importante é lembrar que estas

distâncias ajustadas não representam distâncias mas apenas números que se ajustam a elas. (Kruskal, 1978, p. 28)

O gráfico deve ser analisado observando-se se a função f escolhida gera um ajuste adequado. Para cada s_{ij} (os + do gráfico) e d_{ij} existe um d_{ij} ajustado a estes dois pontos mencionados (os x's). Quando surgem apenas os x é que ocorreu coincidência entre os três valores; se todos os pontos se apresentarem assim, o f-STRESS é igual zero. Caso o ajuste não seja adequado, novo modelo deve ser tentado. Por exemplo, de uma função linear para uma monotônica. O Quadro abaixo apresenta alguns tipos de gráficos:

Quadro 1.14
Gráfico de Dispersão



Uma ocorrência importante de ser observada nestes gráficos é a chamada solução degenerada. Este fenômeno consiste no agrupamento da maioria dos pontos ao redor de alguns pontos. (Kruskal, 1978, pp.29-30))

Normalmente este fenômeno ocorre quando (a) se está aplicando a técnica não-métrica ou (b) é da natureza dos objetos agruparem-se em poucos conjuntos.

A estratégia recomendada para estes casos é proceder a análises separadas para cada agrupamento.

.5.4 - Dimensionalidade

Já foi mencionado que o EMD procura representar estruturas ou relações entre objetos em espaços de baixa dimensionalidade, geralmente bi ou tri-dimensional, com a menor perda de informação possível.

A questão da dimensionalidade deve ser adequadamente analisada em virtude do atingimento de três objetivos das técnicas de EMD: interpretabilidade, facilidade de utilização e estabilidade da configuração (Kruskal, 1978; Levy, 1981).

Como intuitivamente é de se imaginar, a escolha da dimensionalidade está associada ao ajuste da configuração como veremos a seguir

.5.4.1 - Adequação do Ajuste

Adequação de ajuste é um conceito utilizado para auxílio de determinação do número de dimensões. Por ser o f-STRESS uma medida indicadora de quanto o modelo escolhido explica a relação entre parecenças e distâncias, o que se busca é o menor f-STRESS possível para as dimensões escolhidas. Veja a Tabela 1.1.

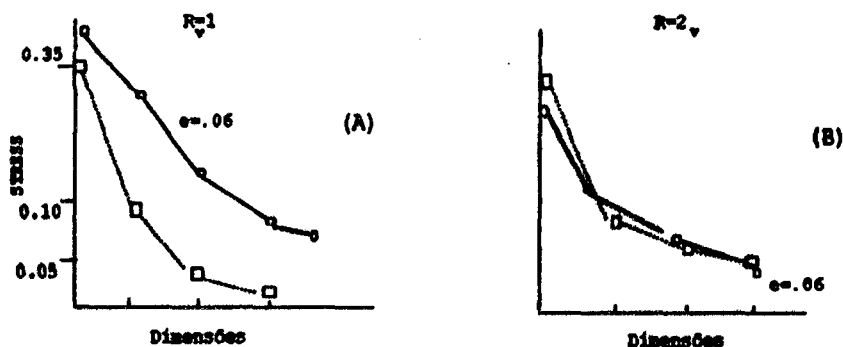
Tabela 1.1
STRESS vs. Dim

Tetraedro	
	STRESS
Dimensão	
1	0.408
2	0.169
3	0.003

Duas são as razões que podem determinar que não seja obtido o menor f-STRESS para aquela dada dimensão: (a) atingiu-se um mínimo local, (b) a convergência foi incompleta. O que se deve analisar para

obtenção da melhor adequação de ajuste são: diagrama de dispersão (quadro 1.14) e o diagrama de STRESS versus dimensões (quadro 1.15).

Quadro 1.15
Stress vs. Dimensões



adaptado de Kruskal (1978), p.55

Para a utilização do diagrama STRESS-Dimensão como indicador da melhor dimensão, pode-se usar um método estatístico ou um método intuitivo.

O estatístico baseia-se no pressuposto que existe uma certa configuração em alguma dimensionalidade (o R_v do quadro 1.15) à qual pode-se chamar de verdadeira. Assume-se que as parecências originam-se das distâncias da verdadeira configuração, mas com um tipo qualquer de erro aleatório "e" incorporado e provavelmente com distorções monotônicas (função monotônica de ajuste). Quando as parecências são escalonadas em diferentes dimensões, o gráfico de STRESS versus R (dimensão) depende primariamente de R_v e "e". Portanto, cada combinação de R_v e "e" corresponde a uma diferente relação no gráfico. Utilizando-se simulações de Monte Carlo² (linhas contínuas no Quadro 1.15), várias configurações podem ser geradas e desenhadas, de acordo com os valores (R_v , e). Quando o gráfico de Monte Carlo coincide com o desenho derivados do EMD (linhas descontínuas no Quadro 1.15), então tem-se a melhor estimativa de dimensionalidade e

²Consiste em simulações computacionais - ver Wonnacott (1981)

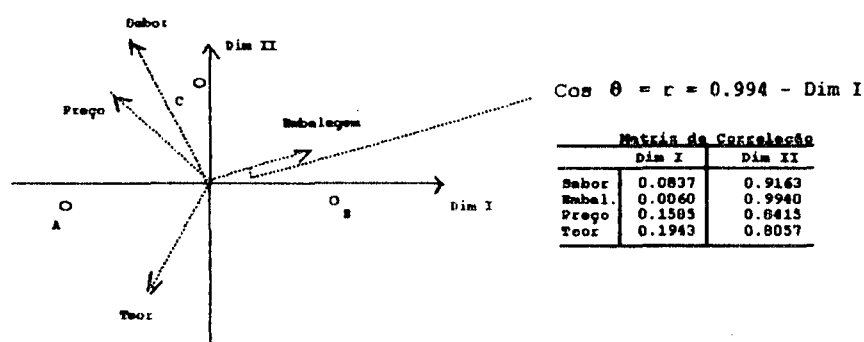
pro (índice fornecido pela simulação) dos dados reais - figura (B).
 Para maiores detalhes ver Kruskal (1978, pp.89,90).

O método intuitivo se utiliza de regras práticas, onde a melhor dimensionalidade é dada pela formação de um cotovelo (ponto de inflexão) na função quando se atinge a adequada dimensionalidade (quadro 1.15 figura B). No outro caso (figura A) percebe-se claramente que para a dimensão escolhida a função é lisa, indicando que não é a melhor dimensionalidade.

Existem algumas regras práticas, excessivamente genéricas, para a determinação da melhor dimensionalidade. No caso da figura B, a dimensionalidade é igual a 2, seguindo o processo intuitivo, dada a formação do cotovelo na função pontilhada para $R=2$. Para uma discussão sobre o assunto ver Kruskal (1978).

No diagrama de dispersão atentar para soluções degeneradas.

Prancha 1.4
 Objetos e Atributos



6 - Interpretação da Configuração

Como já foi mencionado anteriormente, a interpretação da configuração é parte ciência, parte experiência do analista. Aqui nesta seção abordaremos algumas técnicas estatísticas e intuitivas.

Nos serviremos da Prancha 1.4, reproduzida abaixo:

O EMD gera como resultado um conjunto de coordenadas X dos objetos e um mapa onde estes pontos se encontram desenhados num sistema cartesiano. O EMD produz estes eixos, preferencialmente ortogonais, de forma a que projeções de pontos em extremos opostos destes eixos possam ser interpretadas de alguma forma (Kruskal, 1978, p.31).

A questão de quantas dimensões adotar já foi abordada e sabe-se que a referência é o grau de resíduo não explicado pelo f-STRESS. Por outro lado, interpretar estas dimensões não é tarefa fácil, exigindo, muitas vezes, algumas manipulações como por exemplo, rotação de eixos. A característica da rotação é que as distâncias entre os pontos não são alteradas; a alteração se dá nas projeções sobre os eixos. Lembremos por exemplo do quadrado: o resultado do EMD foi um quadrilátero cujos vértices se encontravam sobre os eixos. Se rotacionássemos os eixos a 45°, as coordenadas do quadrilátero coincidiriam com as coordenadas originais.

6.1 -Método Estatístico

Uma forma de interpretação dos eixos é através do grau de relacionamento entre estes e os atributos pesquisados.

Utiliza-se usualmente para esse fim um modelo de regressão múltipla nominando os atributos como variáveis dependentes e as coordenadas como independentes. (Kruskal, 1978)

Tomemos uma configuração bi-dimensional, então o $i^{\text{ésimo}}$ ponto possui coordenadas (x_{i1}, x_{i2}) . Suponha que o atributo V tenha valor v_i (projeção do $i^{\text{ésimo}}$ ponto sobre o vetor V) para este $i^{\text{ésimo}}$ ponto. Então o que procuramos é um conjunto de parâmetros a , b_1 , e b_2 de tal forma que:

$$v_i \cong a + b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2}$$

Utilizando-se do método de mínimos quadrados, escolhem-se

parâmetros que minimizem

$$\sum [v_i - (a + \sum b_j x_{ij})]^2$$

Elabore-se o mesmo processo para cada um dos outros atributos. A partir deste ponto, segue-se os seguintes passos:

a) conhecidas as regressões calculam-se os desvios quadráticos;

b) calculam-se os coeficientes de regressão múltipla r^2 , dados por:

$$r^2 = 1 - (\sum (Y - \hat{Y}) / \sum (Y - \bar{Y}))$$

onde \hat{Y} são os valores resultantes da regressão.

O coeficiente de regressão múltipla indica o quanto o modelo é capaz de explicar do atributo observado.

c) calcula-se r para cada dimensão, que corresponde ao co-seno direcional relativo ao eixo em estudo.

O coeficiente de regressão r nos dá o grau de associação entre atributos e dimensões e a partir deles podemos interpretar a configuração, conforme discutido anteriormente (ver a Prancha 1.4 no início desta seção)

Para o sucesso desta técnica é necessário atentar-se para:

1) a correlação múltipla r^2 (que indica o grau de ajustamento do atributo às coordenadas da configuração) deve ser alta para o atributo);

2) o atributo precisa possuir um alto coeficiente de regressão (o co-seno do ângulo formado entre o atributo e o eixo) com a dimensão para que possam ser interpretadas como associadas (Kruskal, 1978, pp.34-37).

6.2 - Método Intuitivo

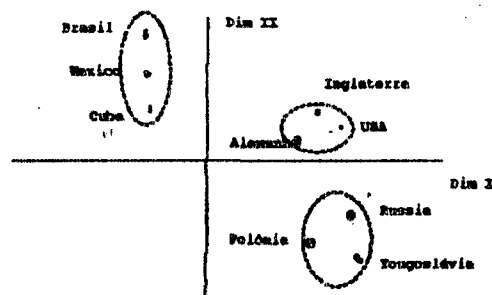
Uma forma sugerida para analisar-se a configuração sem o auxílio estatístico é através da análise por vizinhança (Kruskal, 1978; Levy, 1982).

Regiões ou vizinhanças no espaço da configuração podem ter significados associados a outras características comuns. As pequenas dissimilaridades entre pontos dentro de um agrupamento podem indicar características ou critérios de agrupamentos comuns a todas elas. As dissimilaridades entre agrupamentos revelam as diferenças de classificação entre os conjuntos.

As posições relativas destes agrupamentos em relação aos eixos podem servir de apoio à interpretação dos mesmos.

No exemplo abaixo retirado de Kruskal (1978) temos um mapeamento de nações. Se olharmos com atenção percebemos que existe a formação de três blocos de países: (i) Brasil, México e Cuba no 2º quadrante; (ii) Inglaterra, USA e Alemanha no 1º quadrante e (iii) Rússia, Polónia e Iugoslávia no 4º quadrante.

Quadro 1.16
Espaço Conjunto



Adaptado a partir de Kruskal, 1978, p.44.

Uma forma de interpretação poderia ser por origem étnica: latinos, anglo-germânicos e indo-europeus para a dimensão I e continentes para a II.

Outra interpretação seria por desenvolvimento econômico e con-
nentes.

Enfim, é o conhecimento do analista sobre o assunto pesquisado
e auxiliará sobremaneira na interpretação da configuração.

Normalmente esta técnica é adequada para o caso de matrizes de
recença geradas diretamente, uma vez que a falta de conhecimento
s atributos impede a utilização de métodos estatísticos.

7 - Exemplo de Marketing

Reproduzimos a seguir um exemplo de EMD descrito em Green e Car-
ne (1970, pp. 34, 35).

"Imagine que a um respondente é dada a tarefa de julgar pares de
mes de automóveis em termos de sua similaridade geral. Sendo mais
pecífico, suponha que são apresentados 55 cartões ao sujeito. Cada
rtão contém dois nomes de automóveis (11 automóveis tomados dois a
is geram 55 combinações). Solicita-se que inicialmente o sujeito
e agrupe os cartões em dois conjuntos: pares de carros que ele
lga altamente similares e pares de carros que ele julga algo dissí-
lares entre si, segundo um critério pessoal qualquer.

Após esta etapa, o sujeito é solicitado a separar o conjunto
similar" em dois sub-conjuntos: pares de automóveis muito similares
pares de automóveis algo similar. Para o grupo de algo dissimila-
s, deve separar em dois sub-conjuntos: algo dissimilares e alta-
nte dissimilares. Cada sub-conjunto é esperado conter 12 a 15
rtões.

A seguir o sujeito irá escolher o par mais similar dentro do
b-conjunto de automóveis muito similares; este processo segue até
e todos os cartões do referido sub-conjunto estejam classificados.
petir este procedimento para cada sub-conjunto. (permite-se rear-

anjos entre sub-conjuntos antes do término do processo). Através este procedimento por etapas a ordenação de 55 pares de automóveis é btida.

A partir desta matriz de parecença obtida, aplica-se o algorit-
o e os resultados são como segue:

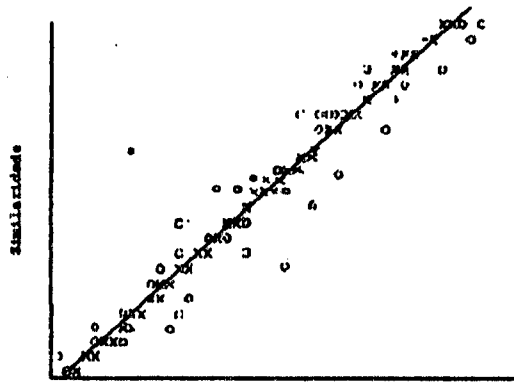
Prancha 1.5
Automóveis

Dados	
Sujeito K	S =
	<div> <div>8</div> <div>50 38</div> <div>31 9 11</div> <div>12 33 55 44</div> <div>48 37 1 13 54</div> <div>36 22 23 16 53 26</div> <div>2 6 46 19 30 47 29</div> <div>5 4 41 25 28 40 35 3</div> <div>39 14 17 18 45 24 34 27 20</div> <div>10 32 52 42 7 61 49 15 21 43</div> </div>

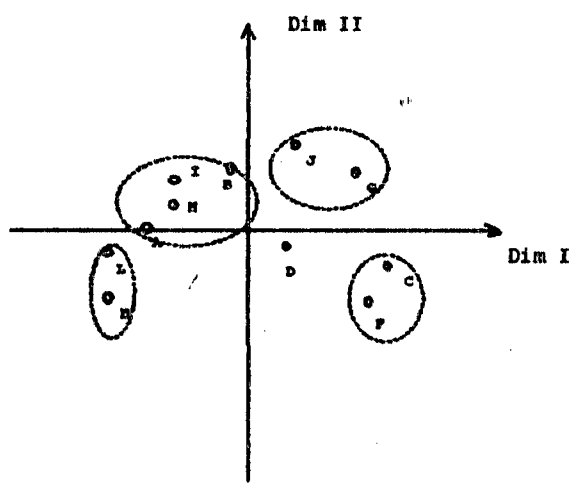
Resultados

Coordenadas X		
	Dim I	Dim II
A	-0.844	0.110
B	-0.112	0.393
C	1.200	-0.479
D	0.540	-0.143
E	-1.190	-0.726
F	1.086	-0.712
G	1.077	0.347
H	-0.574	0.316
I	-0.479	0.490
J	0.500	0.722
L	-1.203	-0.317

Gráfico de Dispersão



Configuração



Estimulos

- A. Ford Mustang 6
- B. Mercury Cougar V8
- C. Lincoln Continental V8
- D. Ford Thunderbird V8
- E. Ford Falcon 6
- F. Chrysler Imperial V8
- G. Jaguar Sedan
- H. AMC Javelin V8
- I. Plymouth Barracuda V8
- J. Buick La Sabre V8
- L. Chevrolet Corvair

O exemplo foi originalmente criado em 2 dimensões, dificultando essa discussão sobre dimensionalidade, contudo o seu STRESS = 0.136 indica uma oportunidade de melhora, talvez em três dimensões. O diagrama de dispersão confirma esta observação pelas distâncias dos pontos não ajustados à função. É necessário lembrar que este exemplo foi originalmente resolvido metricamente, daí o tipo de perfil de ajuste da função.

Este é o típico exemplo onde a interpretação por meio de associação de atributos a dimensões não se aplica, já que o critério de análise utilizado pelo sujeito não foi verbalizado. Contudo, se agruparmos os objetos conforme a prancha 1.5, uma possível interpretação das dimensões seria:

- i) dim. I refere-se a preço;
- ii) dim II refere-se a desempenho.

Talvez outras possam ser dadas, porém exige-se maior conhecimento sobre as características e mercados dos veículos.

Capítulo II

ESCALONAMENTO MULTIDIMENSIONAL A DOIS FATORES

No capítulo anterior fomos apresentados aos conceitos básicos de EMD. Procuramos entender como se processa e quais os fundamentos da técnica. Neste capítulo e no próximo, estudaremos abordagens distintas desta técnica, começando pelo EMD a Dois Fatores.

.1 - Introdução

.1.1 - Tipos de EMD

Dados os conceitos definidos no capítulo anterior, podemos classificar o EMD como uma técnica multivariada de redução de dados com duas variantes: "**EMD métrico**": quando as escalas de mensuração sãoacionais (cujos dados já possuem propriedades de métricas), ou intervalares (à qual adicionando-se uma constante podem assumir propriedades métricas). Para os outros níveis de mensuração (ordinal ou nominal), tem-se o "**EMD não-métrico**". (definição a partir de Levy, 1982, pp.31,32). Ou seja, O EMD métrico parte do pressuposto que existe uma estrutura Z (cujas distâncias entre pontos pode ser medida exatamente por uma métrica euclideana) em um determinado espaço p -dimensional que gerou a matriz de Parecença S . Usando-se a mesma dimensão original, seria possível encontrar uma configuração X , que gerasse uma matriz D com $STRESS = 0$.

Para o EMD não-métrico, por outro lado, cuja matriz de parecença S , geralmente, é não-euclideana, já não existe uma estrutura Z que gera S ; então qualquer solução X será uma aproximação. Buscar maiores dimensões não resultaria em $STRESS$ nulo.

Exemplo 2.1 - Imaginemos que não dispomos de um mapa e que nos apoiaremos na percepção do respondente para construir a matriz de distâncias entre as capitais, numa extensão do exercício apresentado no capítulo 1. Solicitamos ao respondente que, numa escala de 3 pon-

os (onde 1 é muito perto, 2 nem perto nem longe e 3 muito longe), de
 otas aos pares de capitais, resultando na matriz S, abaixo:

Quadro 2.1

Matriz S

	Manaus	Natal	São Paulo
$S =$	$\begin{vmatrix} 0 \\ 1 \\ 3 \end{vmatrix}$	$\begin{vmatrix} 0 \\ 1 \end{vmatrix}$	$\begin{vmatrix} 0 \end{vmatrix}$

Podemos observar que a matriz S não é uma matriz de distâncias
 etrica, já que seus elementos não satisfazem a desigualdade trian-
 ar. Observe que é mais longe o caminho direto entre São Paulo e Ma-
 nus, do que de São Paulo para Natal e depois Manaus. A estrutura de
 ercepção de nosso respondente não é euclídeana, ou talvez, nosso
 sistema de mensurar não permita.

Assim a estrutura S não veio de uma configuração existente. A
 olução X que iremos encontrar será uma tentativa de encontrar um
 espaço viável

A partir desse fenômeno, começaram a ser desenvolvidas técnicas
 do-métricas que visavam não mais uma função definida e exata entre
 istâncias ajustadas e parecenças, do tipo:

$$d_{ij} = bs_{ij} + a$$

as, outrossim, que apenas as distâncias seguissem a mesma ordenação
 as parecenças:

$$d_{ij} = f(s_{ij})$$

Busca-se, neste caso, uma função monotônica:

$$x_1 < x_2 \Rightarrow f(x_1) < f(x_2)$$

elacionando parecenças e distâncias.

O EMD não-métrico somente ajusta a posição ordinal das
 istâncias às das parecenças no espaço de estímulos; enquanto o EMD

rico tenta ajustar distâncias e parecenças. (Schifman, 1961, p.10)

2.2 Número de Fatores ou Vias

Uma matriz de dados simples sempre possui exatamente dois fatores: as linhas e as colunas.

No capítulo anterior apresentamos os principais tipos de matrizes. A tabela abaixo as sumariza e indica o número de fatores, numa tentativa de melhor ilustrar este conceito:

Tabela 2.1
Número de Vias

Tipos de Matrizes			
Linhas	Colunas	Símbolo	Fatores
Objetos	Atributos	Z	Dois
Objetos	Objetos	S	Dois
Sujeitos	Objetos	P	Dois

Como é possível e evidente, menos no caso da matriz S, existem sempre dois conjuntos de elementos sendo comparados: sujeitos e objetos; objetos e atributos. No caso da matriz S, o conjunto comparado é o mesmo, contudo existe um segundo conjunto, "escondido", que são atributos ou critérios que o indivíduo subjetivamente está utilizando para comparar os objetos e que nós queremos descobrir através da EMD. De novo temos dois conjuntos ou dois fatores.

Apesar de sempre uma matriz simples ser de dois fatores (p.e. objetos e atributos), é comum o caso de que os dados estão contidos em diversas matrizes, p.e., as matrizes individuais de n sujeitos de um universo que desejamos estudar.

Neste tipo de situação os dados são do tipo multi-fatores, possuindo no mínimo três fatores. Por exemplo, se a um sujeito é solicitado que julgue, alimentos (objetos) segundo suas características (atributos), então os dados são de três-fatores. Um fator é o sujeito

os outros dois são os objetos e atributos.

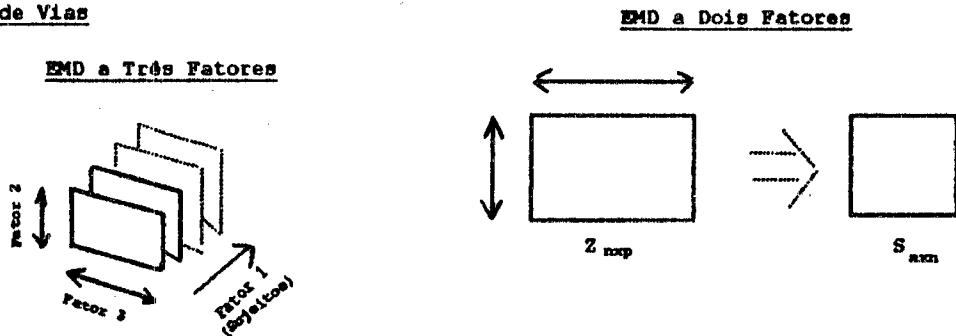
Em nosso exemplo sobre posicionamento solicitamos ao sujeito O_1 que desse notas às marcas de acordo com cada atributo. Estendamos agora ao sujeito O_2 :

ABELA 2.2

	O_1				O_2			
	Atr. 1	Atr. 2	Atr. 3	Atr. 4	Atr. 1	Atr. 2	Atr. 3	Atr. 4
marca A	3.0	6.0	1.0	8.0	3.0	1.0	10.0	8.0
marca B	1.0	2.0	8.0	1.0	6.0	2.0	3.0	5.0
marca C	3.0	7.0	5.0	1.0	4.0	9.0	7.0	1.0

Nota-se notar facilmente o por que de três fatores: o 1° são os sujeitos, o 2° os objetos e o 3° os atributos.

Figura 2.1
Esquema de Vias



Pode-se entender o EMD a dois fatores como aquele onde o algoritmo é alimentado por uma única matriz S .

Já a três ou mais fatores temos N matrizes S alimentando o algoritmo.

Cada uma dessas alternativas gera resultados distintos, alvos de nossa discussão nesse e no próximo capítulo.

É importante também termos em mente que uma análise a três fato-

es pode ser estudada agregadamente combinando os seguintes fatores: sujeitos e objetos, sujeitos e atributos e objetos e atributos - sendo que todas são de duas vias.

Se este mesmo experimento for conduzido antes e depois de uma veiculação de propaganda, então os dados serão de quatro-fatores, sendo uma das fatores a ocasião (antes ou depois), a outra os sujeitos e as duas restantes os objetos/atributos. (Schifman, 1981, pp. 58/59)

2.2- Geração da Configuração

O EMD pode ser aplicado para níveis individuais ou coletivos. Iniciaremos com o individual.

2.2.1.- EMD a 2 Fatores - Métrico

2.2.1.1 - Método Clássico

Como mencionamos no item 2.1, a análise para um indivíduo que avalia objetos e atributos é a dois fatores. O que apresentaremos a seguir é o método métrico mais tradicional de solução para este caso.

Este processo é complexo e exige grande manipulação algébrica (ver Levy, 1981 e apêndice A), contudo, de forma descritiva é como segue: gera-se um conjunto de coordenadas ortogonais (auto-vetores) cuja propriedade é determinar uma configuração X que minimiza a medida de adequação entre as distâncias ajustadas e as originais, restrita a que a origem esteja na centróide da configuração (centro de gravidade).

Não é um processo iterativo e pela estratégia de solução adotada somente é adequada para dados originais em escalas racionais ou no máximo intervalares, por conseguinte, limitado para aplicação em ciências sociais.

2.2.2 EMD a 2 Fatores - Não Métrico

Com a crescente utilização do EMD, os pesquisadores perceberam que nem sempre as matrizes de parecença obedeciam um comportamento euclidiano, dificultando a aplicação de técnicas métricas.

O EMD não-métrico vem tentar solucionar este problema. A seguir iniciaremos uma discussão sobre as principais vertentes de EMD não-métrico.

2.2.2.1 Método de Shepard: Análise de Proximidades

Shepard (1962, in Levy, 1981, p.46) elaborou um algoritmo que chamou de método de Análise de Proximidades e que tinha por objetivo obter uma solução métrica a partir de dados não-métricos (ordinais). Uma vez colhidas as medidas de parecença (s_{ij}) Shepard partia para um método iterativo visando obter a configuração de pontos (p_1, p_2, \dots, p_n) que haveria de representar os estímulos num espaço Euclidiano R^k (Levy, 1981, p.47) de baixa dimensionalidade.

Seu método iterativo consistia de dois processos distintos: um reduzia o número de dimensões e o outro aumentava o ajuste de pontos da configuração à ordenação das medidas de parecença observadas.

De fato consistiu sua técnica num dos primeiros esforços computacionais não-métricos de EMD. Para maiores detalhes, inclusive sobre a TÉCNICA DE SHEPARD, ver Levy (1981), pp. 47-48.

2.2.2.2 - Método de Kruskal

Kruskal (1964, in Levy, 1981, p.50) construiu sua técnica de EMD a partir da Análise de Proximidades de Shepard. A inovação de Kruskal foi a centralização da técnica numa medida de "Adequação de Ajuste"

Stress), pretendendo assim obter a melhor configuração que se ajustasse aos dados.

Kruskal basicamente exigiu uma relação monotônica crescente ou decrescente, entre as medidas de parença e as distâncias na configuração procurada. Supôs que há uma configuração de pontos num espaço Euclídeano k -dimensional que é a verdadeira, da qual ele poderia descobrir apenas a ordenação linear das distâncias entre os pontos e deveria, a partir desta informação não-métrica recuperar a configuração.

De outra maneira, inicia-se pela procura de uma função "objetiva" q (Kruskal, 1978, in Levy, 1981, p.58). Para definir esta função a condição é que ela traduza o ajuste da configuração $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ de pontos p_1, p_2, \dots, p_n à matriz de observação (medidas de parença s_{ij}), onde $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$ é o vetor de coordenadas do ponto p_i à matriz. Isto é ela deve produzir um número que mostre o quanto a configuração está ajustada aos dados (Levy, 1981, p.58).

Para obter a função objetiva, Kruskal supõe que as distâncias entre os pontos obtidos seja uma função monotônica das proximidades observadas, isto é,

$$d_{ij} = d(p_i, p_j) = f(s_{ij})$$

onde f deve ser uma função monotônica qualquer, se $s_{ij} < s_{i'j'} \Rightarrow d_{ij} < d_{i'j'}$. (Levy, 1981, p.59)

As discrepâncias são dadas por $f(s_{ij}) - d_{ij}$ (medida de ajuste de dados) não interessando seu sinal, tanto as positivas quanto as negativas são interpretadas igualmente e consideradas indesejáveis (Levy, 1981, p.60).

Kruskal define uma função objetiva, o f -stress, em função dessas discrepâncias quadráticas, dado pela fórmula abaixo:

$$f\text{-STRESS} = (\sum (d_{ij} - f(s_{ij}))^2 / \text{fator de escala})^{1/2}$$

raiz quadrada é tomada por analogia ao desvio padrão usado muitas vezes no lugar da variância e o fator no denominador padroniza a medida para uma escala da configuração. Quanto maior o f-stress pior é o ajuste da configuração às observações, em relação à função f . Se o f-stress for nulo, tem-se então a representação perfeita por estarem as distâncias perfeitamente relacionadas com as proximidades pela função f (Levy, 1981, p. 60).

Em seguida procura-se uma medida de ajuste da configuração independente da função f . Define-se então: (Levy, 1981, p. 60)

Stress $(S, x) = \min f\text{-stress } (S, x)$ para todo o f , onde S é a matriz de parença observada e x é a configuração obtida (Levy, 1981, p. 61);

significando que está sendo usada a melhor função f para a dada configuração. Para maiores detalhes ver Levy, (1981), pp. 61-63.

Kruskal descreve as etapas do algoritmo do procedimento do seguinte modo:

I. Computar para n objetos, baseado em alguma medida aceitável, as (dis)similaridades para cada um dos n objetos bem como a ordenação dos valores de (dis)similaridades s_{ij} .

II. Escolher uma configuração arbitrária X_0 , condicionada por: $P_i = P_j$, $i = j$, P_i e P_j pontos da configuração.

III. X_0 não pode estar contida em um espaço menor que R^t tal que $t < k$ onde k é a dimensão do espaço da configuração procurada. Uma sugestão para a obtenção dos pontos P_1, P_2, \dots, P_n é através de um gerador de números aleatórios. Para outras sugestões ver (Levy, 1981, p. 65)

A configuração X_x escolhida deve ser normalizada segundo as seguintes restrições:

O seu centro de gravidade deve se localizar na origem do sistema.

A soma das distâncias de seus pontos à origem do sistema deve ser igual a 1

$$\sum \sum x_{it}^2 = 1$$

A partir desta configuração inicial, determinar as proximidades derivadas (d_{ij}) calculadas a partir das distâncias euclidianas e ajustar as disparidades $f(s_{ij})$ de tal forma que a ordenação das medidas de similaridades, os $f(s_{ij})$ correspondentes, minimizem uma medida de ajuste, condicionado à restrição de monotonicidade. Ou de outra maneira, os $f(s_{ij})$ são apenas uma sequência monotônica de números, escolhidos o mais próximo possível de d_{ij} , visando minimizar a medida de ajuste dada pelo f-STRESS.

II. Buscar-se uma nova configuração $X^{(1)}$, derivada da primeira, (i.e., novos d_{ij} e $f(s_{ij})$) que melhore a medida de ajuste. Busca-se determinar a configuração em t dimensões que gere a menor medida de ajuste. . (Dillon, 1984, pp.127 -131; Levy, 1981, pp. 65,66).

Um exemplo numérico:

Retomemos a matriz S do nosso Sujeito O_1 :

Quadro 2.2

Matriz S

$$S = \begin{bmatrix} 10.86 & \\ 8.12 & 6.16 \end{bmatrix}$$

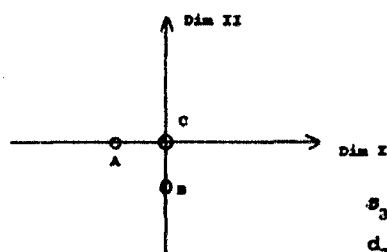
O algoritmo gera uma configuração X_0 inicial e calcula o f-STRESS:

Prancha 2.1

Configuração Inicial

Coordenadas X		
	Dim I	Dim II
A	-1.00	0.00
B	0.00	-1.00
C	0.00	0.00

STRESS = 0.14



$$s_{32} < s_{31} < s_{21}$$

$$d_{32} = d_{21} < d_{21}$$

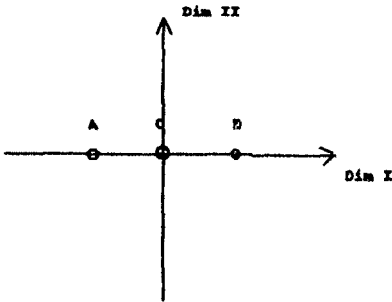
$$D = \begin{bmatrix} 1.41 & \\ 1.00 & 1.00 \end{bmatrix}$$

Continuação

Configuração Intermediária

Coordenadas X		
	Dim I	Dim II
A	-1.00	0.00
B	1.00	0.00
C	0.00	0.00

$D = \begin{pmatrix} 0.00 & \\ 1.00 & 1.00 \end{pmatrix}$



$s_{32} < s_{31} < s_{21}$
 $d_{31} = d_{32} < d_{21}$

II. Como o STRESS desejado não foi atingido, altera-se a configuração e calcula-se novo STRESS.

V. Atingido o STRESS desejado, normalmente 0.01, as iterações cessam e gera-se as coordenadas X, cuja matriz D de distância menor se ajusta, ordinalmente, à matriz S:

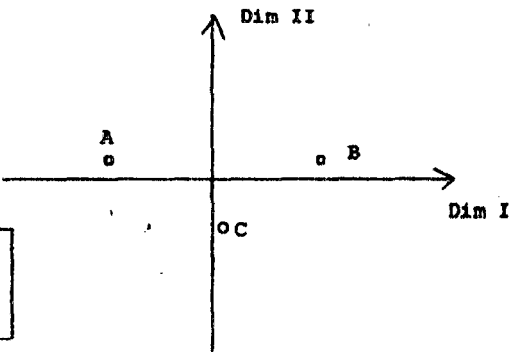
Prancha 2.2

Configuração Final

Coordenadas X		
	Dim I	Dim II
A	-1.238	0.081
B	1.184	0.122
C	0.055	-0.203

$D = \begin{pmatrix} 2.48 & \\ 1.32 & 1.17 \end{pmatrix}$

STRESS = 0.000



$s_{32} < s_{31} < s_{21}$
 $d_{32} < d_{31} < d_{21}$

O método de Kruskal é o mais aceito e difundido para análises métricas, contudo, dada a flexibilidade do algoritmo de escolher tipo de função de ajuste (polinomial ou monotônica), é possível re-

alizer-se análises métricas. O programa computacional relativo à técnica de Kruskal é o KYST, que está sendo utilizado em todos os nossos exemplos, menos naqueles do capítulo 3.

Como vimos até agora, a matriz de entrada para o EMD a dois fatores é única, assim sendo, intuitivamente somos levados a crer que a análise só é adequada a um único indivíduo. Como, então, fariamos para analisar um conjunto de indivíduos utilizando esta técnica.

A solução mais utilizada é a criação de uma matriz do indivíduo médio (média das matrizes individuais). O custo desta alternativa é a perda das diferenças individuais por estarmos utilizando a média como referência. Esta solução pressupõe que os indivíduos tenham estruturas semelhantes de avaliação.

Pode-se acreditar que uma saída seria gerar uma configuração para cada sujeito e compará-las entre si. O risco desta alternativa é que nada garante que as dimensões sejam as mesmas, portanto comparáveis.

Coombs tentou apresentar uma solução onde as distâncias entre pontos não mais significavam (dis)similaridades, mas sim ordenações de preferência de objetos relativas a cada sujeito.

2.2.3 - "Desdobramento Multidimensional Clássico"

Uma técnica para a determinação de uma configuração que representasse ao mesmo tempo sujeitos e objetos é o Desdobramento Multidimensional Clássico (minha tradução livre para Classical Multidimensional Unfolding), de acordo com a nomenclatura de Coombs(1964) (Schiffman, 1981, p.62).

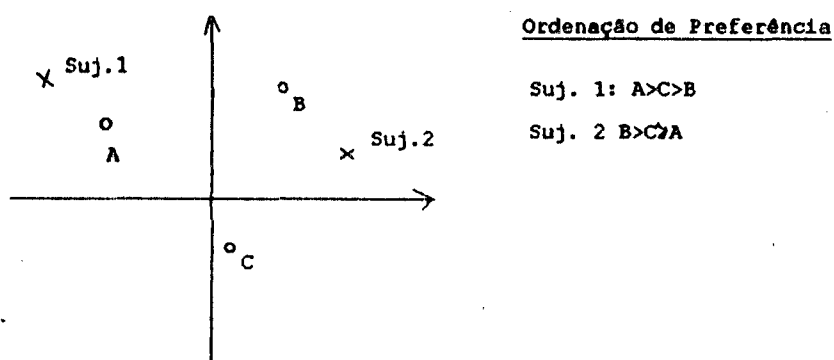
A base lógica desta técnica residia numa tentativa de mapear objetos e sujeitos em um espaço conjunto, de tal forma que as distâncias dos objetos aos sujeitos representasse a ordenação indi-

vidual de preferência ("os objetos mais próximos **do sujeito** (minha menção) são os mais preferidos e os mais distantes os menos". (Schifman, 1981, p.64)).

Uma saída típica seria aquela do Quadro 2.3:

Figura 2.1

Desdobramento Multidimensional



Esta é a diferença com o EMD, já que esta última trata as distâncias entre pontos como representativas das (dis)similaridades, ao passo que o DMC considera as distâncias como representativas das ordenações individuais de preferência.

Não nos utilizaremos desta técnica, contudo vale como menção das tentativas iniciais de se apreender diferenças individuais de percepção em um mesmo espaço dimensional, abrindo, assim, caminho para técnicas a três fatores.

A restrição do DMC é que, basicamente, para conjuntos de objetos avaliados por diferentes sujeitos, não se consegue captar a diferença de percepção individual relativa às dimensões relevantes para cada um dos sujeitos; é como se todos os indivíduos realmente avaliassem as mesmas dimensões como igualmente relevantes. Ou de outra forma, se houvesse dois sujeitos avaliando 3 objetos, o espaço

gerado não levaria em conta as diferenças individuais relativas ao peso de cada coordenada na formação da avaliação individual de cada sujeito sobre os objetos. Ver Carroll e Chang (1970) No DMC os sujeitos não são considerados isoladamente (são parte integrante da solução final), ou seja, parte-se do pressuposto que para eles as dimensões relevantes de avaliação de atributos possuem a mesma importância (não existem diferenças individuais de percepção). Ou de outra forma, somente conseguimos avaliar a forma como o grupo avalia em detrimento do indivíduo. No quadro a seguir, uma representação típica do tipo de matriz Z deste método, isso fica evidente, já que um dos fatores ou vias é o próprio conjunto de sujeitos, representados pelas linhas da matriz.

Quadro 2.3

Matriz de Dados - DMC

		<u>Marcas</u>			
		A	B	C	D
<u>Sujeitos</u>	O ₁	1	5	4	1
	O ₂	2	8	4	5
	O ₃	5	7	9	9
	O ₄	1	1	1	1

Capítulo III

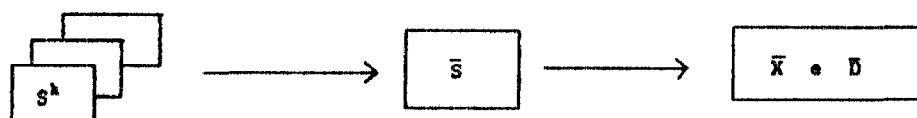
EMD TRÊS FATORES

3.1. Introdução

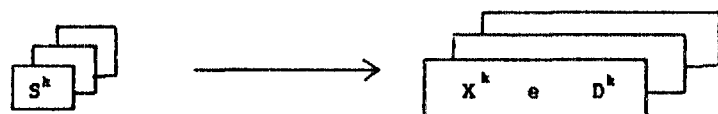
Até o momento vimos uma situação onde o EMD se aplicava à análise de um indivíduo. Se desejássemos conhecer as percepções a nível agregado seríamos obrigados a trabalhar com uma matriz S média (média de todos os indivíduos). Obteríamos então um mapeamento médio, com as percepções médias. E se quiséssemos conhecer as percepções individuais em relação às do grupo - o EMD a 2 Fatores não nos permitiria.

O esquema a seguir representa melhor o problema:

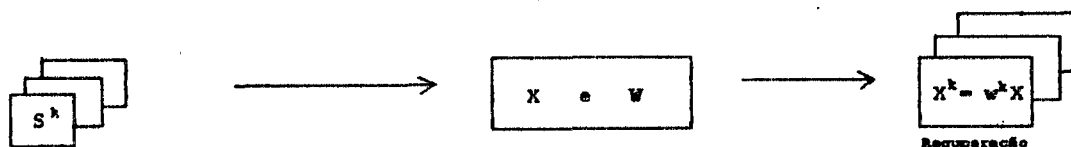
A) O EMD a dois fatores, a nível agregado funciona da seguinte forma:



B) Queremos conhecer a configuração agregada e ao mesmo tempo as individuais. Uma possível alternativa seria gerar o resultado acima para o grupo e uma série de configurações individuais e compará-las. É um método arriscado pois parte de uma hipótese forte de que as dimensões das configurações individuais são as mesmas e portanto comparáveis entre si:



Se imaginarmos que a partir da média é possível recompor as observações individuais através da aplicação de pesos individuais, então uma possível solução para o conhecimento e comparabilidade entre configurações individuais dentro de um mesmo grupo seria:



Gerar uma configuração X e ponderadores w_i , tal que $w_i X = X_i$ conste no procedimento de EMD a 3 Fatores, sendo que sua correta solução será apresentada na próxima seção.

2 O EMD a 3 Fatores ou Ponderado

O princípio do EMD Ponderado é que é possível gerar uma configuração comum a todos os indivíduos (mesmo sistema de coordenadas) e que as diferenças individuais resultam de alongamentos ou encurtamentos destas dimensões. "Se cada matriz de dados corresponde a um indivíduo, então o modelo ponderado retrata diferenças na forma como os indivíduos pensam ou percebem. Especificamente, cada sujeito (matriz) possui um diferente ponderador para cada dimensão do espaço dos objetos; ou seja, o ponderador representa a relevância de cada dimensão na formação da percepção do indivíduo sobre os objetos avaliados". (Schifman, 1981, p.66)

A seguir apresentamos o procedimento para a geração do Espaço dos Objetos para o conjunto de sujeitos (as coordenadas X) e o Espaço dos Ponderadores (os ponderadores W).

2.1 Espaço dos Objetos

O espaço dos objetos contém a configuração de objetos relativa ao grupo de sujeitos (matrizes S^k).

A configuração gerada pelo EMD Ponderado não é adequada para avaliações sobre um indivíduo em particular. Isto é resultado do fato de os sujeitos diferem entre si na ponderação das dimensões. De fato, cada ponderador individual altera a configuração do espaço coletivo, gerando um espaço mais próximo de sua matriz de dados. Assim sendo, existirá um espaço para cada indivíduo (Schifman, 1981, p.69).

O modelo de EMD Ponderado apóia-se basicamente em três equações para gerar a solução (ver Apêndice A), que traduzem: (i) existe uma função linear qualquer relacionando as pareências e as distâncias derivadas; (ii) a métrica é dada por distâncias euclídeanas ponderadas; (iii) os eixos podem ser transformados através dos ponderadores.

Isto posto o algoritmo procede, intuitivamente, da seguinte forma:

- i) gera-se uma configuração inicial, aleatoriamente definida, de coordenadas X_0 ;
- ii) deriva-se uma matriz de ponderadores W ;
- iii) a partir desta matriz W gera-se uma nova configuração X ;
- iv) o resultado é comparado a uma medida de ajuste. Caso tenha-se atingido o valor desejado, interrompe-se; do contrário, a partir de , repetem-se os passos de i a iv, até que a convergência seja atingida.

As estimativas de W e X são obtidas através de um método chamado Decomposição Canônica a N Fatores. (ver Carroll e Chang, 1970)

3.2.2 Espaço dos Ponderadores

O espaço dos ponderadores é uma representação de como cada indivíduo avalia as dimensões que formam sua percepção sobre os objetos, via alongamentos ou encurtamentos das mesmas.

As representações dos sujeitos neste espaço são dadas pela matriz W .

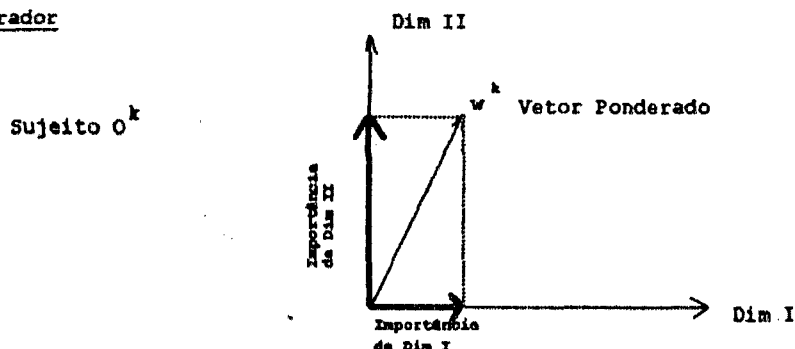
De acordo com Schiffman: "... cada matriz de dados O_k é representada por um vetor ponderado w^k , não por um ponto ponderado neste espaço. O grau de relevância de cada dimensão relativa a cada matriz de dados é dada pela projeção do correspondente vetor ponderado sobre as dimensões do espaço das ponderações." (Schiffman, 1981, p. 69)

O mesmo ocorre sucessivamente com as demais matrizes de dados.

A distância da projeção à origem significa o grau de importância desta dimensão na constituição das informações contidas na matriz de dados que originou o respectivo vetor. (Schifman, 1981, p. 70)

Quadro 3.1

Ponderador



A interpretação é que o vetor w_k quando projetado sobre os eixos do espaço conjunto faz com que estes últimos se alonguem ou encurtem, na medida da projeção, revelando a importância de cada eixo na formação da percepção do indivíduo O_k .

Comumente, mas nem sempre, no EMD, o produto escalar da matriz W para cada sujeito é normalizado de sorte a gerar uma soma de quadrados igual a 1. Este procedimento equaliza a variância produzida por cada sujeito e por conseguinte dá a cada um o mesmo peso (ponderador) na formação do espaço conjunto. A segunda normalização é a da rotação, onde a origem das coordenadas está na centróide da configuração e a soma das projeções em cada dimensão ao quadrado é igual a 1. O significado destas normalizações é que a variância está refletida no espaço ponderado (ou dos sujeitos).

Neste espaço ponderado, as distâncias da origem aos sujeitos podem ser interpretadas como a comunalidade entre eles. Qualquer ponto (sujeito) localizado na origem comporta-se como se não fosse

considerado para a solução. (Carroll, pp.110/111, in Shepard, 1972)

Com esses resultados em mãos, agora somos capazes de gerar o espaço do sujeito ou Espaço Individual.

2.3 Espaço Individual

Conforme Schiffman (1981), algebricamente, cada sujeito k possui seu próprio espaço pessoal X^k (lembrar do esquema de EMD, onde X representa as coordenadas da configuração de pontos). As distâncias neste espaço para o sujeito k são definidas pela equação do modelo euclidiano:

$$d_{ij}^k = (\sum (x_{ia}^k - x_{ja}^k)^2)^{1/2}$$

onde x_{ia}^k é um elemento da matriz X^k e x_{ja}^k é a coordenada do ponto j na dimensão a do espaço pessoal do sujeito k . O espaço pessoal X^k relaciona-se ao espaço coletivo X (no nosso caso seria um espaço determinado pelos sujeitos O_1 e O_2 conjuntamente) através dos ponderadores w^k do sujeito k , pela equação

$$w_{ka}^{1/2} = x_{ia}^k / x_{ia}$$

onde $w_{ka}^{1/2}$ é a raiz quadrada de um elemento da matriz W (que explicaremos sua origem adiante no tópico de espaço ponderado), e x_{ia} é a coordenada do estímulo i na dimensão a do espaço conjunto. Por substituição, nota-se que as distâncias do sujeito k em seu espaço pessoal podem ser expressas como:

$$d_{ij}^k = (\sum w_{ka} (x_{ia} - x_{ja})^2)^{1/2}$$

Esta é a equação do modelo Euclidiano Ponderado, fundamental ao

EMD a 3 Fatores. (Schifman, 1981, p.71). Na realidade os ponderadores alongam ou encurtam as dimensões do espaço conjunto gerando os respectivos espaços pessoais. Como o sistema de coordenadas do espaço conjunto é o mesmo do pessoal, entende-se que os objetos do espaço conjunto e do pessoal são os mesmos, ajustados conforme os alongamentos ou encurtamento da dimensões impostos pelos ponderadores individuais. (Schifman, 1981, p.71).

A Prancha 3.1 ilustra os conceitos com o exemplo dos cigarros:

Prancha 3.1

EMD Ponderado

Dados

Sujeito O₁

$$Z = \begin{matrix} & P & S & E & T \\ \begin{matrix} A \\ B \\ C \end{matrix} & \begin{vmatrix} 3 & 6 & 1 & 8 \\ 1 & 2 & 8 & 1 \\ 3 & 7 & 5 & 1 \end{vmatrix} \end{matrix}$$

P=Preço
S=Sabor
E=Embalagem
T=Teor de Nicotina

$$S^1 = \begin{bmatrix} 10.86 & \\ 8.12 & 6.16 \end{bmatrix}$$

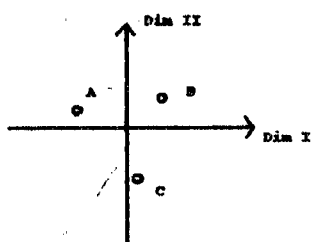
Sujeito O₂

$$Z = \begin{matrix} & P & S & E & T \\ \begin{matrix} A \\ B \\ C \end{matrix} & \begin{vmatrix} 5 & 4 & 5 & 5 \\ 7 & 1 & 2 & 3 \\ 1 & 5 & 1 & 6 \end{vmatrix} \end{matrix}$$

$$S^2 = \begin{bmatrix} 5.09 & \\ 5.83 & 7.87 \end{bmatrix}$$

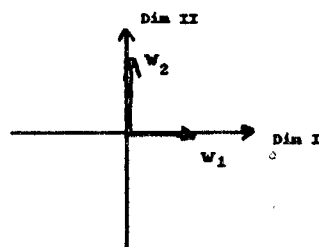
Espaço dos Objetos

	Coordenadas X	
	Dim I	Dim II
A	-0.75	0.09
B	0.65	0.65
C	0.10	-0.74



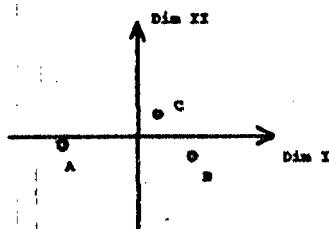
Espaço dos Ponderadores

	Coordenadas W	
	Dim I	Dim II
Suj. 1	0.99	-0.01
Suj. 2	0.09	0.99



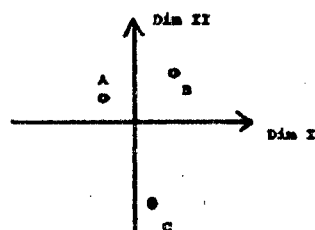
Espaço Individual - Suj. 1

	Coordenadas X	
	Dim I	Dim II
A	-0.75	-0.01
B	0.65	-0.07
C	0.10	0.09



Espaço Individual - Suj. 2

	Coordenadas X	
	Dim I	Dim II
A	-0.23	0.09
B	0.20	0.65
C	0.09	-0.74



É perceptível no exemplo anterior que a diferença entre os sujeitos está no alongamento ou encurtamento das dimensões.

Introduziremos a seguir dois dos principais algoritmos de EMD a 3 Fatores.

3.3 INDSCAL

Proposto e elaborado por Carroll e Chang na década de 70, o INDSCAL utiliza-se, para a análise de dados, de um método chamado decomposição canônica para tabelas de N-fatores. As matrizes de parecimento são transformadas em produtos escalares, sendo estes utilizados no processo de convergência (ver Apêndice A). Utiliza-se como critério de convergência uma medida de ajuste chamada, segundo Carroll, STRAIN.

O STRAIN é definido em termos dos produtos escalares computados a partir dos dados. Portanto, o INDSCAL não otimiza o ajuste entre o modelo Euclideano ponderado e os dados, mas sim trata do ajuste entre o modelo e uma transformação destes dados. (Levy, 1981, p.88/89)

O processo de convergência é iterativo (mesmo princípio descrito em 3.2) até que não ocorram mais melhorias de ajustamento. O STRAIN é dado por uma generalização do f-STRESS, dada por:

$$\text{STRAIN} = \sum \left[\frac{\sum \sum (B_{jk}^{(j)} - B_{jk}^{(i)})^2}{\sum \sum (B_{jk}^{(i)})} \right]^{1/2}$$

O algoritmo apresenta em sua saída de dados duas matrizes importantes para a análise da solução, chamadas de MATRIZ 1 e MATRIZ 2.

A diagonal principal da MATRIZ 1 representa o quanto cada dimensão é responsável pela variância explicada. A divisão destes valores pelo número de indivíduos revela a importância relativa de

ada dimensão.

O somatório da diagonal principal dividido pelo número de indivíduos deve ser próximo do valor de R^2 computado pelo algoritmo.

Na MATRIZ 2, os valores fora da diagonal principal mostram o grau de correlação entre as dimensões. Pequenos valores indicam ortogonalidade, enquanto altos representam associação entre as dimensões.

3.4 ALSCAL

Elaborado por Young, De Leeuw e Takane (1977), se aplica a matrizes: (a) com observações perdidas (respondente não respondeu; erro de compilação da pesquisa, etc...), (b) que estejam definidos em qualquer nível de mensuração (normal, ordinal, intervalar e racional), (c) que sejam discretos ou contínuos e que sejam simétricos. Também realiza EMD a 2 Fatores. (Levy, 1981, p.98)

A vantagem do ALSCAL sobre o INDSCAL é justamente o relaxamento das restrições relativas aos itens mencionados acima, conferindo-lhe mais flexibilidade e robustez que o segundo.

Genericamente busca atender a dois objetivos: (i) as observações devem se ajustar o máximo possível ao modelo segundo um critério de mínimos quadrados, (ii) as suas características de mensuração devem ser mantidas (Levy, 1981, p.97).

A medida de ajuste deste algoritmo foi batizada de SSTRESS e é dada por:

$$SSTRESS = \sum \sum (d^{*ij} - d^{ij})^2$$

onde d^* é uma transformação das observações originais.

Para maiores detalhes ver Levy (1981) e Schiffman (1981).

A seguir apresentaremos um exemplo mercadológico de EMD Ponde-

ado.

5 EXEMPLO

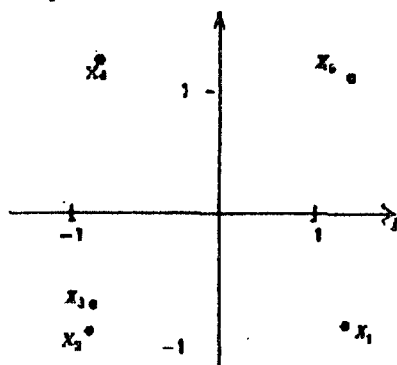
Extraímos um exemplo de Dillon e Goldstein (1984) sobre
pareceres entre jornais. Quatro sujeitos foram entrevistados.

algoritmo utilizado foi o INDSCAL e os resultados foram:

(A) Matriz de Parecência: Suj.1 (abaixo da diagonal) e Suj.2 (acima)

	Boston Herald	New York Daily News	New York Post	New York Times	Boston Globe
Boston Herald	—	6	4	3	2
New York Daily News	1	—	1	2	7
New York Post	2	2	—	3	6
New York Times	6	7	5	—	7
Boston Globe	5	5	4	3	—

(B) Espaço de Objetos

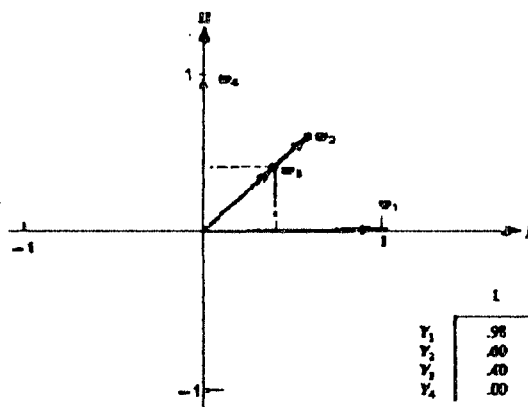


Coordenadas	
1	2
X_1	1.21
X_2	-0.85
X_3	-0.80
X_4	-0.80
X_5	1.24

Matriz de Distância

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
X_1	—				
X_2	2.06	—			
X_3	2.01	0.26	—		
X_4	2.91	2.23	2.00	—	
X_5	1.93	2.84	2.74	2.04	—

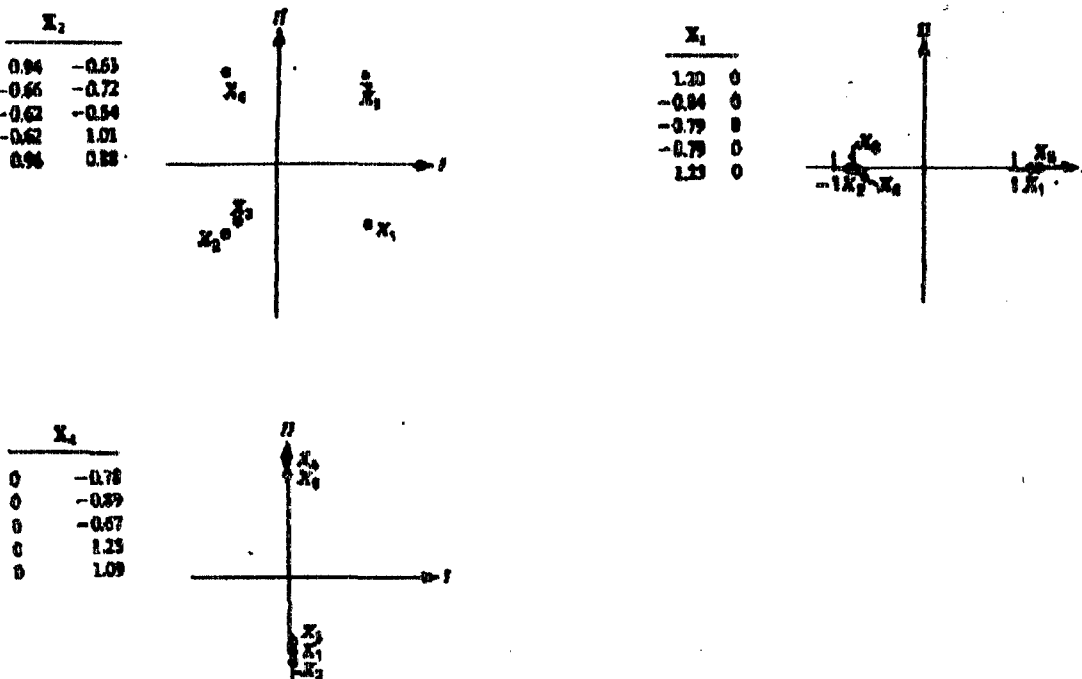
(C) Espaço de Ponderadores



	1	2	Compr.
w_1	.98	.70	.98
w_2	.60	.80	.83
w_3	.40	.60	.57
w_4	.00	.72	.92

Continuação

(D) Espaços Individuais



Este exemplo seguiu exatamente os mesmos passos apresentados para o exemplo de marcas de cigarros, demonstrando, novamente que os espaços individuais são derivados das coordenadas do espaço de objetos aplicando-se a elas os ponderadores para cada sujeito. Fica evidente que as diferentes configurações para cada sujeito são resultado de alongamentos ou encurtamentos dos eixos das dimensões.

Capítulo IV

MODELOS DE PREFERÊNCIA E PROPRIEDADE

4.1- Introdução

Retomemos nosso exemplo de cigarros para o sujeito O_1 :

Prancha 4.1

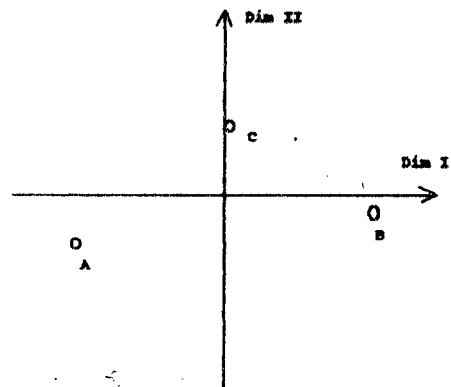
Espaço Individual - O_1

$$Z = \begin{bmatrix} P & S & K & T \\ 3 & 6 & 1 & 8 \\ 1 & 2 & 8 & 1 \\ 3 & 7 & 5 & 1 \end{bmatrix}$$

$$S = \begin{bmatrix} 10.86 & \\ 8.12 & 6.16 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 2.28 & \\ 1.44 & 1.32 \end{bmatrix}$$

Coordenadas X		
	Dim I	Dim II
A	-1.164	-0.260
B	1.112	-0.260
C	0.051	0.520



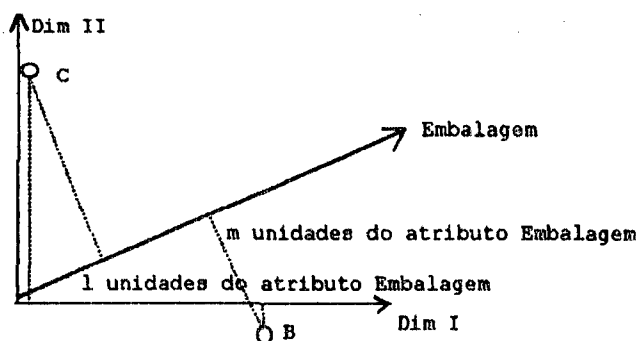
Até o momento vimos que as distâncias entre os pontos mapeados revelam suas parecenças (similaridades ou dissimilaridades). Agora, com base na configuração para o sujeito O_1 , somos capazes de responder à seguintes perguntas: Qual é a ordenação de preferência das marcas ($A > B$, ou A é mais preferida que B) com base atributos indicados? Qual é a combinação de características (atributos) mais desejada?

Os modelos de preferência e propriedade (entendida como atributos, e que utilizaremos intercambiavelmente) vem tentar resolver este problema.

Segundo Green e Rao (1972) "referimo-nos ao desenvolvimento de configurações de espaços conjuntos, de pontos relativos a objetos e de pontos (vetores) relativos a pessoas, somente a partir de dados de preferência ou de outros tipos de dados de dominância (p.e., mais im-

portante do que...; mais forte dentre quem...., etc...- meu comentário)" (Green,Rao;1980 p.78). Explica-se tal afirmação uma vez que as coordenadas dos objetos são resultado de combinações de intensidades do atributo presente em cada dimensão. A relação entre os pontos revela uma ordenação de intensidades de atributos, ou melhor, uma ordenação de preferências pelos objetos baseada no que cada um contém dos atributos.Ver Quadro 4.1

Quadro 4.1



4.2. - Modelos

Segundo Schiffman, há três modelos distintos através dos quais pode-se chegar a ordenações de objetos: (i) preferência, (ii) propriedade ou atributo e (iii) estatística direcional.

"Para se conduzir uma análise de preferência é necessário que os sujeitos classifiquem as preferências entre os objetos(no caso de O_1 , ele deveria fornecer a ordenação de preferência - minha nota).

Para uma análise de atributo faz-se necessária a obtenção de algum tipo de informação sobre os atributos de cada objeto (o que temos descrito na prancha 4.1 - minha nota).

Finalmente, para utilizar-se estatística direcional necessita-se de informações adicionais sobre os sujeitos". (Schiffman,1981,pp. 253/254)

4.2.1 - Modelo de Preferência

Os modelos de preferência tentam determinar o conjunto de características mais desejadas para um conjunto de objetos, seja ao nível individual ou coletivo.

Uma vez que as preferências individuais variam grandemente, é importante desenvolver-se análises de preferência ao nível individual (reduzir a perda de informações individuais provenientes de análises agregadas). Segundo Schiffman, análises de preferências média (medidas agregadas para um grupo) são raramente informativas. (Schiffman, 1981, p.254)

O que os modelos de preferência realizam é o ajuste das ordenações de preferências (previamente fornecidas pelo indivíduo) à configuração dos objetos.

4.2.2 Modelos de Propriedade

Os modelos de propriedade tentam determinar o conjunto de atributos dos objetos que foram relevantes durante o processo de julgamento dos estímulos.

Modelos de propriedade indicam quando um atributo não é utilizado (ou não se encontra no conjunto de atributos utilizados), mas não são capazes de informar se um atributo específico foi utilizado. Somente podem identificar os atributos que foram utilizados nos julgamentos dos estímulos. (Schiffman, 1981, p.254)

Os modelos de estatística direcional não serão abordados em função de fugirem do escopo deste capítulo. Para detalhes ver Schiffman (1981)

4.3 - Princípios Gerais

As duas hipóteses básicas aos modelos de preferência e de atributos são:

a) Quanto mais (atributo - minha nota), melhor: modelo vetorial

Exemplo: Ao sujeito O₁ é solicitado que ordene as marcas de cigarros pelo seu sabor (de muito sabor a nenhum sabor). Durante o experimento são apresentadas marcas de sabor intermediário - os extremos não são submetidos a avaliação -, sendo que nenhum sabor é do gosto do sujeito. Se espera que ele avalie as marcas segundo um modelo de preferência onde "quanto mais melhor". Neste caso o modelo vetorial é mais adequado.

b) Alguma quantidade (de atributo - minha nota) é ideal: modelo do ponto ideal (Schiffman, 1981, p.255)

Já no caso contrário, onde os extremos são submetidos a avaliação, e o sujeito prefere as intensidades intermediárias, é de se esperar que ele avalie segundo uma perspectiva de composição de intensidades ("alguma quantidade"). Aqui seria aplicado o modelo de ponto-ideal.

Qualquer que seja o modelo utilizado é vital que o espaço de objetos contenha dimensões que representem os atributos.

Tentaremos desenvolver os conceitos de ambos os modelos antes da introdução matemática a eles, que se encontra no Apêndice A.

4.4- O Modelo Vetorial

4.4.1 Métrico

Este modelo busca encontrar uma direção no espaço de objetos, que corresponda a crescentes aumentos na quantidade do atributo (preferência ou propriedade) em questão. (Schiffman, 1981, p.256)

O modelo pressupõe que o espaço de objetos já foi previamente determinado por algum programa de EMD; somente a direção (do vetor de atributo) é que será determinada. (Schiffman, 1981, p.256)

Considere duas situações, uma para um único sujeito e outra para

vários sujeitos.

Iniciemos pelo único sujeito a partir do nosso exemplo dos cigarros.

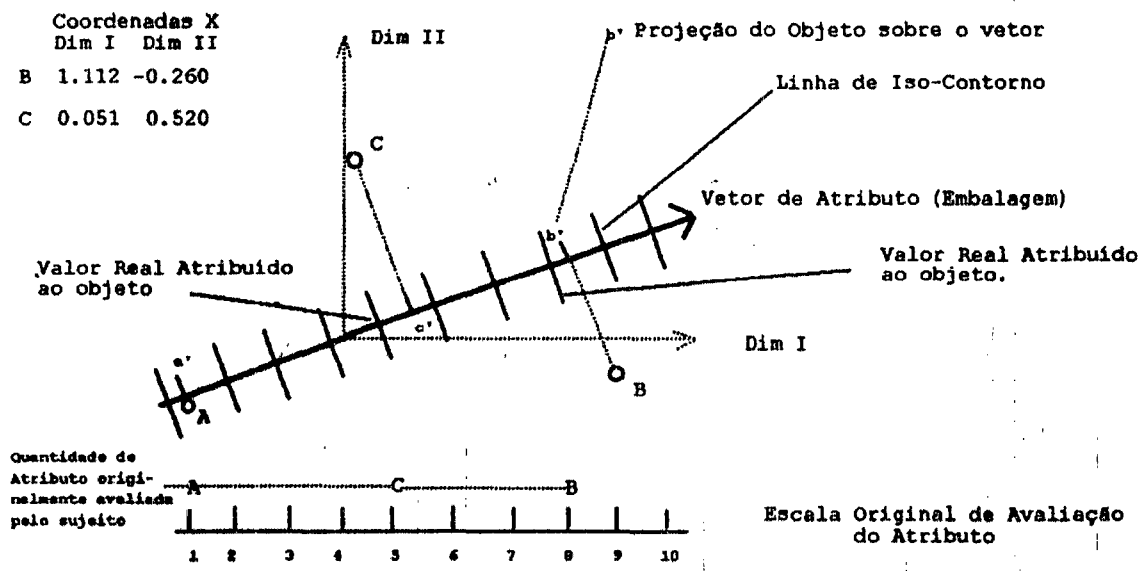
Solicitou-se a um sujeito que avaliasse 3 marcas de cigarros de acordo com quatro atributos, a saber: sabor, preço, embalagem e teor de nicotina. A avaliação seria com base em uma escala de 10 notas (crescente em valor, ou seja, 1 é a pior nota e 10 a melhor), que estimaria a intensidade daquele atributo contida em cada marca.

Os resultados estão na prancha 4.1.

Agora desejamos saber qual é a ordenação de preferência destas marcas, tendo em mente que o sujeito enquadra-se na categoria de "quanto mais melhor" e as marcas avaliadas não possuem nenhum atributo em excesso. Neste caso, o modelo mais adequado, como já foi dito anteriormente, é o vetorial.

Aplicado este modelo ao conjunto de dados, gerou-se uma possível configuração.

QUADRO 4.2.



O vetor atributo é a linha através do espaço conjunto sobre a

qual a projeção dos objetos corresponde, o mais próximo possível, à quantidade do atributo que este (objeto) possui (Schiffman, 1981, p.256). As projeções de cada objeto sobre o vetor representa uma estimativa, a partir da configuração dos objetos gerada pelo EMD, da quantidade do atributo utilizada no processo de julgamento de parença. (Schiffman, 1981, p.257)

Como pode se notar, existe uma diferença entre as projeções dos objetos e suas representações reais. Esta discrepância é resultante do processo de ajuste dos pontos no espaço.

As linhas de iso-atributos representam as escalas utilizadas, novamente em nosso caso, de 1 a 10. Sua característica é que todos os pontos que se encontrem ao longo dela se projetam sobre a mesma posição do vetor de atributo.

A correlação entre o vetor atributo e as coordenadas do espaço conjunto revelam o quanto este vetor está relacionado a este espaço (ver capítulo 1). As projeções dos objetos sobre ele tendem a coincidir com as avaliações originais.

Carroll (in Shepard, 1972, pp.115,116) sugere que o vetor atributo é uma representação do indivíduo ordenar preferências: "Uma forma de interpretar os vetores é em termos da importância relativa das dimensões em relação aos julgamentos de preferência. O cosseno que o vetor forma com a coordenada mede diretamente esta importância relativa. No caso do modelo vetorial, estas importâncias agem como coeficientes numa combinação linear de dimensões (como veremos no Apêndice A)".

É importante mencionar que o modelo vetorial é resultado de uma análise de regressão múltipla entre as coordenadas dos pontos e os atributos avaliados. (Schiffman, 1981, p.257)

A interpretação do Quadro 4.2 é que o sujeito prefere os objetos que possuam mais daquela característica, por exemplo, B é mais prefe-

rido do que A que é mais preferido do que C. A intensidade de preferência é dada pelos valores das projeções sobre o vetor atributo.

Agora vejamos o mesmo caso, expandido para dois sujeitos:

Prancha 4.2

Espaço Conjunto - Suj. 1 e 2

Matrizes de Parecença

$$s_1 = \begin{bmatrix} 10.86 & 6.12 \\ 6.12 & 6.16 \end{bmatrix}$$

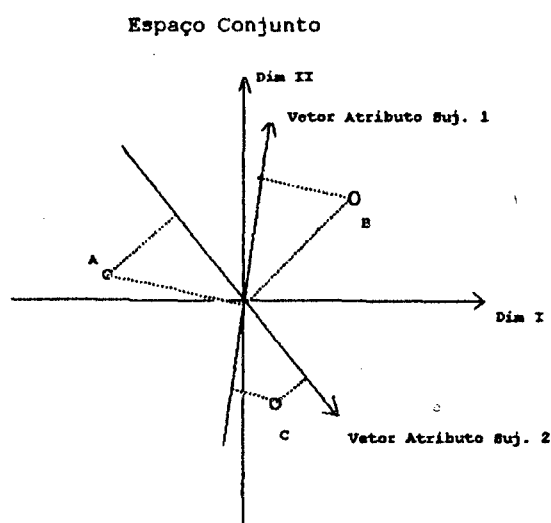
$$s_2 = \begin{bmatrix} 5.10 & 7.87 \\ 5.03 & 7.87 \end{bmatrix}$$

Coordenadas X

	Dim I	Dim II
A	-.75	.09
B	.65	.66
C	.10	-.75

Co-senos Direcionais

	Dim I	Dim II
Vetor Atributo Suj.1:	.1215	.9926
Vetor Atributo Suj.2:	.7098	-.7044



Algoritmos: INDSCAL e PREFMAP

Neste exemplo, em um espaço conjunto, representamos as direções de vetores relativos a atributos ideais para dois sujeitos diferentes. Dessa forma podemos perceber as diferenças individuais de formação de preferência. Todos os conceitos vistos até o momento se aplicam, assim passaremos diretamente à interpretação. O Suj. 1, prefere nesta ordem: B>A>C; já o Suj. 2 prefere: C>B>A.

4.4.1.1 - Ajuste do Modelo

O critério de "melhor ajuste" (tradução livre de "best fitting") é necessário no desenvolvimento do modelo vetorial uma vez que o procedimento utilizado para a determinação da direção do vetor atributo é o de regressão múltipla. Este procedimento encontra a direção do vetor atributo de tal forma que a correlação entre as projeções dos objetos e os valores dos atributos é a maior possível. Esta correlação corresponde ao coeficiente de correlação múltipla. (Schiffman, 1981, p.257)

As estatísticas de correlações múltiplas devem ser utilizadas com cautela em virtude da não independência entre os conjuntos associados.

4.4.2 - Não-Métrico

A versão não-métrica é apropriada quando o atributo é medido ao nível ordinal. O modelo é o mesmo da versão métrica (atributos medidos pelo menos ao nível intervalar), à exceção de que a escala de atributos é considerada elástica, permitindo que seja alongada em alguns lugares e encurtada em outros. Esta liberdade de alongamento/encurtamento torna-se útil na busca da melhor localização do vetor. (Schiffman, 1981, pp. 258/259)

Procedimentos utilizados para a adequação do modelo vetorial não-métrico ajustam os valores na escala dos atributos e simultaneamente determinam a direção do vetor de forma a que o coeficiente de correlação múltipla seja otimizado. A vantagem desta abordagem é a possibilidade de tratar o atributo como sendo ordinal. A desvantagem é a não aplicabilidade do teste de significância. Torna-se também, mais difícil determinar-se quão grande é a correlação, visto que a correlação ótima é frequentemente de .95 ou maior. (Schiffman, 1981,

p.259)

4.5 - O Modelo de Ponto Ideal

4.5.1 Métrico

O modelo de ponto ideal é utilizado para se encontrar um ponto, em um espaço de objetos, que possua a combinação ideal de atributos. (...) É o objeto (estímulo) hipotético que, se existisse, o sujeito o preferiria mais. (...) É o estímulo hipotético que, se existisse, conteria o montante máximo daqueles atributos. (Schiffman, 1981, p.259)

Uma vez que cada ponto em um espaço de objetos representa uma combinação única de características dos atributos, o ponto ideal representa a combinação ótima de características que um objeto poderia possuir para os atributos em questão. Outra combinação qualquer corresponde a um ponto que menos se aproxima do ótimo. (Schiffman, 1981, p.259)

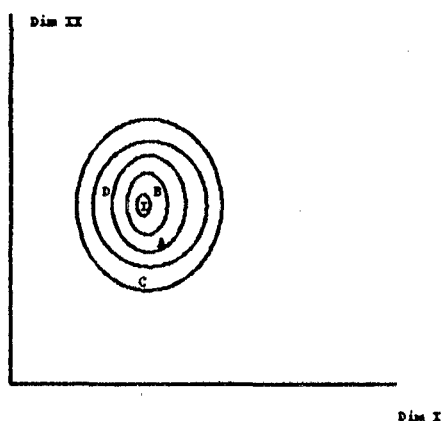
No modelo vetorial, determinou-se a direção de um vetor através do espaço onde houvesse quantidades crescentes do(s) atributo(s) ideal(is). No modelo de ponto ideal determina-se o ponto no espaço de objetos que represente o ótimo do atributo (s) (Schiffman, 1981, pp.259/260)

Uma vez que o ponto ideal é o ponto no qual o valor associado ao atributo alcança o seu máximo, a quantidade deste atributo decai em todas as direções a partir do ponto (Schiffman, 1981, p.260), significando que o modelo possui (diferente do modelo vetorial - meu comentário) contornos de iso-atributos. (Schiffman, 1981, p.260)

Estas são basicamente as diferenças entre os modelos vetorial e de ponto ideal. No mais, os conceitos apresentados anteriormente se aplicam.

A interpretação das quantidades de atributo é que são distintas entre os dois modelos. Diferentemente do vetorial, as preferências não crescem unidirecionalmente e infinitamente. Ao contrário, crescem de todas as direções ao ponto-ideal e decrescem dele em todas as direções. Não são mais as projeções que definem as quantidades de atributo, mas sim as posições dos objetos dentro das linhas de isocontorno. O Quadro 4.3 demonstra esta diferença.

Quadro 4.3



A ordenação neste caso é, a partir do ponto-ideal I: $B > A > D > C$.

A distância entre o ponto ideal e o ponto de estímulo é a melhor estimativa do modelo de ponto ideal do montante de cada atributo contido em cada estímulo. Este aspecto do modelo corresponde à da projeção de objetos do modelo vetorial. (Schiffman, 1981, p.260)

4.5.1.1 - Ajuste do Modelo

O procedimento utilizado para localizar o ponto-ideal é um tipo especial de regressão múltipla proposta por Carroll e utilizada em regressão de superfície de resposta por Cochran e Cox. Este procedimento correlaciona os valores dos atributos às coordenadas de objetos e à uma variável fictícia construída a partir da soma dos

quadrados das coordenada para cada ponto. Carroll provou que este procedimento encontra o ponto que maximiza a correlação dos valores dos atributos e o quadrado das distâncias entre os pontos ideal e de objetos.

Uma baixa correlação significa que o atributo não é fortemente relacionado à solução encontrada, o contrário é o significado de uma alta correlação. Os testes de significância, por sua vez são ainda menos apropriados do que no modelo vetorial, uma vez que existe agora uma dependência entre as variáveis e as observações. (Schiffman, 1981, p.261)

O modelo vetorial tende a coincidir com o do ponto ideal quando o ponto ideal é deslocado das proximidades dos objetos em direção da extremidade do vetor. Os dois modelos são equivalentes quando o ponto ideal é localizado no infinito. (Schiffman, 1981, p.262)

O modelo de ponto-ideal é um caso especial do mais genérico vetorial.

Algebricamente isso é explicado pela relação entre os dois modelos: o modelo vetorial executa uma regressão múltipla entre os valores de atributos e várias dimensões do espaço de objetos. O modelo de ponto ideal compreende a mesma regressão exceto que inclui uma variável fictícia da soma dos quadrados juntamente às dimensões (Carroll provou que esta variável maximiza o coeficiente de correlação - ver Schiffman, 1981, p.261).

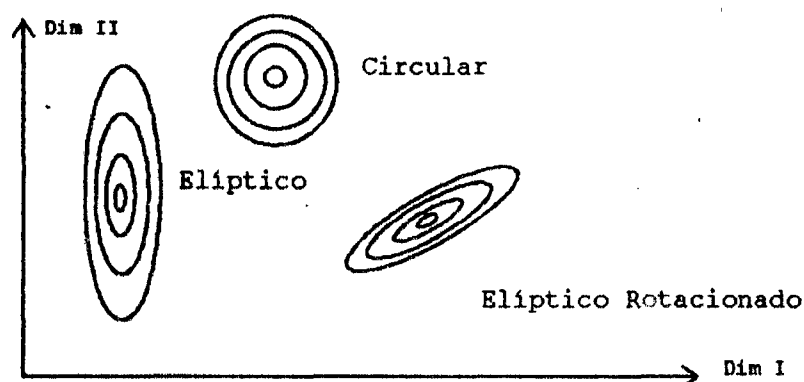
Uma vez que o modelo de ponto ideal utiliza precisamente a mesma informação na regressão exceto pela variável fictícia adicional, os dois modelos tornam-se o mesmo quando o ponderador para a variável fictícia é zero. (Schiffman, 1981, p.262).

Carroll sugere um teste de significância para verificar se a variável fictícia é responsável por uma variância adicional além daquela imputada às dimensões. Ele sugere que se sim, então o modelo de

ponto ideal é apropriado; ao contrário aplica-se o modelo vetorial. (Schiffman, 1981, p. 262)

Finalmente, Carroll (1974) sugere duas variantes no modelo de ponto ideal. Uma delas possui contornos de iso-atributos elípticos ao invés de circulares, com os eixos das elipses sendo paralelos aos das dimensões do espaço. A outra também possui contornos elípticos, mas os eixos da elipse estão rotacionados da posição de paralelismo às dimensões. (Schiffman, 1981, p. 263)

QUADRO 4.4



O modelo elíptico implica que as dimensões do espaço contribuem para o fortalecimento do atributo em questão, mas não são iguais em impacto. O eixo mais longo corresponde à dimensão menos importante, uma vez que exige grandes variações nesta dimensão para produzir uma dada mudança na força do atributo. Já o menor eixo é o mais importante, visto que pequenas alterações nesta dimensão produzem grandes alterações na força do atributo.

O modelo elíptico rotacionado implica em que muitas características não contribuem igualmente e que elas não correspondem diretamente às dimensões do espaço de objetos. (Schiffman, 1981, p. 263, 264)

Carroll propõe um procedimento especial regressão múltipla para o ajustamento de cada um dos modelos. Decorre que o modelo cir-

cular é um caso especial do modelo elíptico e que este é um caso especial do modelo elíptico rotacionado. Cada vez que modelos mais gerais envolvem variáveis utilizadas nos menos gerais mais são as variáveis fictícias. Portanto, Carroll sugere testes de significância para verificação da contribuição na variância total que modelos mais gerais trazem. (Schiffman, 1981 ,p.263/264)

4.5.2 - Não-Métrico

Não há necessidade de maior aprofundamento na versão não-métrica deste modelo, uma vez que esta apenas combina modelos já conhecidos: não-métrico e de ponto ideal.

A diferença relevante entre o modelo de ponto ideal métrico e o não-métrico é que os iso-contornos não são mais equidistantes. É exatamente a mesma relação entre o modelo vetorial métrico e não-métrico. (Schiffman, 1981, p.261)

4.6 - Pontos ou Vetores Negativos

Supos-se até o momento que os modelos geram resultados positivos (no primeiro ou segundo quadrante), contudo existe a possibilidade de negatividade (Carroll, 1974, p.121). Neste caso, um ponderador negativo significa que existe um valor minimamente preferido na dada dimensão. Isto gera um ponto de sela na superfície de preferência, significando um ponto ótimo para algumas dimensões e péssimo para outras.

Capítulo V

PARTICIPAÇÃO DE MERCADO - SEU CONCEITO E IMPORTÂNCIA

.1 - Introdução

Antes de iniciarmos diretamente a discussão do conceito e importância da participação de mercado como instrumento de planejamento estratégico, cabe estabelecer alguns conceitos.

.1.1. Demanda de Mercado

Partiremos do conceito de demanda de mercado.

Para Kotler (1984), demanda de mercado para um produto é o volume total que seria comprado por um grupo definido de consumidores, numa área geográfica definida, por um período de tempo definido, num ambiente de marketing definido, sob um programa de marketing definido. Vale menção à necessidade de se definir o que é o produto e em que classe de produto ele se insere. Por exemplo: um novo extrato de tomates dentro da classe de produto extrato de tomates (Rojo, 1984). Também relevante é o entendimento do que é o ambiente de marketing (Kotler, 1984), ou os fatores não controláveis pela empresa e que afetam a demanda, como por exemplo variáveis sociais, econômicas, etc.. Programa de marketing, por outro lado, constitui-se das variáveis controláveis pela empresa e que afetam a demanda por seus produtos, tais como preço, melhoria de produtos, etc. (Kotler, 1984).

Estas variáveis compõem o chamado composto mercadológico, que vem a ser o conjunto de ferramentas a que a empresa lança mão para atingir os seus objetivos mercadológicos em um mercado alvo.

1.2 Potencial de Mercado

Deve-se diferenciar demanda de mercado de potencial de mercado, sendo este último (Kotler, 1984) o limite para o qual tende a demanda de mercado, para um dado ambiente, quando os dispêndios de marketing da empresa tendem para o infinito. Posto isto, podemos definir participação de mercado como sendo (Kotler, 1984) a proporção entre os esforços de marketing relativos dos componentes de uma empresa. O esforço de marketing é uma função entre o composto mercadológico, despesas e alocações orçamentárias de marketing. Assim, a definição de Kotler leva em conta as eficiências e elasticidades relativas dos componentes mercadológicos dos diversos concorrentes de uma indústria.

A definição acima possui um rigor técnico bastante elevado, no entanto, contudo, algumas limitações à sua aplicação operacional visto que, normalmente, as informações sobre os esforços mercadológico das empresas são de difícil acesso. De outra forma, é tarefa muito difícil para uma empresa determinar ou criar uma forma de obtenção de informações completas e confiáveis sobre as despesas e alocações orçamentárias de marketing de todas as suas concorrentes (diretas e indiretas) e assim determinar sua participação relativa de mercado.

Para fim deste estudo, trabalhar-se-á o conceito de participação de mercado como sendo uma relação entre o volume de vendas da empresa e o volume de vendas realizadas por todos os vendedores em um mercado ou negócio específicos (Ferrell, 1989; Kotler & Ferrell, 1987). A participação de mercado pode ser medida também em unidades; contudo, como a maior parte das empresas vende mais de um produto, os valores monetários são mais convenientes para análise.

Assumimos que a participação de mercado de uma empresa é resultante da eficiência relativa de seu esforço mercadológico. Preferimos optar, contudo, por uma forma indireta de avaliação desta relação.

2. Definição de Negócio

Como pode ser verificado, a correta avaliação da participação de mercado depende da definição precisa do negócio em que se atua, dos seus limites e de seus componentes concorrenciais.

Abell e Hammond (1979) afirmam que "a definição de negócio é o primeiro passo no planejamento estratégico de marketing por dois grandes motivos. Primeiro, a definição de negócio é uma decisão criativa por si mesma que pode afetar fundamentalmente a saúde de um negócio. Algumas definições de negócio são superiores a outras, ou porque elas melhor satisfazem as necessidades dos consumidores, e/ou porque elas conduzem a custos competitivamente menores, e/ou porque ajustam perfeitamente à distinta competência da empresa, e/ou porque elas isolam o negócio da concorrência. Segundo a definição de negócio e sua segmentação logicamente precedem todas as outras decisões estratégicas". Um negócio, para ser bem definido, precisa da determinação de sua amplitude, segmentação e diferenciação.

Abell (1979) sugere duas formas para definição de negócio: ou por mercado atendido ou em termos de produtos e serviços de que o negócio é composto. O mercado atendido é uma definição do ponto de vista da demanda, enquanto que por produto é do lado da oferta.

Ambas as definições implicam em três dimensões:

- a) o grupo de consumidores, ou quem se está atendendo
- b) o grupo de funções do consumidor, ou que necessidade está sendo atendida
- c) tecnológica, ou como as funções do consumidor estão sendo atendidas.

Estas três dimensões, consideradas conjuntamente, englobam tanto o conceito de mercado atendido quanto o de produto/serviço; contudo, podem ir além, estabelecendo o conceito de estratégia de mercado/produto (Abell, 1979). Este conceito é fundamental para a determinação da amplitude e segmentação/diferenciação de negócio (Abell, 1979).

A amplitude define a extensão com que um negócio participa em cada uma das três dimensões, enquanto que a segmentação/diferenciação define de que maneira um negócio participa ao longo de cada uma das três dimensões (Abell, 1979).

Também Abell procura definir um negócio como: horizontalizado (definido apenas pelas três dimensões) e verticalizado (integração para trás e/ou para frente dentro da cadeia produtiva/comercial do negócio).

A concorrência, por sua vez, pode ou não definir seus negócios de forma semelhante à definição de negócio adotada pela empresa.

"Quando definições similares são utilizadas, a avaliação da participação de mercado é direta; quando elas são diferentes, várias interpretações são possíveis. No primeiro caso, o mercado total possui a mesma definição de limites que as dos mercados/produtos dos concorrentes neste mercado. A participação de mercado é então medida simplesmente pela proporção de vendas que cada concorrente possui

este mercado. No caso de definições diferentes, o mercado "total" não possui sentido claro, dado que os concorrentes diferem em suas definições de produtos e mercados atendidos. A soma das participações não necessariamente resulta em 100%." (Abell, 1979)

Por fim, Abell e Hammond declaram não haver regras definidas para definição de um negócio. Sugerem, contudo, duas alternativas. A primeira é a de Levitt (1975), que afirma que um negócio deve ser definido de forma ampla com base na função que se está desempenhando. A segunda é a sugerida por Mack Hanan (Levitt, 1975), onde os clientes devem ser a base para a definição do negócio e que o crescimento deve ocorrer perguntando-se: "Quais outras necessidades do consumidor nós conhecemos tão bem que possamos atendê-las lucrativamente?".

Esta última definição nos é particularmente interessante uma vez que a premissa da qual se partirá para o desenvolvimento do modelo centra-se no consumidor, enquanto elemento necessário para que qualquer negócio prospere.

Alternativamente, Rojo (1984) sugere que a elasticidade cruzada da demanda seja utilizada como instrumento para definição de produtos substitutos e complementares, auxiliando desta forma na delimitação de classe de produto e, conseqüentemente, mercados. Acredita que este instrumento é capaz de apreender a percepção do consumidor tanto em relação a aspectos físicos quanto a necessidades atendidas pelos produtos. Apesar deste aspecto positivo, o próprio Prof. Rojo indica as dificuldades práticas de aplicação deste conceito, principalmente ao que se refere à incapacidade do índice em fornecer o grau de substitutibilidade e complementaridade entre os produtos. Também, através de Ferguson (1981), percebe-se que a premissa para o cálculo da elasticidade cruzada da demanda baseia-se em variações de preços entre pares de produtos, mantidas as demais variáveis constantes (princípio do *coeteris paribus*). Isto, dentro de

em ambiente de marketing, sob um programa de marketing definido, parece um tanto quanto irrealista, uma vez que é a combinação das variáveis de marketing que nos permite influenciar a demanda. Por conseguinte, avaliar a substitutibilidade e complementaridade de produtos através da elasticidade cruzada é reduzir e simplificar excessivamente as atividades mercadológicas.

O método descrito por Abell e Hammond (1979) parece ser o mais adequado para o propósito deste trabalho, visto que inclui as dimensões de consumidores, de funções e de tecnologia, permitindo a flexibilidade necessária para a definição do mercado sob análise e de seus limites.

3.3 Papel Estratégico

Já se definiu o que é e como se mede a participação de mercado. Para maior aprofundamento, referir a Green, 1970 e Aaker & Day, 1986. Afinal, para que serve a participação de mercado.

Rojo (1984) expõe: "...dessa forma, a utilidade do conceito de Fatia de Mercado tem crescido muito, pois mostra-se de extrema eficiência para refletir o posicionamento de cada empresa ou produto em relação aos concorrentes e à demanda da classe da qual faz parte."

Rojo (1984, p.2) também faz referência a Newman "(sobre a)... importância do acompanhamento da Fatia de Mercado, pois, permite a determinação de sua posição competitiva e identificação de seus pontos fortes e fracos, formando a base para decisões estratégicas e sendo um poderoso instrumento no planejamento das atividades futuras...". Ainda em (1984;pg.3) Rojo faz-se referência a Mattheus: "...servindo de instrumento de medida de eficiência da comercialização de um produto".

Abell e Hammond (1979) indicam duas grandes formas pelas quais a participação do mercado pode ser utilizada: como uma referência de desempenho de mercado e como um indicador da posição relativa de custo ou do poder relativo de mercado.

Os autores frisam que estas formas de avaliação são mais adequadas quando os participantes de um determinado negócio definem seus mercados de forma semelhante.

Também Buzzell et al. (1985). afirma que a participação de mercado ajuda a determinar o desempenho do negócio.

Assim, a participação de mercado ganha uma importância estratégica fundamental, ainda mais quando se tem em mente os resultados advindos do PIMS.

O PIMS (Profit Impact on Marketing Strategy) consite numa pesquisa de um painel de empresas conduzido pelo Marketing Science Institute e Harvard Business Review, desde 1971 e cujo objetivo é identificar e medir os principais determinantes do Retorno Sobre o Investimento (ROI). Sua Segunda Fase, completada em 1973, revelou 37 influências-chave sobre o lucro sendo uma das mais importantes a participação de mercado (Buzzell et al., 1975).

Em (Rojo, 1984) é mencionado: "Conforme Schoeffler (Schoeffler, S.R.D. Buzzell e D.F. Heany, Impact of Strategic Planning on Profit Performance, HBR, mar/abr., 1974), os resultados do PIMS indicaram que a Fatia de Mercado, a Intensidade de Investimento e a Qualidade do Produto eram determinantes importantes do Retorno Sobre o Investimento".

De acordo com Buzzell (1975), existem três possíveis explicações para a relação entre participação e ROI:

a) economias de escala: "A justificativa mais óbvia para a alta

taxa de retorno obtida por negócios com grande participação de mercado é que eles alcançaram economias de escala em compras, produção, marketing e outros componentes de custo. Um negócio com 40% de participação em um dado mercado é simplesmente o dobro de um com 20% no mesmo mercado, e ele se atermá, em um grau muito maior, a métodos de operações muito mais eficientes dentro de um tipo particular de tecnologia.

É interessante a discussão desta relação entre curva de experiência e participação/ROI, e para tanto sugerimos a leitura de Abernathy, W.J. e Wayne (1974);

b) poder de mercado: "Economistas envolvidos em estudos antitruste defendem que economias de escala são de relativa pouca importância na maioria das indústrias.

Estes economistas argumentam que, se os negócios de larga escala ganham maiores lucros que seus concorrentes menores, é resultado de seu poder de mercado: o seu tamanho lhes permite barganhar mais eficientemente, administrar preços e, por fim, determinar preços maiores para um produto determinado";

c) qualidade de gerenciamento: participação e ROI refletem um fator subjacente comum: a qualidade de gerenciamento.

De acordo com Buzzell (1985), a participação de mercado pode ser afetada por diferentes aspectos de estratégia competitiva, a qual envolve o composto mercadológico e a forma como a combinação de suas variáveis constitutivas influencia a escolha do consumidor. Os autores, tão logo perceberam que os modelos estatísticos de medição de participação de mercado estavam restritos às empresas, basearam seus estudos no banco de dados do PIMS avaliando então quatro elementos de estratégia competitiva, a saber:

1 - qualidade de produto

- 2 - novos produtos
- 3 - dispêndios em marketing
- 4 - preço

Os resultados revelaram que os elementos estratégicos envolvidos em ganhos de participação de mercado são:

- aumento de atividade em novos produtos
- aumento de qualidade relativa do produto
- aumento de dispêndios com forças de venda, propaganda e promoção de vendas, relativamente à taxa de crescimento do mercado.

Não encontraram relação entre alteração de participação e nível de preços relativos. A explicação encontrada para este fato é a de que o PIMS, em geral, lida com mercados maduros onde tecnologia e práticas mercadológicas estão adequadamente estabelecidas; assim sendo, crescimento de participação de mercado via corte de preços não parece ser eficiente.

Adicionalmente, existe a possibilidade de retaliação de preços antes que vantagens competitivas duradouras tenham sido alcançadas. Por fim, as análises demonstraram que a alteração de participação de mercado depende da posição competitiva da unidade estratégica em seu mercado. Está relacionada à participação de mercado e à classificação relativa de participação de mercado.

De acordo com Hulbert (1977), uma vez que a participação de mercado está tão fortemente relacionada à lucratividade, um assunto estratégico chave para a alta gerência é o estabelecimento de um objetivo de participação de mercado. Este objetivo está relacionado à taxa de retorno, que pode ser orçada para o curto e longo prazos, bem como as necessidades de capital e fluxo de caixa. De acordo com

Mulbert (1977): "Em particular o trabalho do BCG (Boston Consulting Group), os resultados do PIMS e a variedade de outras fontes tem accentuado a importância do papel dos objetivos de participação de mercado na estratégia de marketing, coincidentemente enfatizando a necessidade de conhecimento do tamanho do mercado e de sua taxa de crescimento e, portanto, da importância de boas previsões de vendas. Bloom (1975) reproduz uma afirmação do BCG, onde diz que empresas, com uma forte curva de aprendizado, buscam a maximização da participação, ao invés da atual maximização de lucro.

De acordo com Buzzell (1985), existe um nível crítico de participação de mercado onde empresas que estejam acima dele tendem a perdê-la e as que estão abaixo a ganhá-la. Para Bloom (1975), uma companhia atingiu sua participação de mercado ótima para um dado produto/mercado, quando uma mudança de participação em qualquer direção poderia alterar a lucratividade ou risco de longo prazo da companhia, ou ambos.

Bloom (1975) aponta os passos para a determinação da participação de mercado ótima:

- 1 - estimar a relação entre participação de mercado e lucratividade

- 2 - estimar o montante de risco associado a cada nível de participação, lembrando que este risco advém do fato da empresa, por ser líder, torna-se alvo de concorrentes atuais e potenciais, agências governamentais e organizações de consumidores. Os riscos podem ser classificados ou pela forma como a empresa atingiu sua liderança (preços, patentes, etc.) ou pelos recursos disponíveis de outra parte.

- 3 - determinar o ponto no qual um aumento de participação de mercado não mais pode trazer lucro para compensar os riscos adicio-

nais aos quais a companhia deva se expor.

Com relação ao item 1 acima, podem ser fatores limitantes de crescimento de participação/lucratividade, a lealdade dos consumidores a outras marcas; as necessidades dos consumidores potenciais podem não ser economicamente viáveis de serem saciadas, bem como os custos extras envolvidos neste crescimento tais como: custos de relações públicas, lobbies etc....

É limitante do item 2 a vulnerabilidade a ataques de concorrentes da liderança. Por outro lado, o risco decai com o crescimento da participação, pois mais recursos podem ser carreados para pesquisa, treinamento etc..

5.4 Estratégias de Participação de Mercado

A discussão anterior coloca alguns pontos a serem discutidos dentro da empresa para a determinação de um nível ótimo de participação de mercado. A definição do objetivo de participação, segue o modo como será atingido este objetivo, ou de outra forma, a estratégia para a determinação e atingimento de participação de mercado.

Antes de efetuarmos o estudo das estratégias de participação de mercado, se faz necessário responder a três questões básicas sobre estas decisões (nível de participação de mercado), segundo Fruhan (1983):

a) possui a companhia recursos financeiros suficientes para vencer e, então, manter o nível de vendas representado pelo alvo de participação de mercado ou, se não, pode ter acesso a estes recursos a custos razoáveis?

b) na busca por participação de mercado, se a empresa for obstruída por variáveis externas, do tipo leis anti-truste, sua posição no mercado, quando do evento, será economicamente viável ou colocará

em risco a sua existência e continuidade?

c) as autoridades regulamentadoras permitirão à companhia alcançar seu objetivo através da estratégia escolhida?

As respostas a estas perguntas servirão de balisamento para a escolha da estratégia de participação de mercado mais adequada.

Hulbert (1977) distingue três diferentes estratégias para participação de mercado:

a) Estratégia de Construção. Esforços ativos para o incremento de participação de mercado através da introdução de novos produtos, programas de marketing adicionados etc.

b) Estratégias de Manutenção. Manutenção do nível atual de participação de mercado.

c) Estratégias de Desistência. Obter altos ganhos e fluxo de caixa no curto prazo, permitindo que a participação de mercado caia.

Bloom (1975) inclui uma estratégia adicional a estas, além de melhor detalhá-las. São elas:

1. Construção de Participação. Oportunidade de maior lucratividade com maior participação de mercado. Ao decidir por esta estratégia, a empresa deve avaliar se o mercado primário está crescendo, estável ou declinante. Também deve determinar se o seu produto é homogêneo ou altamente diferenciável. Os recursos da empresa são maiores ou menores em relação dos concorrentes? E, por fim, quantos e quais concorrentes existem?

Podem ser utilizadas quatro estratégias para aumento de participação:

- I - inovação de produto
- II - segmentação de mercado

III - inovação em distribuição

IV - inovação promocional

2. Manutenção de Participação. A empresa se encontra no ponto ótimo de participação e é aí que deve procurar se manter. As possíveis estratégias a serem utilizadas são: inovação de produto, fortalecimento do mercado e estratégia de confrontação (guerra de preços e promocional movida pela empresa de forma a inibir os concorrentes).

3. Redução de Participação de Mercado. A lucratividade e os riscos, associados ao nível corrente de participação, podem conduzir a empresa a decidir pela redução de sua participação de mercado. A empresa se encontrará em posição de poder reduzir, temporária ou permanentemente, a demanda de consumo de seus produtos (de marketing). São estratégias para este caso: aumento de preços, redução de investimentos em marketing, redução de serviços e redução de qualidade de produto.

4. Redução de Riscos. As companhias que concluem ser perigosa sua alta participação de mercado, podem desejar adotar estratégias de redução de risco ao invés de redução de participação. São elas: relações públicas, pacificação concorrencial, dependência, legislação, diversificação empresarial e resposta a demandas sociais.

As relações entre ROI e participação de mercado levam a crer que somente sobreviverão aquelas empresas que possuírem níveis de participação de mercado considerados altos (Woo & Cooper, 1985). Contudo, estudos revelaram que este princípio nem sempre é verdadeiro.

Hamermesh (1983) argumenta: "Apesar de, em geral, participação de mercado e retorno sobre investimentos andarem de mãos dadas, muitas das inferências que gerentes e consultores tem estabelecido a partir destes resultados são incorretas e enganosas. Uma das mais perigosas inferências estabelecidas a partir destas generalizações é a de que negócios com pequena participação de mercado enfrentam apenas duas alternativas estratégicas: lutar, para incrementar sua participação, ou retirar-se da indústria (entendida como o grupo de empresas que atuam no mercado. Existem inúmeros casos de comprovada rentabilidade de empresas com pequena participação de mercado."

Para uma discussão interessante sobre este assunto, leia "The Surprising Case For Low Market Share" (Woo & Cooper, 1985). Hamermesh (1983) encontrou quatro características comuns a empresas com baixa participação de mercado e alto desempenho em ROI:

a) cuidadosa segmentação de seus mercados. Para serem bem sucedidos, muitos negócios devem concorrer em um limitado número de segmentos dentro de sua indústria, devendo, portanto, serem escolhidos cuidadosamente

b) gastos eficientes e focados de seus limitados recursos de Pesquisa e Desenvolvimento

c) "pensar pequeno:" dar-se por satisfeito em permanecer pequeno. Muitas das empresas estudadas enfatizam o crescimento do lucro ao invés das vendas ou participação do mercado, e especialização ao invés de diversificação

d) um CEO (Chief Executive Officer), ou o equivalente na figura do presidente ou proprietário, onipresente: um comando empresarial dinâmico e enérgico.

O autor aponta ainda que, mesmo assim, as empresas com pequena

participação de mercado precisam superar sérios obstáculos tais como: pequenos orçamentos de pesquisa e desenvolvimento, pequenas economias de escala, restrições de distribuição e dificuldade em atrair capital e empregados qualificados.

Finaliza afirmando: "Em suma, nossas conclusões indicam que, numa divisão ou companhia independente, o primeiro objetivo da gerência deve ser o de obter o máximo retorno sobre o investimento, ao invés de atingir a mais alta participação de mercado possível".

5.5 Comentários

O que se viu até o momento não deixa dúvida quanto à importância da participação de mercado como instrumento de avaliação de desempenho da empresa em seu ambiente concorrencial e, portanto, como elemento chave do planejamento estratégico da mesma. Existem, contudo, alguns pontos que devem ser melhor explorados e esclarecidos. Por exemplo, a afirmação de que a empresa deve buscar maximizar o retorno sobre o investimento ao invés de atingir a mais alta participação, nos remete ao modelo de pensamento estratégico sugerido por Ansoff (1977) onde: o objetivo da empresa é um certo nível de ROI - o resto é decorrente -.

Se assim o for, deve então existir uma relação entre níveis de ROI's e participação de mercado. A questão é determinar o sentido da relação.

Por outro lado, nos vem à mente a questão do nível ótimo de participação de mercado e a aparente contradição de empresas com pequena participação e retornos excepcionais. A resposta para esta aparente contradição pode estar no modelo de definição de negócio proposto por Abell (1979). As empresas com pequena participação e re-

corpo adequado, normalmente trabalham em nichos; ou seja, a definição de seu negócio provavelmente deixou de ser homogênea em relação à indústria: assim, ela não é mais uma empresa com pequena participação mas sim líder em um segmento de valor relativo inferior ao da indústria que se está querendo utilizar como referência. Estas empresas não são "small share", mas sim líderes de um segmento de "low volume".

Quando Porter (1983) afirma que a essência da formulação estratégica é lidar com a concorrência, nos permitimos ir além e afirmar que a formulação estratégica é lidar com a concorrência pela manutenção ou crescimento do grupo de consumidores alvo, baseando-nos para tal no conceito de marketing que nos diz: a chave para a consecução dos objetivos organizacionais, consiste em determinar as necessidades e desejos dos mercados alvo e de remeter a satisfação esperada por eles de forma mais eficaz e eficiente que a da concorrência. (Kotler, 1984).

No próximo capítulo estaremos vendo um pouco mais de parcela de mercado, só que associada a preferência.

Capítulo VI

EMD - Aplicação

6.1 - Introdução

Verificaremos neste capítulo a aplicabilidade do EMD a duas categorias distintas de produtos (fraldas e absorventes higiênicos), conforme os objetivos abaixo:

- a) aplicar dois algoritmos distintos (INDSCAL e KYST) a três vias, introduzindo o ponto ideal através do PREFMAP;
- b) compararemos os resultados dos algoritmos entre si;
- c) confrontaremos estes resultados às participações relativas de mercado das marcas estudadas de forma a verificar se as ordenações de preferências apresentadas nos mapas correspondem às ordenações das participações de mercado.

O pacote de software a ser utilizado é o PC-MDS 5.0, desenvolvido pelo Dr. Scott M. Smith da Brigham Young University a partir dos algoritmos originalmente desenvolvidos para computadores de grande porte.

Desejaremos testar a aplicabilidade do método a diferentes categorias de produtos, assim, selecionamos duas categorias de produtos com processos decisórios distintos, a saber: absorventes higiênicos (alto risco para a consumidora, p.e. se o absorvente vazar); fraldas descartáveis (alto risco para o filho da consumidora, p.e. se a fralda provocar assaduras).

6.2 Universo

Estas categorias acabam por determinar o universo a ser estudado:

- a) Fraldas: mulheres com filhos de menos de 2 anos de idade que transitem pelo Parque do Ibirapuera ou sejam consumidoras das lojas Alô Bebê do Bairro do Ibirapuera,

b) Absorventes: mulheres entre 15 e 49 anos, menstruantes, alunas da Faculdade Anhembí-Morumbi no bairro de Vila Olímpia. Em ambos os casos nos referimos ao município de São Paulo.

5.3 Amostragem

Por questões econômicas não escolheremos uma amostra com objetivos inferenciais. O processo de escolha foi semi-aleatório. Foi nossa intenção colher uma amostra de 10 respondentes, para cada categoria de produtos através de um processo semi-aleatório; no período entre 10:00 e 13:00 hs, num sábado, para submetê-las às entrevistas.

5.4 Comentários

Em seu artigo "Multidimensional Scaling and Individual Differences", Green & Rao (1971) desenvolvem um estudo comparativo entre alguns algoritmos de EMD (TORSCA, INDSCAL, entre outros) para dados de dissimilaridade sob circunstâncias onde haja diferenças individuais de percepção.

Como resultados principais temos que, em geral, todos os métodos levaram à construção de espaços muito similares entre si, além disso, os autores recomendam como modelo mais robusto o INDSCAL que não somente foi capaz de gerar o espaço conjunto, bem como gerou um resultado com informações relativas às diferenças individuais.

A partir deste resultado analisaremos apenas dois algoritmos e compararemos seus resultados não somente entre si mas também com as conclusões apresentadas neste artigo.

Existem vários métodos utilizados para a identificação de atributos relevantes na escolha de produtos. Nesta monografia não pretendemos apresentar os problemas advindos deles, queremos apenas

ressaltar que o autor usou dois métodos distintos: o direto, onde se apresentava o atributo ao sujeito e este era solicitado a informar o quanto duas marcas eram diferentes entre si relativas a este atributo (o quanto cada uma possuía daquele atributo), ou avaliava o quanto daquele atributo uma certa marca possuía; ou ainda solicitava-se a comparação entre duas marcas relativas à sua dissimilaridade. O outro método consistia em questionamento indireto em terceira pessoa visando utilização do mecanismo psicológico de transferência.

6.5 Desenho Inicial da Pesquisa

A fim de obtermos os melhores resultados possíveis, desenhamos uma proposta inicial de pesquisa que foi ser pré-testada antes de passarmos à fase de campo propriamente dita.

Decidimos pelo método de questionamento direto, sob duas abordagens:

- a) comparação entre marcas - díades;
- b) quanto cada marca possui de um certo atributo.

Serão pesquisadas 6 marcas de absorventes higiênicos externos:

- i) Sempre Livre,
- ii) Modess
- iii) Serena,
- iv) Segura & Natural,
- v) Ela
- vi) Sutil

As marcas de fraldas serão 7:

- i) Johnson's,
- ii) Pampers,
- iii) Turma da Monica,
- iv) Plim-Plim,

- v) Pom-Pom
- vi) Linex,
- vii) Tippy.

Utilizamos os atributos relevantes fornecidos pelos fabricantes para cada categoria.

ABSORVENTES

- a) Protege Contra Vazamentos
- b) Fica Firme No Lugar
- c) Sensação de Estar Sempre Seca
- d) Não Incomoda
- e) É Discreto
- f) Não é caro
- g) Não Abafa

FRALDAS

- a) Deixa a Pele do Bebe Mais Sequinha
- b) Não Vaza
- c) Tempo Geral de Troca
- d) Formato
- e) Quantidade de Material Absorvente

As matrizes serão de três vias: sujeito, atributo, marca; ou sujeito, marca - marca.

Para o caso dos atributos, a avaliação foi por diferencial semântico, ou quanto daquele atributo a marca possui, em uma escala Likert de 9 pontos, por ser mais sensível na captação das manifestações perceptivas dos respondentes.

Na comparação pareada de marcas, o entrevistador mencionou as duplas solicitando que o sujeito diga o quanto as duas marcas são diferentes entre si, em uma escala Likert de 9 pontos.

Para a determinação do ponto ideal (ver capítulo 4), o programa PREFMAP exigia que os respondentes ordenassem as marcas da mais para a menos preferida. Foi apresentado à respondente um cartão circular com as marcas. A razão de ser circular é buscar uma aleatoriedade na leitura, evitando forçar uma sequência de marcas.

Um pesquisador de campo foi posicionado nos locais indicados, sorteando cara ou coroa numa moeda, sendo que dando cara deverá abordar a transeunte.

Seu material de trabalho foi: cartões circulares com as marcas, um cartão com a escala de 9 pontos com sua gradação semântica; um questionário; uma moeda.

6.6 Pré-Teste

Fomos à campo pré-testar a proposta metodológica deste trabalho. Entrevistamos 8 mulheres (4 para cada categoria de produto), aplicando os questionários de atributos/marcas (fraldas e absorventes) e díades de marcas (fraldas e absorventes).

Os resultados nos surpreenderam. Os questionários de marca/atributo se mostraram pouco eficientes. Para fraldas eram 35 combinações e para absorventes 42 combinações. Pelo grande número de combinações, as respondentes começavam a apresentar cansaço e desinteresse pelo questionário, fornecendo respostas sem reflexão. O mesmo ocorria com o questionário de díades, porém em menor escala.

6.7 Desenho Final

Em sendo assim, revisamos nossa metodologia: abandonamos o método de atributo/marca, nos restringindo ao de pares de marcas (díades). Mesmo assim, o de fraldas era excessivamente longo: 21 combinações. Tentamos resolver esta dificuldade utilizando a técnica de blocos pareados incompletos; criando 3 blocos com 7 pares de díades cada (ver Apêndice B). Logicamente eles seriam apresentados a 3 conjuntos distintos compostos por 10 mulheres cada. Se por um lado reduzíamos a exaustividade do questionário, ganhando qualidade de respostas, por outro perdíamos a possibilidade de, no INDSCAL gerar um mapa de ponderadores de sujeitos, uma vez que estaríamos trabalhando com valores médios e com um sujeito médio.

Para absorventes mantivemos o questionário com 15 combinações e

submetemos a uma amostra de 10 mulheres, assim garantindo que pudessemos utilizar o INDSCAL e o KYST.

Reduzimos também a escala de 9 pontos para uma de 5 pontos visando reduzir o desgaste psicológico e o consequente desinteresse pelo questionário.

Mantivemos o questionamento de preferências visando a determinação do ponto ideal.

Para detalhes dos questionários ver Apêndice B

Aplicamos os questionários durante dois fins-de-semana seguintes.

4.8 Tabulação

Em seguida passamos à fase de tabulação da seguinte maneira:

i) Fraldas: uma vez que tínhamos blocos balanceados incompletos, não poderíamos considerar cada respondente como um sujeito, pois nem todos os 30 indivíduos avaliaram todos os pares. Assim, para cada par temos 10 respondentes e apenas para apresentação dos dados, consideramos como se fossem 10 "indivíduos diferentes". Já que tiramos a média para cada linha para indicar dissimilaridade, o procedimento acima não afeta nada.

Também tabulamos as ordenações e tiramos a média, gerando um vetor linha de preferência. Lembremos que o método Kruskal não prevê diferenças individuais de valoração dos atributos relevantes: é o sujeito médio que interessa.

Prancha 6.1
Tabulações - Fraldas

Matriz de Dados Brutos Z -

UNIDS	IND.1	IND.2	IND.3	IND.4	IND.5	IND.6	IND.7	IND.8	IND.9	IND.10
PUM-PUM - JOHNSONS	5	4	4	5	3	3	5	3	3	5
PUM-PUM - LINEX	3	5	3	4	1	3	3	3	3	3
LINEX - TIP	4	5	5	5	3	4	5	3	4	5
TIP - PAMPERS	5	2	5	5	2	0	5	3	4	3
PAMPERS - POM-POM	4	5	5	2	5	5	5	3	5	5
POM-POM - MONICA	2	4	5	5	5	2	5	2	3	3
MONICA - JOHNSONS	2	5	5	5	2	5	3	3	5	3
PUM-PUM - MONICA	5	5	5	2	4	3	3	3	3	2
MONICA - PAMPERS	1	5	5	5	5	3	5	5	1	5
PAMPERS - LINEX	5	3	2	4	5	3	5	3	5	5
TIP - POM-POM	4	5	5	5	5	5	5	3	5	5
TIP - JOHNSONS	5	2	4	5	4	4	4	3	4	5
PUM-PUM - POM-POM	3	5	4	1	4	3	5	4	3	2
POM-POM - LINEX	3	5	2	5	4	3	5	3	3	2
LINEX - JOHNSONS	5	5	5	3	4	5	5	3	3	5
PAMPERS - JOHNSONS	2	3	5	1	3	4	4	5	2	5
MONICA - TIP	5	2	4	5	5	2	5	4	2	4
PAMPERS - PUM-PUM	5	5	5	5	4	5	5	3	5	3
POM-POM - JOHNSONS	2	5	5	5	5	5	5	2	3	3
TIP - PUM-PUM	5	3	5	3	4	2	3	5	5	5
MONICA - LINEX	2	3	3	5	4	3	5	3	4	2

Matriz S

	Jon	Mon	Pamp	Tip	Plim	Pom	Lin
S =	3.8						
	3.4	4					
	4.0	3.8	3.9				
	4.2	3.5	4.1	4.0			
	4.0	3.6	4.2	4.7	3.2		
	4.3	3.2	4.0	4.1	3.3	3.5	

Vetor de Preferência

	Pam	Jon	Tip	Mon	Pom	Plim	Lin
P =	1	2	3	4	5	6	7

* Médias arredondadas

ii) Absorventes: para este caso, a tabulação era direta, ou seja, a cada questionário correspondia um sujeito. Tabulamos dez matrizes e calculamos a matriz do sujeito médio. Esta última seria utilizada no algoritmo KYST, e as primeiras no INDSCAL.

Aplicou-se o mesmo método do caso anterior para a ordenação de preferências. Apenas com propósitos didáticos, já que seria exaustiva e pouco informativa a reprodução de todas as matrizes, na Prancha 6.2 encontram-se as matrizes do indivíduo 8, indivíduo médio e o vetor de preferência. Ver Apêndice B para o conjunto completo.

Prancha 6.2
Tabulação - Absorventes

Matriz S - Suj.8

$$S = \begin{matrix} \begin{matrix} \text{Sempre Livre} \\ \text{Modess} \\ \text{Seg. Natural} \\ \text{Ela} \\ \text{Serena} \\ \text{Sutil} \end{matrix} & \begin{pmatrix} 4 & & & & & \\ 3 & 3 & & & & \\ 5 & 5 & 3 & & & \\ 5 & 4 & 2 & 4 & & \\ 4 & 4 & 4 & 2 & 2 & \end{pmatrix} \end{matrix}$$

Matriz S - Indivíduo Médio

$$S = \begin{pmatrix} 3.4 & & & & & \\ 3.5 & 4.1 & & & & \\ 4.7 & 4.1 & 3.7 & & & \\ 4.8 & 4.0 & 3.7 & 3.9 & & \\ 3.7 & 4.2 & 4.1 & 3.2 & 3.5 & \end{pmatrix}$$

Vetor Preferência *

$$P = \begin{matrix} \begin{matrix} SL & ESN & Mod & Sut & Ela & Ser \end{matrix} \\ \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad * \text{ Médias Arredondadas}$$

6.9 Resultados

Dois comentários fazem-se necessários. O primeiro refere-se ao fato de que o objetivo da monografia é mapear marcas de determinadas categorias, estabelecer um ponto ideal para o espaço conjunto e verificar se existe alguma associação entre preferência e participação de mercado, ou seja, se as marcas mais próximas do ponto ideal são aquelas que detêm maior parcela de mercado. Por conseguinte não elaboraremos um espaço conjunto com pontos-ideais para cada sujeito uma vez que não faz parte do objetivo deste trabalho, contudo mostraremos um exemplo de espaço conjunto e como calcular os pontos-ideais individuais. Cabe ao leitor interessado elaborar os espaços individuais e confirmar as diferenças de valoração dos fatores entre indivíduos.

O segundo comentário refere-se ao PREFMAP. Este algoritmo desenha os pontos ideais sobre espaços conjuntos desenvolvidos anteriormente em INDSCAL ou KYST ou outro algoritmo multivariado qualquer. A sequência para a obtenção de um espaço conjunto com ponto-ideal é:

- gerar as coordenadas X via INDSCAL ou KYST;
- introduzir no PREFMAP, como entrada de dados as coordenadas X e o vetor P de preferência.

Por último cabe lembrar que o processo de coleta de dados deter-

minou que a análise fosse não-métrica.

Tendo isso em mente, foram geradas algumas configurações a partir de distintos conjuntos de números aleatórios (caps.1 e 2) até que o índice de f-STRESS e as configurações resultantes demonstrassem pouca ou nenhuma variação de convergência. No Apêndice B tem-se amostras dos históricos de cálculos gerados em KYST, INDSCAL e PREFMAP.

Como já sabemos, outros testes estatísticos devem ser realizados para garantir uma configuração confiável, contudo, por estarmos tratando de um método não-métrico, as estatísticas geradas pelo programa somente não tem significado inferencial.

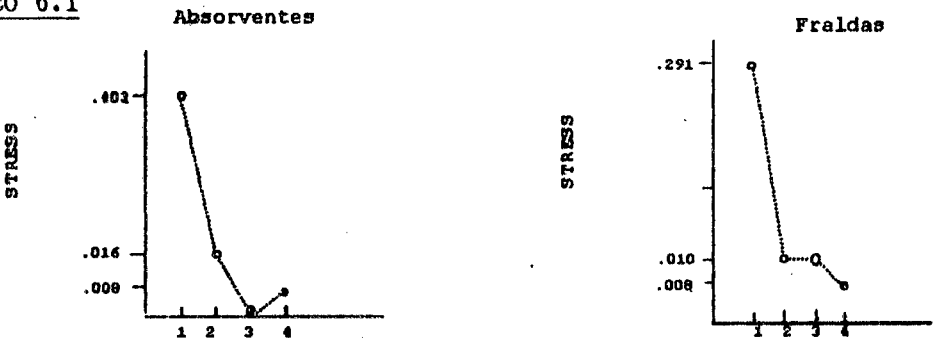
6.9.1 Dimensionalidade

Como vimos até o momento, o índice mais utilizado na pesquisa da melhor dimensão da configuração é o de adequação de ajuste. Observamos também que as diversas técnicas estudadas apresentam sua própria medida de ajuste (STRESS, SSTRESS, STRAIN). Em sendo assim, no estudo da dimensionalidade de nosso exemplo, avaliaremos separadamente os resultados do KYST e INDSCAL.

6.9.1.1 - KYST

Os gráficos abaixo relacionam diferentes níveis de STRESS e dimensões.

Gráfico 6.1



utilizando-nos da regra empírica apresentada por Kruskal (cap.1), percebemos que em absorventes o cotovelo aparece na dimensão=3. Para baldas o 1o. cotovelo acontece na dimensão = 2. Esta será a dimensionalidade adotada em nossos exemplos.

.9.1.2 INDSCAL

De acordo com a bibliografia revisada até aqui, para o INDSCAL não foi desenvolvida um tipo de análise como a do item anterior, relacionando níveis de STRAIN e dimensões, principalmente pelo fato de esta medida de ajuste não refletir um ajuste entre o modelo euclidiano considerado e os dados (ver cap.3).

Uma forma que encontramos para chegarmos a uma escolha razoável de dimensões foi relacionar o resultado da soma de quadrados da matriz 1 com o R^2 apresentado no histórico computacional do algoritmo. De acordo com Schiffman (1982), o resultado da soma de quadrados da matriz 1 dividido pelo número de sujeitos deve se aproximar do R^2 final obtido.

TABELA 6.1
INDSCAL -

Dimensão	Soma de Quadrados Dividida por No. Suj's.	R^2
3	0.665737	0.665737
2	0.113250	0.338807
1	0.043653	0.197513

Pelos resultados acima, assumimos que a configuração mais adequada para análise é tri-dimensional.

.9.2. Mapeamentos

Constitui nosso objetivo mapear em um mesmo espaço os estímulos

e ponto-ideal médio para cada categoria e comparar as ordenações de distâncias entre estes estímulos (marcas) e os respectivo ponto-ideal para cada categoria às ordenações de suas parcelas de mercado.

Para que tal tarefa seja levada a cabo, devemos seguir os seguintes passos:

- gerar o conjunto de coordenadas X's (via KYST e INDSCAL);
- alimentar com as coordenadas X de cada categoria mais o vetor P de preferência o algoritmo PREFMAP e gerar novo espaço conjunto de estímulos e ponto-ideal;
- calcular as distâncias dos estímulos ao ponto ideal e ordená-las decrescentemente;
- comparar à ordenação de parcelas de mercado de cada marca.

A seguir apresentaremos as pranchas com os resultados obtidos, inclusive a configuração com o ponto-ideal.

Prancha 6.3

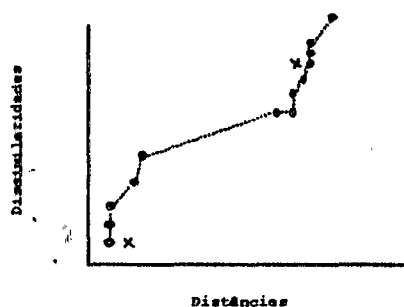
Fraldas

Primeira Etapa - Configuração KYST

$$g = \begin{bmatrix} 3.8 \\ 3.4 & 4.0 \\ 4.0 & 3.8 & 3.9 \\ 4.2 & 3.5 & 4.1 & 4.0 \\ 4.0 & 3.6 & 4.2 & 4.7 & 3.2 \\ 4.3 & 3.2 & 4.0 & 4.1 & 3.3 & 3.5 \end{bmatrix}$$

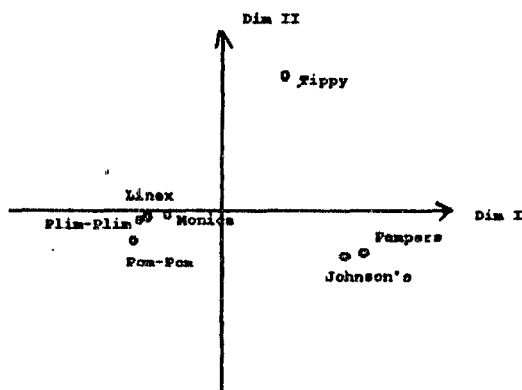
$$D = \begin{bmatrix} 1.85 \\ 0.50 & 1.86 \\ 1.87 & 1.79 & 1.83 \\ 1.87 & 0.11 & 1.88 & 1.90 \\ 1.86 & 0.18 & 1.88 & 1.95 & 0.07 \\ 1.88 & 0.07 & 1.89 & 1.86 & 0.05 & 0.12 \end{bmatrix}$$

Diagrama de Dispersão



Coordenadas X

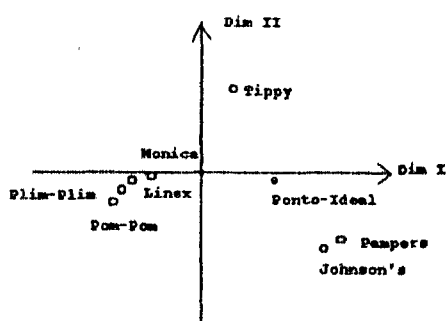
	Dim I	Dim II
Johnson's	1.116	-0.492
Monica	-0.670	-0.009
Pampers	1.140	-0.443
Tippy	0.559	1.295
Plin-Plin	-0.711	-0.112
Pom-Pom	-0.722	-0.179
Linex	-0.710	-0.061



Prancha 6.3
Continuação

Segunda Etapa - Configuração PREFMAP

Coordenadas X*		
	Dim I	Dim II
Johnson's	1.36317	-0.45157
Monice	-0.93984	-0.00026
Pampers	1.59914	-0.40660
Tippy	0.78414	1.18858
Plim-Plim	-0.99736	-0.10280
Pom-Pom	-1.01279	-0.14429
Linex	-0.99595	-0.05399
Ponto Ideal	0.50919	-0.06381



* O PREFMAP normaliza a configuração, portanto, as coordenadas são distintas da fase KYST, mas guardam as relações originais de distâncias.

Nesta fase a tarefa do analista é interpretar e definir os eixos do espaço e aqui se confirma a observação do capítulo 2 onde se diz que é uma tarefa que mistura técnica e experiência. A falta de conhecimento que temos sobre os atributos da categoria, nos impedindo de realizar a correlação destes às dimensões, aliado ao desconhecimento que temos deste mercado, torna difícil a nominação correta dos eixos. O ponto ideal está praticamente sobre o eixo da dimensão I, ou seja, uma certa proporção deste fator e nada do segundo, uma vez que o valor negativo da coordenada da dimensão II, dado seu pequeno valor, pode ser considerado como variação estatística da amostra, não nos levando a interpretá-lo como um ponto anti-ideal.

STRESS desta configuração foi 0.010 e o índice de correlação do modelo do ponto-ideal foi 99% (ver capítulo 4).

A prancha a seguir apresenta o mapeamento de absorventes higiênicos externos pelo algoritmo KYST.

Prancha 6.4

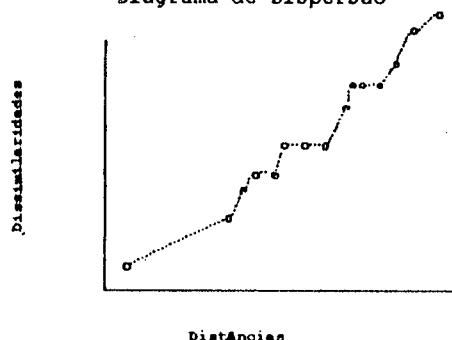
Absorventes

Primeira Fase - KYST

$$s = \begin{bmatrix} 3.4 \\ 3.5 & 4.1 \\ 4.7 & 4.1 & 3.7 \\ 4.8 & 4.0 & 3.7 & 2.9 \\ 3.7 & 4.2 & 4.1 & 3.2 & 3.5 \end{bmatrix}$$

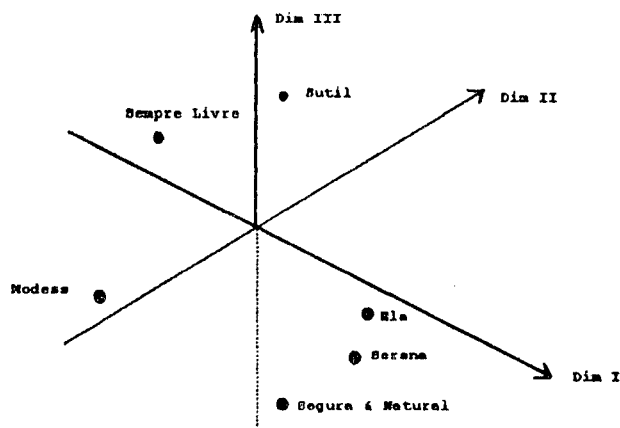
$$D = \begin{bmatrix} 1.25 \\ 1.30 & 1.72 \\ 1.88 & 1.67 & 1.42 \\ 2.03 & 1.67 & 1.56 & 0.24 \\ 1.50 & 1.82 & 1.80 & 1.18 & 1.36 \end{bmatrix}$$

Diagrama de Dispersão



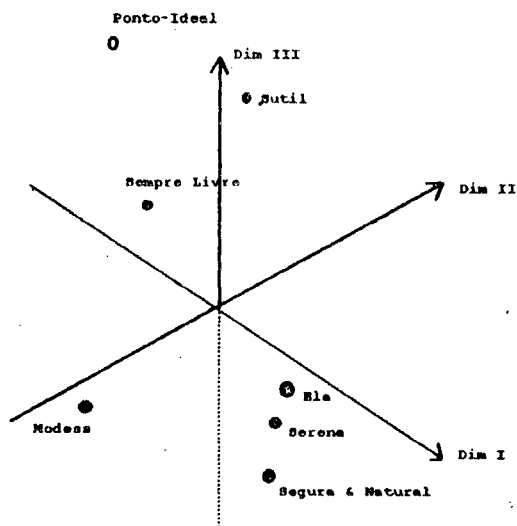
Configuração KYST

	Coordenadas X		
	Dim I	Dim II	Dim III
Sempre Livre	-1.039	-0.009	0.337
Modess	-0.535	-0.885	-0.405
Seg. & Natural	-0.419	0.829	-0.445
Ela	0.772	0.117	-0.137
Serena	0.885	-0.020	-0.299
Sutil	0.335	-0.032	0.949



Segunda Fase - PREFMAP

	Coordenadas		
	Dim I	Dim II	Dim III
Sempre Livre	-0.072	-0.001	0.105
Modess	-0.037	-0.111	-0.126
Seg. & Natural	-0.029	0.105	-0.139
Ela	0.053	0.015	-0.043
Serena	0.061	-0.002	-0.093
Sutil	0.023	-0.004	0.297
Ponto-Ideal	-1.736	0.037	0.279



O Stress para esta configuração foi 0.000. A correlação do modelo do ponto-ideal foi de 99,9%.

A prancha 6.5 apresenta o mapeamento gerado pelo INDSCAL. Neste caso ilustrativamente apresentaremos as coordenadas do espaço dos ponderadores e o espaço conjunto de estímulos com o ponto-ideal do sujeito médio. Indicaremos como criar espaços individuais para comparação ao conjunto.

Prancha 6.5

Absorventes

Primeira Fase - INDSCAL

$$de \quad s_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{pmatrix} \quad \text{até} \quad s_{10} = \begin{pmatrix} 5 \\ 4 \\ 3 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

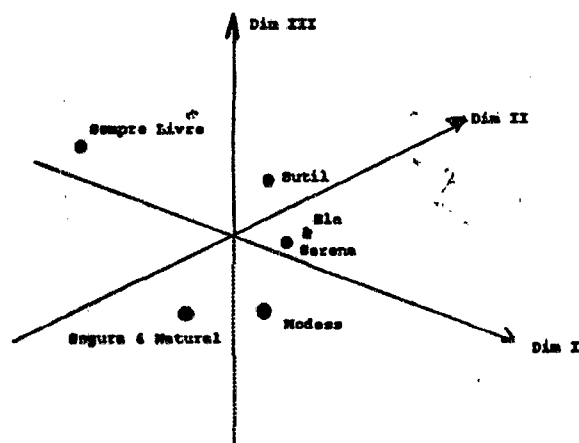
Correlação entre Dimensões

Dim I	1.00
Dim II	0.16 1.00
Dim III	0.22 -0.01 1.00

	Coordenadas X		
	Dim I	Dim II	Dim III
Sempre Livre	-0.698	-0.211	0.311
Modess	-0.229	0.662	-0.592
Seg. & Natural	-0.127	-0.702	-0.534
Ela	0.476	0.051	0.244
Serena	0.444	0.087	0.136
Sutil	0.135	0.111	0.432

Coordenadas - Espaço dos Ponderadores

	Dim I	Dim II	Dim III
Subj. 1	0.78058	0.01204	0.38769
Subj. 2	0.53124	0.67233	-0.04048
Subj. 3	0.63923	0.43899	0.27248
Subj. 4	0.47325	0.31293	0.28886
Subj. 5	0.70091	0.51861	-0.09024
Subj. 6	0.59186	0.29236	0.25812
Subj. 7	0.53123	0.59987	0.16653
Subj. 8	0.70958	0.19960	0.38530
Subj. 9	0.64462	0.31309	0.16853
Subj. 10	0.10498	0.17819	0.92814



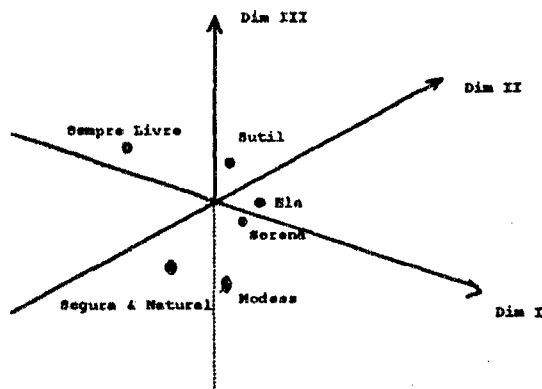
Prancha 6.5

Continuação

Conforme o descrito no capítulo 3, calcularemos o espaço individual do Suj. 10: Calculando a raiz quadrada dos ponderadores individuais e recalculando as coordenadas, temos:

Coordenadas X - Suj. 10

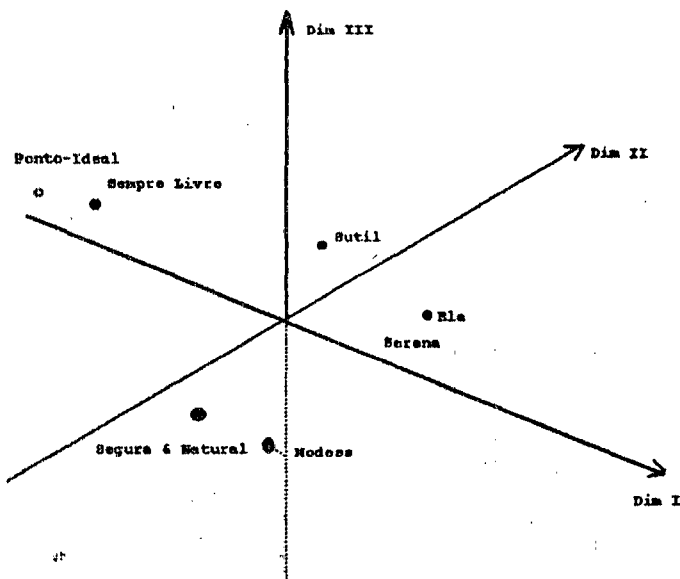
	Dim I	Dim II	Dim III
Sempre Livre	-0.226	-0.089	0.299
Modessa	-0.074	0.279	-0.571
Seg. & Natural	-0.041	-0.296	-0.513
Ela	0.154	0.021	0.237
Serena	0.143	0.037	0.131
Sutil	0.043	0.047	0.416



Segunda Fase - PRETMAP

Coordenadas X

	Dim I	Dim II	Dim III
Sempre Livre	-0.928	-0.111	0.329
Modessa	-0.305	0.249	-0.627
Seg. & Natural	-0.167	-0.370	-0.866
Ela	0.633	0.272	0.261
Serena	0.590	0.046	0.145
Sutil	0.179	0.058	0.461
Ponto Ideal	-0.917	-0.128	0.377



Como nos exemplos anteriores, não procuraremos interpretar os eixos dado nosso pouco conhecimento da categoria.

Quanto ao exemplo do INDSCAL, é importante notar a maneira como se produz os espaços individuais: multiplica-se as coordenadas X pela raiz quadrada dos ponderadores do indivíduo. Assim como fizemos para o sujeito 10, pode-se realizar o mesmo para cada um dos nove elementos restantes.

Pela análise ter sido conduzida a 3 dimensões, o ponto-ideal possui características positivas para as dimensões II e III, contudo negativa para a I. O que se interpreta é que os sujeitos desejam menos deste atributo representado pela dimensão I. Quem sabe não é preço a que esta dimensão se refere?! A correlação do modelo ao espaço conjunto foi de 99,9%.

Lembremos (cap. 4) que o INDSCAL não se utiliza do diagrama de dispersão já que não relaciona diretamente observações e distâncias.

6.9.3. Análise de Participação de Mercado

A AC Nielsen nos forneceu, para efeito deste trabalho, a ordenação das marcas envolvidas nesta pesquisa com base nas suas participações médias de mercado, no período de Julho a Outubro de 1993, na região da grande São Paulo (a menor segmentação que esta empresa trabalha)

Nas tabelas a seguir compararemos estas ordenações àquelas apresentadas nos mapeamentos estudados até aqui.

TABELA 6.2

Parcela de Mercado e Preferência

I - Fraldas

KYST

Marcas	Ordenação de Parcelas de Mercado	Distâncias ao Ponto-Ideal	Posto
Pampers	1	1.14	2
Mônica	2	1.45	4
Johnson's	3	1.12	1
Pom-Pom	4	1.52	7
Tippy	5	1.28	3
Linex	6	1.50	5
Plim-Plim	7	1.50	6

II - Absorventes

II.1 - KYST

Marcas	Ordenação de Parcelas de Mercado	Distâncias ao Ponto-Ideal	Posto
Sempre Livre	1	1.16	1
Ela	2	1.81	5
Modess	3	1.75	2
Segura & Natural	4	1.75	3
Serena	5	1.83	6
Sutil	6	1.76	4

Tabela 6.2

Continuação

II.2 - INDSCAL

Marcas	Ordenação de Parcelas de Mercado	Distâncias ao Ponto-Ideal	Posto
Sempre Livre	1	0.05	1
Ela	2	1.60	6
Modess	3	1.27	4
Segura & Natural	4	1.22	3
Serena	5	1.53	5
Sutil	6	1.11	2

Procedamos a uma análise de dependência. (Bickel & Doksum, 1977).

O que desejamos saber é o nível de significância para o teste de não haver correlação entre as séries (H_0) contra a alternativa de haver associação positiva entre as parcelas de mercado e as ordenações de preferência (H_1).

Primeiramente calculemos o coeficiente de correlação de Spearman (r_s)¹:

Tabela 6.3
Análise de Postos

<u>Fraldas</u>	Parcela de Mercado	1	2	3	4	5	6	7
	Preferência	2	4	1	7	3	5	6
	Quadrado da diferença	1	4	4	9	4	1	1

$r_s = 0.571429$

Absorventes

<u>KYST</u>	Parcela de Mercado	1	2	3	4	5	6
	Preferência	1	5	2	3	6	4
	Quadrado da diferença	0	9	1	1	1	4

$r_s = 0.542857$

<u>INDSCAL</u>	Parcela de Mercado	1	2	3	4	5	6
	Preferência	1	6	4	3	5	2
	Quadrado da diferença	0	16	1	1	0	16

$r_s = 0.028571$

$r_s = 12/n(n^2-1) \sum QR_i - 3(n+1)/(n-1)$, onde Q e R representam os postos dos conjuntos de variáveis (Bickel e Doksum, 1977)

A estatística a ser utilizada é a Distribuição de Spearman (ver Tabela I).

O procedimento consiste em:

a) calcular o somatório das diferenças ao quadrado entre os postos dos conjuntos de variáveis:

Exemplo -

Ordenação do Conjunto Q :	1	2	3	4	5
Ordenação do Conjunto R:	2	3	1	4	5
Diferença ao Quadrado:	1 ²	1 ²	2 ²	0	0

$$\text{Estatística (D)} = 1^2 + 1^2 + 2^2 + 0^2 + 0^2 = 6$$

Número de Elementos (n): 5

b) Consultar a Tabela da Distribuição de Spearman que nos fornece a probabilidade de D ser menor do que o nível de significância. O resultado para o exemplo é $P = 0.1167$. Podemos, a este nível de significância considerar que os conjuntos estão levemente associados. Lembrar que estamos testando um H_0 que afirma não haver associação; assim pequenos valores de P , para esta estatística, sugerem a rejeição de H_0 e aceitação da hipótese de associação.

Calculou-se o D para cada grupo e comparou-se ao nível descritivo:

(i) fraldas: $D = 24$ e $P = .1000$

(ii) absorventes KYST: $D = 16$ e P não está definido para $n=6$

(iii) absorventes INDSCAL: $D = 34$ e P não está definido para $n=6$

Dados estes níveis, podemos aceitar uma leve associação apenas para fraldas, e aceitar H_0 para absorventes (não existe associação).

A leve associação/não associação entre os conjuntos não implica que o objetivo da técnica de EMD aplicada a comparações entre

que o objetivo da técnica de EMD aplicada a comparações entre preferências e participação de mercado não tenha sido atingido.

Por um lado, a amostra não tinha tamanho o suficiente para objetivos inferências nem representatividade para todo o universo de consumidores investigados pela Nielsen. Adicionalmente poderia haver viés de amostra determinado pelo fato de nem todas as entrevistadas serem usuárias de todas as marcas, p.e., no caso de absorventes, 70% eram usuárias de Sempre Livre, 20% de Modess e 10% de Atual (nova marca); nenhuma delas era consumidora de Ela.

Cabe observar que no caso de absorventes, o líder Sempre Livre aparece como o mais preferido.

Não foi nosso propósito avaliar pontos-ideais individuais, porém, o INDSCAL apresenta esta possibilidade, seguindo a mesma metodologia que apresentamos.

A supressão do questionamento marca-atributo dificultou nossas tentativas de interpretar as dimensões.

Um fato interessante de menção é que os mapas gerados pelo INDSCAL e KYST apresentam posicionamento e distâncias relativas entre pontos muito semelhantes (gerando basicamente a mesma configuração), contudo estes são enantiomorfos. O fenômeno pode ser causado por abordagens distintas de geração da configuração inicial (método de Torgerson (Kruskal) vs. decomposição canônica (INDSCAL))

Como pudemos notar, apesar de não haver perfeita coincidência entre participações e ordenações de preferência, em todos os casos, o atual líder(es) em cada categoria orbita mais próximo do ponto ideal. Se analisássemos a preferência como sendo o indicador de participação de mercado, no caso de absorventes, a Johnson & Johnson deteria a maior parcela, com as marcas Sempre Livre, Segura & Natural e Modess. Guardadas as devidas restrições à amostra, por que então a

pois a Johnson pode estar perdendo uma oportunidade de incrementar sua parcela de mercado e com isso, talvez, melhorar seu ROI (cap. 5).

Podemos imaginar que a marca Ela mantém a vice-liderança por questões de preço (lembrar da dimensão negativa e das posições das marcas ao longo dela). Esta é uma variável estratégica importante na determinação de parcelas de mercado.

Ao mesmo tempo, no mercado de fraldas, percebe-se que aquela que outrora fora líder de mercado, sinônimo de categoria no Brasil, ocupa a 3ª posição em parcela de mercado e a 1ª em preferência, com a ressalva que, em termos de preferência, a diferença de Johnson's para Pampers pode ser de origem amostral. E aparentemente não perdeu parcela de mercado por razões operacionais como falta de matéria-prima, dificuldade de distribuir o produto entre outras.

E no caso das outras marcas, crescimento de parcela é necessário para sua sobrevivência neste mercado. Talvez não. De acordo com Abell & Hammond (1979), a definição de um negócio é fundamental para o seu sucesso. Pode ser que exista um nicho, que não avalie o mercado dentro do mesmo conjunto de atributos, ao qual a empresa poderá atender com retornos satisfatórios. Talvez esta técnica (EMD) possa auxiliar na identificação de tais segmentos.

Se encararmos de outra forma o problema, pode ser que a não coincidência de ordenação de parcelas de mercado e preferências seja um indicador de que algo está acontecendo no mercado. É possível que aqueles que hoje ocupam as melhores posições de preferência, se definirem corretamente os seu negócio (cap.5) e administrarem adequadamente seu composto mercadológico, sejam os futuros líderes de mercado.

Capítulo VII

CONCLUSÃO

7.1 - Comentários Finais

Fizemos uma retrospectiva dos principais conceitos relacionados à participação de mercado bem como de escalonamento dimensional métrico e não-métrico.

Esta revisão pretendia contribuir para tornar o EMD mais didático e testar uma possível aplicação do modelo: a observação de uma possível associação entre participação de mercado e preferência utilizando-se uma técnica multidimensional. Por que esta aplicação?

Porque uma das maiores dificuldades que um homem de marketing sente é poder prever o futuro e os impactos que este futuro trará sobre seus mercados e sobre o seu principal indicador de desempenho: a participação de mercado.

Buscamos com o apoio do EMD uma forma de mapearmos a evolução e tendências das preferências dos consumidores de maneira a antecipar modificações, protegendo e quem sabe ampliando nossa fatia de mercado.

Aparentemente não podemos descartar a possibilidade de existência dessa associação, contudo precisamos desenvolver estudos maiores, com uma base amostral mais ampla de forma a que possamos realmente avaliar o potencial desta técnica com relação ao objetivo proposto nesta monografia.

Idependentemente, não se descarta esta abordagem como sendo uma ferramenta auxiliar de avaliação de preferência e do impacto de alterações desta na participação de mercado, logicamente não em termos quantitativos, mas sim qualitativos. Pode ser um instrumento de apoio a segmentação, definição de negócio, de antecipação de movi-

mentos competitivos e de impacto de reposicionamento sobre a preferência.

7.2 Áreas de novos estudos

Seria interessante se pudesse ser desenvolvido um painel amostralmente significativo, que acompanhasse algumas categorias por um período mais longo de tempo, comparando sistematicamente as ordenações de fatias de mercado das marcas às ordenações de preferências visando confirmar ou negar estatisticamente a associação entre elas.

APÊNDICE A

1. EMD a 2 Fatores

1.1. Definições

Definição 1: EMD métrico - Partindo-se de uma matriz $D = (d_{ij})$ de distâncias, o objetivo do EMD métrico é encontrar n pontos x_1, x_2, \dots, x_n num espaço k -dimensional de modo que, se $d_{ij}^{\wedge} = d(x_i, x_j)$, então a matriz $D^{\wedge} = (d_{ij}^{\wedge})$ deve estar o mais próxima possível da matriz D .

Os pontos x_i são desconhecidos e geralmente a dimensão k também não se conhece. (Levy, pp.33/34)

Definição 2: Matriz Euclideana - Uma matriz de distâncias D é dita Euclideana se existir uma configuração de pontos num espaço euclidiano, cujas distâncias entre os pontos sejam dadas por D , isto é, se para dado k , existirem pontos $x_1, x_2, \dots, x_n \in R^k$ tal que,

$$d_{ij}^2 = (x_i - x_j)'(x_i - x_j)$$

1.2 Método Clássico

1.2.1 Solução a partir de uma matriz de Distâncias

Apresentaremos a solução computacional. Para detalhes algébricos referir-se a Levy, 1981, pp.31,37.

i) a partir de D (matriz de distâncias) constrói-se a matriz $A = (-1/2 d_{ij}^2)$

ii) Obtém-se a matriz B cujos elementos são:

$$b_{ij} = a_{ii} - a_{ij} - a_{ji} + a_{jj}$$

iii) encontram-se as k maiores raízes característica (ver Apêndice E) $\lambda_1 > \dots > \lambda_k$ de B (k previamente definido - pelo usuário (meu comentário)) e seus vetores característicos correspondentes $X = (x_{(1)}, \dots, x_{(k)})$ que são então normalizados por $x_{(i)}' x_{(i)} = \lambda_i$, $i=1, \dots, k$ (supondo-se as k primeiras raízes todas positivas)

iv) as coordenadas dos pontos procurados são $x_r = (x_{r1}, \dots, x_{rk})'$, $r=1, 2, \dots, k$ dadas pelas linhas da matriz X .

1.2.2 - Solução a partir da Matriz de Parecença

Para a utilização da técnica descrita em 1.2.1 a partir de uma matriz de parecença é necessário antes transformá-la em matriz de distância segundo:

i) A transformação padrão da matriz S de parecença em matriz de distâncias D é definida por:

$$d_{rr} = (s_{rr} - 2s_{rr} + s_{rr})^{1/2}$$

Observa-se que sendo $s_{rr} \leq s_{rr}$ tem-se $s_{rr} - 2s_{rr} + s_{rr} \geq 0$ e $d_{rr} = 0$.

Portanto a matriz D é uma matriz de distâncias.

Levy (1981) demonstra um teorema a partir do qual é possível justificar a utilização da técnica 1.2.1 para a solução a partir de matrizes de parecença. Para detalhes ver Levy, 1981, Apêndice A.2.

2. EMD a 3 Fatores

Admite-se que os elementos da matriz de parecença S estão associados aos da matriz de distâncias D por uma função linear qualquer:

$$s_{jk}^{(1)} = L(d_{jk}^{(1)}) \quad (1)$$

As distâncias no espaço conjunto são dadas por:

$$d_{jk}^{(1)} = \left(\sum_{it} w_{it} (x_{jt} - x_{kt})^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

E que as coordenadas podem ser escritas como:

$$y_{jt}}^{(1)} = w_{it}^{1/2} x_{jt} \quad (3)$$

A partir de uma matriz de parecença deve-se transformar as distâncias em distâncias derivadas.

Estas distâncias derivadas devem ser, para cada sujeito, trans-

formadas em uma matriz B (idêntica à do EMD a 2 fatores), de elementos da forma $b^{(1)}_{jk}$, que neste caso podem ser entendidos como o produto escalar entre os vetores $y^{(1)}_{jk}$:

$$b^{(1)}_{jk} = \sum_{it} w_{it} x_{jt} x_{kt} \quad (4)$$

2.1 Método de Análise

Através de um procedimento chamado "Decomposição Canônica de N-Fatores" (Carrol & Chang, 1970) resolvem-se os parâmetros em termos de mínimos quadrados.

Reescrevendo (4) para a configuração do espaço original:

$$z^{(1)}_{jk} \cong \sum_{it} w_{it} x^{(1)}_{jt} x^{(n)}_{kt} \quad (4a)$$

Deixemos W , X_j e X_k representar as correspondentes matrizes ($m \times r$), ($n \times r$) e ($n \times r$). Suponha que tenhamos uma estimativa inicial de X_L e X_R (elas podem, e geralmente o são, idênticas) e que desejamos uma estimativa de mínimos quadrados de W .

Fazendo $s = (n(j-1) + k)$, de forma que s varie de 1 a n^2 , definir $g_{st} = x^{(1)}_{jt} \cdot x^{(n)}_{kt}$, e $z^*_{js} + z_{jsk}$, então 4a pode ser escrita de forma equivalente:

$$z^*_{js} \cong \sum_{it} w_{it} g_{st} \quad (5)$$

Dada desta forma, a solução de mínimos quadrados pode ser escrita como (mantidos os x 's e g 's constantes):

$$Z^* \cong WG^* \quad (6)$$

onde Z^* é a matriz $m \times n^2$ com elementos z^* 's e G é a matriz de ordem $n^2 \times r$

com elementos g_{st}

$$W^{\wedge} = Z^{\wedge} G(G^{\wedge}G)^{-1} \quad (7)$$

Agora, solucionado para W , vamos obter uma melhor estimativa de X_L , pelo mesmo método.

Deixe $u = m(i-1) + k$ (com u variando de 1 a mn) e definir $z''_{ju} =$

$$z_{ijk}'' \cong \sum_{jt} x_{jt}^{(i)} h_{ut} \quad (8)$$

ou

$$Z'' \cong X_L H^{\wedge} \quad (9)$$

A estimativa de mínimos quadrados para XL é

$$X_L^{\wedge} = Z'' H(HTH)^{-1} \quad (10)$$

Adota-se o mesmo procedimento para determinação de X_R .

Este processo segue até que a convergência desejada seja atingida.

A simetria dos dados é que garante a igualdade de X_L e X_R ao final do processo.

2.2 Normalização

Dois tipos de normalização são conduzidas na técnica a 3 fatores:

a) dados iniciais: quanto cada sujeito pode influenciar a análise. A soma de quadrados dos produtos escalres para cada sujeito proporcionam uma medida adequada da representatividade das matrizes;

b) da solução: uma forma mais informativa de apresentar a solução. : $\sum x_{ij}^2 = 1$

Carrol & Chang, 1970, pp.285,291.

3. Modelos de Preferência

3.1. Notação

Segue alguns padrões notacionais.

Denota-se o valor específico de um estímulo i em um atributo por p_i . Utiliza-se p_i porque o atributo pode ser de propriedade ou de preferência.

Se existem n estímulos (no nosso exemplo as linhas), então existem n p_i valores (coluna), p_1, p_2, \dots, p_n .

Indica-se as coordenadas do estímulo i na dimensão a , pelo símbolo x_{ia} . Se existem r dimensões, então para cada estímulo i tem-se r coordenadas x_{i1}, \dots, x_{ir} . Como existem n estímulos tem-se n conjuntos de r coordenadas, ou um total de nr .

3.2.- Solução Métrica

3.2.1 Modelo Vetorial

O modelo vetorial métrico resulta da aplicação de uma regressão múltipla comum do tipo:

$$p_i \cong p_i = b_0 + b_1(x_{i1}) + \dots + b_r(x_{ir})$$

Em notação de somatório:

$$p_i \cong p_i = b_0 + \sum_a b_a(x_{ia})$$

Os valores b_1, b_2 , etc... são coeficientes da regressão, sendo b_0 o intercepto, cujos valores deverão ser encontrados pela regressão múltipla. Existem $r+1$ coeficientes, um para cada dimensão e um para o intercepto. (Schiffman, 1981, p.264)

Esta equação toma p_i (o valor do atributo para o estímulo i) e $x_{i1}, x_{i2}, \text{etc.}$ (as coordenadas do ponto i no espaço de estímulos) e os ponderadores b_j (determinados pela regressão múltipla) para computar p_i . Este novo símbolo p_i é o equivalente algébrico da projeção geométrica do estímulo i sobre o vetor atributo. A projeção p_i é a melhor estimativa, a partir das coordenadas de estímulos x_{ij} , do valor p_i .

Existem n destas equações - porque existem n estímulos -, sendo que cada uma delas projeta um dos estímulos sobre o vetor atributo. Cada uma destas equações envolve as mesmas incógnitas que se deseja descobrir para $b_1, b_2, \text{etc.}$ e diferentes valores de atributos p_i e coordenadas $x_{i1}, x_{i2}, \text{etc.}$ Cada equação gera uma projeção p_i distinta. (Schiffman, 1970, pp. 264/265)

Se existem menos dimensões que estímulos (se $r < n$) pode-se resolver o sistema de n equações a r incógnitas para valores de b_j . Estes valores, chamados de coeficientes da regressão, maximizam a correlação entre p_i e p_i .

Depois de completar a análise de regressão, o vetor de atributo pode ser desenhado no espaço de estímulos seguindo os seguintes passos: primeiramente, computar os coeficientes padronizados $b_1, b_2, \text{etc.}$ da regressão (estes são usualmente chamados de coeficientes b); em segundo lugar, se o espaço de estímulos for bi-dimensional, achar o ponto no espaço correspondente às coordenadas dos ponderadores b_1 e b_2 (chamar este ponto do ponto b); terceiro, desenhe uma linha através da origem do espaço de estímulos e do ponto Beta (isto é verdadeiro somente se a coordenada média é igual a zero para cada dimensão (quando o método gera uma solução onde a origem das coordenadas localiza-se na centróide da configuração - meu comentário). Se não, localizar a média de cada dimensão, encontrar o ponto médio no espaço de estímulos e desenhar a linha entre este ponto e o b).

O comprimento desta linha é arbitrário, contudo seria informativo se

o seu comprimento fosse igual ao quadrado do coeficiente de correlação (r^2), uma vez que esta distância nos diz quão bem o atributo se ajusta (ou está relacionado - meu comentário) ao espaço; quarto, colocar uma cabeça de flecha no fim do vetor em direção ao ponto b. Se o espaço for maior do que duas dimensões, marcar os pares de valores $b_{..}$ em cada parcela de espaço bi-dimensional, desenhar a linha da origem ao ponto b, contudo o comprimento da reta deve ser proporcional à soma dos quadrados dos valores b que estão sendo desenhados (igualdade triangular).

3.2.2 - Modelo de Ponto Ideal

Para o modelo de ponto ideal circular métrico introduz-se um novo termo na equação do modelo vetorial métrico. O termo é a soma dos quadrados das coordenadas:

$$s = x_{1r}^2 + x_{2r}^2 + \dots + x_{rr}^2 = \sum x_{ir}^2$$

Se lembrarmos que $\sum x_{ir}^2 = 1$ (restrição de padronização do sistema de coordenadas), entenderemos que o termo s representa a variável muda a que nos referimos no capítulo 4. Portanto, para o modelo de ponto ideal circular métrico, tem-se a equação de regressão:

$$p_i \cong p = b_0 + \sum b_r (x_{ir}) + b_{r+1} (\sum x_{ir}^2)$$

que é, adicionalmente aos $r+1$ coeficientes $b_0, b_1, b_2, \dots, b_r$, o novo coeficiente b_{r+1} . Todos os demais símbolos nesta equação são os mesmos definidos anteriormente. Também, como anteriormente descrito, existem n equações deste tipo, uma para cada um dos n estímulos.

Depois de resolver os $r+2$ coeficientes da regressão que irão maximizar a correlação entre p_i e p (através de regressão múltipla), o

ponto ideal é determinado no espaço de estímulos da seguinte forma: encontrar a razão entre os coeficientes da regressão para cada dimensão $a=1, \dots, r$. conforme a equação

$$q_a = -b_a / 2b_{r+1}$$

Estes valores q_1, q_2 , etc... são as coordenadas do ponto ideal no espaço de estímulos. Portanto, acha-se apenas o local correspondente a estas coordenadas e coloca-se um símbolo para representar o ponto ideal. Notar que um sinal negativo para b_{r+1} (ponto ideal negativo) significa que o ponto é menos preferido ou possui menos do atributo.

3.3. Solução Não-Métrica

3.3.1. Modelo Vetorial

Para a solução do modelo vetorial não-métrico utiliza-se o modelo ótimo de regressão múltipla, desenvolvido por Young, de Leeuw & Takane (in Schiffman, p.265) para resolver a equação:

$$p_i \cong p_{i*} \cong p_i = b_0 + \sum b_a (x_{ia})$$

O novo símbolo p_{i*} é o valor otimamente escalonado dos estímulos i no atributo em questão. Conceitualmente o princípio para determinar-se o vetor ideal não-métrico é idêntico ao modelo métrico, à diferença que requer-se que p_{i*} seja monotonicamente igual ($=$) aos valores brutos p_i e possuir uma relação de mínimos quadrados (\cong) com as projeções p_i . Isto quer dizer que o símbolo $=$ significa que a ordem dos valores p_{i*}, p_{j*} , etc... é a mesma dos valores p_i, p_j , etc....

Se $p_i < p_j$ então $p_{i*} \leq p_{j*}$

Uma vez resolvido para p_j^* e os ponderadores da regressão $b_0, b_1, b_2, \text{ etc.}$ utiliza-se os ponderadores b da mesma forma descrita anteriormente. (Schiffman, 1981, p.265)

3.3.2 - Modelo de Ponto-Ideal

O procedimento do ponto ideal não-métrico simplesmente combina aqueles descritos para a versão métrica às noções não-métricas citadas anteriormente. (Schifman, p.261)

Simplesmente introduz-se p_j^* , a notação de atributo otimamente escalonado, na equação de regressão para o ponto ideal, realizar a regressão ótima e calcular as coordenadas q_j como anteriormente. (Schiffman, 1981, p.266)

Simplesmente introduz-se p_j^* , a notação de atributo otimamente escalonado, na equação de regressão para o ponto ideal; realizar a regressão ótima e calculara as coordenadas q_j conforme já descrito (Schifman, p.266).

APÊNDICE B

CONTEÚDO: Históricos da pesquisa

QUESTIONÁRIO DE PRÉ-TESTE

QUESTIONÁRIO FINAL

E.G.V

QUESTIONÁRIO

Data: 02/06/01

Entrevistador

Local: Bangu - Barro Preto - Rio de Janeiro

1450h

Instruções: Abordar mulheres e perguntá-las se possuem filhos de até três anos. Se a resposta for positiva, perguntar se utilizam/utilizaram fraldas descartáveis; caso contrário encerrar. Se sim, continuar questionário, se não, agradecer e encerrar.

Dados Demográficos:

Nome: Denise

Data de Nascimento: 04/1977

Trabalha: sim ☒ não ☒

Profissão: Amadora

Renda Familiar: R\$ 35.000,00

Número de Filhos: 2

Idade do Mais Novo: 23m

Marca da fralda descartável mais utilizada: Pampers One and Done

Endereço: R. 6, nº 25 - Bangu

CEP:

Instrução: A Sra. será solicitada a dar notas, numa escala de 1 a 7 para cada um dos atributos de produto que lhe apresentarmos.

Atributo 1: Deixa a pele do bebê mais sequinha

1	2	3	4	5	6	7
totalmente	muito seca	seca	nem seca nem úmida	úmida	muito úmida	totalmente úmida

Atributo 2: Não vaza

1	2	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 3: Tempo Geral de Troca

1	2	3	4	5	6	7
excelente	muito bom	bom	nem bom/nem ruim	ruim	muito ruim	péssimo

Atributo 4: Formato

1	2	3	4	5	6	7
excelente	muito bom	bom	nem bom/nem ruim	ruim	muito ruim	péssimo

Atributo 5: Quantidade de material absorvente

1	2	<u>3</u>	4	5	6	7
excessiva	muita	adequada	nem muito/nem pouco	inadequada	pouca	inexistente

Atributo 6: Possui elástico nas pontas

1	<u>2</u>	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 7: Fita frontal de ajuste

<u>1</u>	2	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 8: Possui barra anti-vazamento nas pernas

1	<u>2</u>	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 9: Possui superabsorvente

1	<u>2</u>	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Agora lhe pedirei que classifique, numa escala de 7 pontos, a semelhança entre as seguintes marcas:

Johnson's - Mônica

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Johnson's - Tip

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Johnson's - Pampers

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Johnson's - Plim-Plim

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Johnson's - Pom-Pom

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Johnson's - Linex

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Mônica - Tip

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Mônica - Pampers

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Mônica - Plim - Plim

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Mônica - Pom-Pom

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Mônica - Linex

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Tip - Pampers

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Tip - Plim - Plim

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Tip - Pom-Pom

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Tip - Linex

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Pampers - Plim-Plim

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Pampers - Pom - Pom

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Pampers - Linex

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Plim - Plim - Pom - Pom

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Plim - Plim - Linex

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Pom-Pom - Linex

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

0 Ok.

QUESTIONÁRIO

Data: 14/01/2012 Entrevistador: Vse

Local: Droguaria Parafarmacia - Rua ...

Instruções: Abordar mulheres e perguntá-las se poderiam cooperar com uma pesquisa sobre absorventes higiênicos. Se sim prosseguir, se não, agradecer e encerrar.

Dados Demográficos:

Nome: Rosana Fortes
Data de Nascimento: 01/01/1972
Trabalha: sim ☒ não ☐
Profissão: Recepcionista
Renda Familiar: R\$ 3.000,00
Número de Filhos: 2
Idade do Mais Novo: 12
Marca do absorvente higiênico mais utilizado: Mays - Super e Super
Endereço: R. ... 113 - ...
CEP: 04108-120

Instrução: A Sra. será solicitada a dar notas, numa escala de 1 a 7 para cada um dos atributos de produto que lhe apresentarmos.

Atributo 1: Protege contra vazamentos

1	2	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 2: Fica firme no lugar

1	2	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 3: Sensação de estar sempre seca

1	2	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 4: Não incomoda

1	2	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 5: É discreto

1	2	<u>3</u>	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 6: Não é caro

1	2	3	4	5	6	<u>7</u>
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Atributo 7: Não abafa

1	<u>2</u>	3	4	5	6	7
concordo totalmente	concordo	concordo parcialmente	nem concordo/nem discordo	discordo parcialmente	discordo	discordo totalmente

Agora lhe pedirei que classifique, numa escala de 7 pontos, a semelhança entre as seguintes marcas:

Sempre Livre - Modess

<u>1</u>	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Sempre Livre - Segura & Natural

1	2	3	<u>4</u>	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Sempre Livre - Ela

1	2	3	4	<u>5</u>	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Sempre Livre - Serena

1	2	3	4	<u>5</u>	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Sempre Livre - Sutil

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Modess - Segura & Natural

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Modess - Ela

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Modess - Serena

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Modess - Sutil

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Segura & Natural - Ela

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Segura & Natural - Serena

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Segura & Natural - Sutil

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Ela - Serena

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Ela - Sutil

1	2	3	4	5	6	7
idênticas	muito parecidas	parecidas	nem parecidas/nem diferentes	diferentes	muito diferentes	totalmente diferentes

Serena - Sutil

1

2

3

4

5

6

7

idênticas muito parecidas parecidas nem parecidas/nem diferentes diferentes muito diferentes totalmente diferentes

9

QUESTIONÁRIO

Data: 22/10/93

Entrevistador SÉRGIO

Local: FACUNDA DE ANHEMBI MORUMBI

Instruções: Abordar mulheres e perguntá-las se poderiam cooperar com uma pesquisa sobre absorventes higiênicos. Se sim prosseguir, se não, agradecer e encerrar.

Dados Demográficos:

Nome: MARLUCE SARDURI MARQUES

Data de Nascimento: 23/06/72

Trabalha: sim ☒ não ☐

Profissão: ANALISTA DE ATERAMENTO

Renda Familiar: —

Número de Filhos: —

Idade do Mais Novo: —

Marca do absorvente higiênico mais utilizado SEMPRE LIVRE

Endereço: R. ALM. Luis PENIDO BURNIER 47 BLOCO 2 AP 33 (511-4756)

CEP: 05860-000

Agora lhe pedirei que classifique, numa escala de 1 a 5 pontos, a semelhança entre as seguintes marcas:

Sempre Livre - Modess

1	<input checked="" type="checkbox"/>	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Sempre Livre - Segura & Natural

1	2	3	<input checked="" type="checkbox"/>	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Sempre Livre - Ela

1	2	3	4	<input checked="" type="checkbox"/>
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Sempre Livre - Serena

1	2	3	4	<input checked="" type="checkbox"/>
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Sempre Livre - Sutil

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Modess - Segura & Natural

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Modess - Ela

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Modess - Serena

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Modess - Sutil

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Segura & Natural - Ela

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Segura & Natural - Serena

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Segura & Natural - Sutil

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Ela - Serena

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Ela - Sutil

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Serena - Sutil

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

Agora gostaria que a Sra. ordenasse as marcas de absorventes, da mais preferida para a menos preferida:

Sempre Livre (1)
Modess (4)
Segura & Natural (3)
Serena (6)
Ela (5)
Sutil (2)

Agradecer e encerrar

(13)

QUESTIONÁRIO

Data: 23/10/93

Entrevistador Sérgio.

Local: PARQUE DO IBIRAPUERA

Instruções: Abordar mulheres e perguntá-las se possuem filhos de até três anos. Se a resposta for positiva, perguntar se utilizam/utilizaram fraldas descartáveis; caso contrário encerrar. Se sim, continuar questionário, se não, agradecer e encerrar.

Dados Demográficos:

Nome: ELIANE GUERREIRO ROSA

Data de Nascimento: 22/02/69

Trabalha: sim ☒ não ☐

Profissão: PROFESSORA

Renda Familiar: 80,000

Número de Filhos: 01

Idade do Mais Novo: 08

Marca da fralda descartável mais utilizada: PAMPERS.

Endereço: AV. GUAPIRA 437 TUCURUÍ

CEP: 02265-000

Instrução: A Sra. será solicitada a dar notas, numa escala de 1 a 5 para cada uma das duplas de marcas de fraldas:

1. Johnson's - Monica

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

2. Monica - Plim-Plim

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

3. Plim-Plim - Linex

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

4. Linex - Pampers

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

5. Pampers - Pom-Pom

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

6. Pom-Pom - Tip

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

7. Tip - Johnson's

1	2	3	4	5
Idênticas	Muito Parecidas	Nem Parecidas/Nem Diferentes	Pouco Diferentes	Diferentes

De acordo com o disco que a Sra. recebeu, ordene as marcas por ordem de preferencia, da mais preferida à menos preferida.

Johnson's (2)
 Monica (6)
 Pampers (1)
 Tip (3)
 Plim-Plim (5)
 Pom-Pom (4)
 Linex (7).

KYST FRALDAS

ANALYSIS TITLE: FRALDAS KYST

DATA IS READ FROM FILE: C:\ESTATST\DAPOS\KDIAP.DAT
OUTPUT FILE IS: A:KDIAP2.PRN

INPUT PARAMETERS:

MAXIMUM DIMENSIONS	4
MINIMUM DIMENSIONS	1
DIMENSION DECREMENT	1
MINIMUM STRESS	.01000
SCALE FACTOR GRADIENT	.00000
STRESS STEP RATIO	.99900
MAXIMUM ITERATIONS	50
COSINE OF ANGLE BETWEEN GRADIENTS	.66000
AVERAGE COSINE OF ANGLE	.66000
NUMBER OF PRE-ITERATIONS	1
THE NUMBER OF DATA POINTS TO BE FIXED IS:	0
EUCLIDEAN DISTANCE	
STRESS FORMULA 2	
TIES PRIMARY	
LOWER HALF MATRIX	
NOT BLOCK DIAGONAL	
DIAGONAL ABSENT	
SPLIT BY DECK	
TORSCA INITIAL CONFIGURATION	
NO WEIGHTS AFTER DATA	
MONOTONE MODEL	
ASCENDING DATA	
ALL PLOTS OF FINAL CONFIGURATION	
ALL SCATTER PLOTS OF DIST VS DHAT	
ROTATE FINAL CONFIG. COORDINATES	

PARAMETERS: 7 1 1
TITLE: (6F2.1)

TITLE: FRALDAS KYST

HISTORY OF COMPUTATION:

= 7 THERE ARE 21 DATA VALUES, SPLIT INTO 1 LIST(S).
DIMENSION(S) = 2

SAISFACTORY STRESS WAS REACHED

THE FINAL CONFIGURATION HAS BEEN ROTATED TO PRINCIPAL COMPONENTS.

THE FINAL CONFIGURATION OF 7 POINTS IN 2 DIMENSIONS HAS STRESS OF .010
FORMULA 2 WAS USED. THE FINAL CONFIGURATION APPEARS:

	1	2
1	1.116	-.492
2	-.670	-.009
3	1.140	-.443
4	.559	1.295
5	-.711	-.112
6	-.722	-.179
7	-.710	-.061

DATA GROUP(S)

SERIAL COUNT STRESS REGRESSION COEFFICIENTS (FROM DEGREE 0 TO MAX OF 4)
1 21 .010 ASCENDING

I	J	DATA	DIST	DHAT	WGHT	GP	NO
6	5 ✓	3.200	.07	.06	1.00	1	1
7	2 ✓	3.200	.07	.06	1.00	1	2
7	5 ✓	3.300	.05	.06	1.00	1	3
3	1 ✓	3.400	.05 ✓	.06	1.00	1	4
7	6 ✓	3.500	.12	.11	1.00	1	5
5	2 ✓	3.500	.11	.11	1.00	1	6
6	2 ✓	3.600	.18	.18	1.00	1	7
4	2 ✓	3.800	1.79	1.79	1.00	1	8
2	1 ✓	3.800	1.85 ✓	1.84	1.00	1	9
4	3 ✓	3.900	1.83	1.84	1.00	1	10
4	1 ✓	4.000	1.87 ✓	1.87	1.00	1	11
6	1 ✓	4.000	1.86	1.87	1.00	1	12
3	2 ✓	4.000	1.86 ✓	1.87	1.00	1	13
5	4 ✓	4.000	1.90	1.88	1.00	1	14
7	3 ✓	4.000	1.89	1.88	1.00	1	15
7	4 ✓	4.100	1.86	1.88	1.00	1	16
5	3 ✓	4.100	1.88	1.88	1.00	1	17
5	1 ✓	4.200	1.87	1.88	1.00	1	18
6	3 ✓	4.200	1.88	1.88	1.00	1	19
7	1 ✓	4.300	1.88	1.88	1.00	1	20
6	4 ✓	4.700	1.95	1.95	1.00	1	21

ALDAS KYST

ST AND DHAT VERSES DATA FOR 2 DIMENSION(S)
RESS = .0100

```
      .1655.   .5838.   1.0021.   1.4204.   1.8387.
- .0437   .3746   .7929   1.2112   1.6295   2.0478
* _****_****_****_****_****_****_****_****_****_*

4.77 ..                                     .. 4.77
4.71 ..                                     .. 4.71
4.65 ..                                     .. 4.65
4.59 ..                                     .. 4.59
4.53 ..                                     .. 4.53
4.47 ..                                     .. 4.47
4.41 ..                                     .. 4.41
4.35 ..                                     .. 4.35
4.29 ..                                     .. 4.29
4.23 ..                                     .. 4.23
4.16 ..                                     .. 4.16
4.10 ..                                     .. 4.10
4.04 ..                                     .. 4.04
3.98 ..                                     .. 3.98
3.92 ..                                     .. 3.92
3.86 ..                                     .. 3.86
3.80 ..                                     .. 3.80
3.74 ..                                     .. 3.74
3.68 ..                                     .. 3.68
3.61 ..      X                                     .. 3.61
3.55 ..                                     .. 3.55
3.49 ..      X                                     .. 3.49
3.43 ..      X                                     .. 3.43
3.37 ..                                     .. 3.37
3.31 ..      X                                     .. 3.31
3.25 ..                                     .. 3.25
3.19 ..      X+                                     .. 3.19
3.12 ..                                     .. 3.12

* _****_****_****_****_****_****_****_****_****_*
      .1655.   .5838.   1.0021.   1.4204.   1.8387.
- .0437   .3746   .7929   1.2112   1.6295   2.0478
```

PREFMAP ABSORVENTES

DATA IS READ FROM FILE: a:prenapk.dat
 OUTPUT FILE IS: a:prenapk.prn

N	NO. OF STIMULI	6
K	NO. OF DIMENSIONS	3
NSUB	NO. OF SUBJECTS	1
ISV	0=SMALL SCALE VALUE REPRESENTS GREATER PREF.	0
NORS	1=NORMALIZE SCALE VALUES	0
IRX	0=STIMULUS COORDINATES N BY K, OR 1 = K BY N	0
IPS	STARTING PHASE	2
IPE	ENDING PHASE	4
IRWT	1=READ IN WEIGHTS, 0=NO WEIGHTS READ IN	0
LFITSW	HOW D**2 IS RELATED TO SCALE VALUES	1
	0=LINEARLY,	
	1=MONOTONE WITH NO TIES,	
	2=BLOCK MONOTONE WITH ORDERING IN BLOCKS	
	3=BLOCK MONOTONE WITH EQUALITY IN BLOCKS	
IAV	0=AVERAGE SUBJECTS COMPUTED ONCE FOR ALL PHASES,	1
	1=CALCULATE EACH PHASE	
MAXIT	MAXIMUM ITERATIONS, WHEN 0 IT IS SET TO 15	20
ISHAT	0=USE SCALE VALUES FROM PREVIOUS PHASE,	0
	1=USE ORIG VALUES	
IPILOT	0=AVERAGE SUBJECTS,	1
	1=AVERAGE SUBJECTS & SUBJECT FUNCTIONS,	
	2=ALL PLOTS	
CRIT	CRITERIA FOR STOPPING MONOTONE FIT	.0010

*****IDENTIFICATION KEY FOR PLOTS WITH IDENTIFIED POINTS*****

PT #	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
CHAR	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	D	E	F
PT #	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
CHAR	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
PT #	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45
CHAR	V	W	X	Y	Z	+	/	=	*	&	\$	@	%	?	<
PT #	46	47	48	49	50										
CHAR	()	"	#	@										

POINT NUMBERS ABOVE 50 IDENTIFIED AS >, MULTIPLE POINTS IDENTIFIED AS

POINTS 1 TO 6 ARE STIMULI AND POINTS 7 TO 7 ARE IDEAL POINTS

AVERAGE SUBJECT

3 (VECTOR OF SCALE VALUES, E.G. PREFERENCES)

-.41085	-.40640	-.40749	.40825	.40825	.40825
---------	---------	---------	--------	--------	--------

BETA VALUES (IN THE MOST GENERAL CASE THERE ARE $(2K + K(K-1)/2 + 1)$ TERMS -
QUADRATIC, LINEAR, THEN A CONSTANT TERM)

.04124	8.02771	-.17518	1.29111	2.31174
--------	---------	---------	---------	---------

CORRELATION)=

.99993

SIGNED DSQ, (SIGNED DISTANCE SQUARED FROM STIMULI TO IDEAL)

6.33783	6.34635	6.34426	7.16589	7.15192	7.15982
---------	---------	---------	---------	---------	---------

SUBJECT 2

COORDINATES OF IDEAL POINT WITH RESPECT TO OLD AXES

-1.73629	.03789	.27925
----------	--------	--------

IMPORTANCES OF NEW AXES

2.31174	2.31174	-2.31174
---------	---------	----------

STIMULI COORDINATES

DIMENSION	1	2	3
STIMULI			
1	-.07186	-.00114	.10532
2	-.03700	-.11176	-.12658
3	-.02898	.10469	-.13908
4	.05340	.01478	-.04282
5	.06121	-.00253	-.09345
6	.02317	-.00404	.29659

COORDINATES OF IDEAL POINTS

DIMENSION	1	2	3
SUBJECTS			
1	-1.69018	.03540	.27504
2	-1.73629	.03789	.27925

CORRELATION (PHASE)				F RATIO (PHASE)			
R1	R2	R3	R4	F1	F2	F3	F4
				9-4	6-1	4 1	3 2
1	.000	.943	1.000	.000	-1.343	1000.000	548.956
AVG	.000	.943	1.000	.000	-1.341	1000.000	1000.000

F RATIO (BETWEEN PHASE)					
F12	F13	F14	F23	F24	F34
3-4	5-4	6-4	2-1	3-1	1 1
1	.000	.000	.000	.499	.330 1000.000
AVG	.000	.000	.000	.499	.332 1000.000

ROOT MEAN SQUARE

PHASE	
1	.000
2	.943
3	1.000
4	.999

AN F - VALUE OF 1000.0 IN THE ABOVE TABLE INDICATES
A POSSIBLE DIVISION BY ZERO. I.E. R IS VERY CLOSE TO 1.00

NORMAL END OF PROGRAM

INDSCAL ABSORVENTES

PC - MDS VERSION

ANALYSIS TITLE: absorv. indscal

DATA IS READ FROM FILE: a:pretnap.dat
 OUTPUT FILE IS: a:pretnap.pnn

N	NO. OF STIMULI	6
K	NO. OF DIMENSIONS	3
NSUB	NO. OF SUBJECTS	1
ISV	0=SMALL SCALE VALUE REPRESENTS GREATER PREF.	0
NORS	1=NORMALIZE SCALE VALUES	0
IRX	0=STIMULUS COORDINATES N BY K, OR 1 = K BY N	0
IPS	STARTING PHASE	2
IPF	ENDING PHASE	4
IRWT	1=READ IN WEIGHTS, 0=NO WEIGHTS READ IN	0
LF11SW	HOW D**2 IS RELATED TO SCALE VALUES	1
	0=LINEARLY,	
	1=MONOTONE WITH NO TIES,	
	2=BLOCK MONOTONE WITH ORDERING IN BLOCKS	
	3=BLOCK MONOTONE WITH EQUALITY IN BLOCKS	
IAY	0=AVERAGE SUBJECTS COMPUTED ONCE FOR ALL PHASES,	1
	1=CALCULATE EACH PHASE	
MAXIT	MAXIMUM ITERATIONS, WHEN 0 IT IS SET TO 15	20
ISHAT	0=USE SCALE VALUES FROM PREVIOUS PHASE,	0
	1=USE ORIG VALUES	
IMLOI	0=AVERAGE SUBJECTS,	1
	1=AVERAGE SUBJECTS & SUBJECT FUNCTIONS,	
	2=ALL PLOTS	
CRIT	CRITERIA FOR STOPPING MONOTONE FIT	.0010

SUBJECT 1

1.00					
2.00	1.00				
5.00	5.00	4.00			
5.00	4.00	4.00	2.00		
5.00	5.00	5.00	3.00	4.00	

SUBJECT 10

5.00					
5.00	4.00				
2.00	5.00	5.00			
5.00	5.00	5.00	3.00		
3.00	5.00	5.00	3.00	3.00	

INITIAL A MATRICES

MATRIX 1

1	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
2	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
3	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

MATRIX 2

1	.4257	-.0724	-.1040	.4653	-.1853
	-.3849				
2	-.0541	.3826	-.0469	-.3351	-.3026
	.1942				
3	-.3516	-.2383	.2954	.3221	.3436
	-.4229				

MATRIX 3

1	.1126	-.3603	.4448	.3780	.4900
	.0394				
2	-.4308	-.2456	-.2815	-.4792	-.4867
	.2676				
3	-.2278	-.4010	-.2592	-.1818	.3562
	-.1681				

NORMALIZED A MATRICES

MATRIX 1

1	.78058	.01306	.38769
2	.53124	.67253	-.06048
3	.63923	.43899	.27248
4	.47523	.31293	.28886
5	.70091	.51361	-.09024
6	.59186	.29236	.25812
7	.53123	.59987	.16653
8	.70958	.19960	.38530
9	.64462	.31309	.16853
0	.10498	.17819	.92814

MATRIX 2

1	-.69872	-.21153	.31102
2	-.22950	.66253	-.59263
3	-.12789	-.70243	-.53427
4	.47674	.05175	.24651
5	.44403	.08797	.13679
6	.13534	.11171	.43258

MATRIX 3

1	-.69872	-.21153	.31102
2	-.22950	.66253	-.59263
3	-.12789	-.70243	-.53427
4	.47674	.05175	.24651
5	.44403	.08797	.13679
6	.13534	.11171	.43258

MATRIX 1

SUMS OF PRODUCTS

1	3.57792	2.01354	1.23884
2	2.01354	1.62700	.59802
3	1.23884	.59802	1.45245

SUM OF SQUARES = 6.65737

MATRIX 2

SUMS OF PRODUCTS

1	1.00000	.16444	.22383
2	.16444	1.00000	-.01003
3	.22383	-.01003	1.00000

SUM OF SQUARES = 3.00000

MATRIX 3

SUMS OF PRODUCTS

1	1.00000	.16444	.22383
2	.16444	1.00000	-.01003
3	.22383	-.01003	1.00000

SUM OF SQUARES = 3.00000

MATRIZES DE PARECENÇA

Matriz S para fraldas
KYST

7 1 1
(6F2.1)
38
3440
403839
42354140
4036424732
433240413335
□

Matriz S para absorventes
KYST

6 1 1
(5F2.1))
34
3541
474137
48403729
3742413235
□

Matrizes S para absorventes
INDSCAL

10 6 6
(2x, 5F1.0)
011
0121
01554
015442
0155534
025
0225
02534
025343
0243443
035
0355
03554
035542
0333333

045
0423
04532
045434
0455555
051
0525
05533
055333
0533333
061
0655
06535
065552
0625335
075
0755
07545
075454
0754544

084
0833
08553
085424
0844422
092
0945
09552
095322
0935423
105
1054
10255
103553
1035533
□

TABELA

DISTRIBUIÇÃO DE SPEARMAN
Cauda inferior
reprodução parcial

d	P	d	P	d	P	d	P
n = 2							
0	.5000	22	.0229	10	.0071	24	.0033
n = 3							
0	.1667	24	.0238	12	.0062	26	.0023
2	.5000	26	.0347	14	.0033	28	.0005
n = 4							
0	.0417	28	.0415	16	.0004	30	.0006
2	.1667	30	.0481	18	.0006	32	.0037
n = 5							
0	.0013	32	.0575	20	.0031	34	.0025
2	.0417	34	.0661	22	.0111	36	.0011
4	.0667	36	.0736	24	.0114	38	.0014
6	.1667	38	.0855	26	.0119	40	.0016
n = 6							
0	.0014	40	.0983	28	.0124	42	.0028
2	.0417	42	.1031	30	.0129	44	.0023
4	.0667	44	.1215	32	.0136	46	.0027
6	.1667	n = 7					
n = 7							
0	.0013	0	.0000	34	.0144	48	.0032
2	.0417	2	.0000	36	.0153	50	.0037
4	.0667	4	.0001	38	.0163	52	.0043
6	.1667	6	.0003	40	.0175	54	.0049
n = 8							
0	.0014	8	.0004	42	.0187	56	.0056
2	.0417	10	.0007	44	.0191	58	.0068
4	.0667	12	.0010	46	.0197	60	.0072
6	.1667	14	.0015	48	.0204	62	.0081
n = 9							
0	.0014	16	.0023	50	.0213	64	.0091
2	.0417	18	.0030	52	.0219	66	.0102
4	.0667	20	.0041	54	.0226	68	.0113
6	.1667	22	.0054	56	.0234	70	.0126
8	.2500	24	.0069	58	.0245	72	.0139
n = 10							
0	.0014	26	.0086	60	.0272	74	.0153
2	.0417	28	.0107	62	.0302	76	.0168
4	.0667	30	.0127	64	.0334	78	.0184
6	.1667	32	.0156	66	.0367	80	.0201
8	.2500	34	.0184	68	.0400	82	.0220
10	.3333	36	.0216	70	.0441	84	.0239
12	.4000	38	.0252	72	.0482	86	.0260
14	.4667	40	.0294	74	.0524	88	.0281
16	.5333	42	.0340	76	.0568	90	.0304
18	.6000	44	.0390	78	.0614	92	.0328
20	.6667	46	.0444	80	.0661	94	.0353
22	.7333	48	.0500	82	.0710	96	.0379
24	.8000	50	.0558	84	.0760	98	.0406
26	.8667	52	.0617	86	.0811	100	.0434
28	.9333	54	.0677	88	.0863	102	.0463
30	1.0000	56	.0738	90	.0916	104	.0493
32		58	.0800	92	.0970	106	.0524
34		60	.0863	94	.1025	108	.0556
36		62	.0927	96	.1081	110	.0589
38		64	.0992	98	.1138	112	.0623
40		66	.1058	100	.1196	114	.0658
42		68	.1125	102	.1255	116	.0694
44		70	.1193	104	.1315	118	.0731
46		72	.1262	106	.1376	120	.0769
48		74	.1332	108	.1438	122	.0808
50		76	.1403	110	.1500	124	.0848
52		78	.1475	112	.1563	126	.0889
54		80	.1547	114	.1627	128	.0931
56		82	.1620	116	.1692	130	.0974
58		84	.1693	118	.1758	132	.1018
60		86	.1767	120	.1825	134	.1063
62		88	.1842	122	.1893	136	.1109
64		90	.1917	124	.1962	138	.1156
66		92	.1993	126	.2032	140	.1204
68		94	.2069	128	.2103	142	.1253
70		96	.2146	130	.2175	144	.1303
72		98	.2223	132	.2248	146	.1354
74		100	.2301	134	.2322	148	.1406
76		102	.2379	136	.2397	150	.1459
78		104	.2458	138	.2473	152	.1513
80		106	.2537	140	.2550	154	.1568
82		108	.2617	142	.2628	156	.1624
84		110	.2697	144	.2707	158	.1681
86		112	.2778	146	.2787	160	.1739
88		114	.2859	148	.2868	162	.1798
90		116	.2940	150	.2949	164	.1858
92		118	.3022	152	.3031	166	.1919
94		120	.3104	154	.3114	168	.1981
96		122	.3187	156	.3197	170	.2044
98		124	.3270	158	.3281	172	.2108
100		126	.3354	160	.3365	174	.2173
102		128	.3438	162	.3450	176	.2239
104		130	.3523	164	.3535	178	.2306
106		132	.3608	166	.3621	180	.2374
108		134	.3694	168	.3707	182	.2443
110		136	.3780	170	.3794	184	.2513
112		138	.3867	172	.3881	186	.2584
114		140	.3954	174	.3969	188	.2656
116		142	.4042	176	.4057	190	.2729
118		144	.4130	178	.4146	192	.2803
120		146	.4219	180	.4235	194	.2878
122		148	.4308	182	.4325	196	.2954
124		150	.4398	184	.4415	198	.3031
126		152	.4488	186	.4506	200	.3109
128		154	.4579	188	.4597	202	.3188
130		156	.4670	190	.4689	204	.3268
132		158	.4762	192	.4781	206	.3349
134		160	.4854	194	.4873	208	.3431
136		162	.4946	196	.4966	210	.3514
138		164	.5039	198	.5059	212	.3598
140		166	.5132	200	.5152	214	.3683
142		168	.5225	202	.5246	216	.3768
144		170	.5319	204	.5340	218	.3854
146		172	.5413	206	.5435	220	.3941
148		174	.5508	208	.5530	222	.4029
150		176	.5603	210	.5625	224	.4117
152		178	.5699	212	.5721	226	.4206
154		180	.5795	214	.5817	228	.4296
156		182	.5891	216	.5914	230	.4387
158		184	.5988	218	.6011	232	.4479
160		186	.6085	220	.6108	234	.4572
162		188	.6183	222	.6206	236	.4666
164		190	.6281	224	.6304	238	.4761
166		192	.6380	226	.6402	240	.4857
168		194	.6479	228	.6501	242	.4954
170		196	.6578	230	.6600	244	.5052
172		198	.6678	232	.6699	246	.5151
174		200	.6778	234	.6799	248	.5251
176		202	.6878	236	.6899	250	.5352
178		204	.6979	238	.6999	252	.5454
180		206	.7080	240	.7099	254	.5556
182		208	.7181	242	.7199	256	.5659
184		210	.7283	244	.7299	258	.5763
186		212	.7385	246	.7399	260	.5868
188		214	.7487	248	.7499	262	.5974
190		216	.7590	250	.7599	264	.6081
192		218	.7693	252	.7699	266	.6189
194		220	.7796	254	.7799	268	.6298
196		222	.7899	256	.7899	270	.6408
198		224	.7999	258	.7999	272	.6519
200		226	.8099	260	.8099	274	.6631
202		228	.8199	262	.8199	276	.6744
204		230	.8299	264	.8299	278	.6858
206		232	.8399	266	.8399	280	.6973
208		234	.8499	268	.8499	282	.7089
210		236	.8599	270	.8599	284	.7206
212		238	.8699	272	.8699	286	.7324
214		240	.8799	274	.8799	288	.7443
216		242	.8899	276	.8899	290	.7563
218		244	.8999	278	.8999	292	.7684
220		246	.9099	280	.9099	294	.7806
222		248	.9199	282	.9199	296	.7929
224		250	.9299	284	.9299	298	.8053
226		252	.9399	286	.9399	300	.8178
228		254	.9499	288	.9499	302	.8304
230		256	.9599	290	.9599	304	.8431
232		258	.9699	292	.9699	306	.8559
234		260	.9799	294	.9799	308	.8688
236		262	.9899	296	.9899	310	.8818
238		264	.9999	298	.9999	312	.8949
240		266		300		314	.9081
242		268		302		316	.9214
244		270		304		318	.9348
246		272		306		320	.9483
248		274		308		322	.9619
250		276		310		324	.9756
252		278		312		326	.9894
254		280		314		328	.1000
256		282		316		330	.1000
258		284		318		332	.1000
260		286		320		334	.1000
262		288		322		336	.1000
264		290		324		338	.1000
266		292		326		340	.1000
268		294		328		342	.1000
270		296		330		344	.1000
272		298		332		346	.1000
274		300		334		348	.1000
276		302		336		350	.1000
278		304		338		352	.1000
280		306		340		354	.1000
282		308		342		356	.1000
284		310		344		358	.1000
286		312		346		360	.1000
288		314		348		362	.1000
290		316		350		364	.1000
292		318		352		366	.1000
294		320		354		368	.1000
296		322		356		370	.1000
298		324		358		372	.1000
300		326		360		374	.1000
302		328		362		376	.1000
304		330		364		378	.1000
306		332		366		380	.1000
308		334		368		382	.1000
310		336		370		384	.1000
312		338		372		386	.1000
314		340		374		388	.1000
316		342		376		390	.1000
318		344		378		392	.1000
320		346		380		394	.1000
322		348		382		396	.1000
324		350		384		398	.1000
326		352		386		400</	

BIBLIOGRAFIA

1. Aaker, D.A. and Day, G.S. (1986), Marketing Research, 3rd. ed., John Wiley & Sons, Cap. 6, 7, 8, 10, 11 e 17.
2. Abell, Derek F. & Hammond, J.S. (1979), Strategic Marketing Planning, Problem and Analytical Approach, , Prentice Hall Inc., Cap. 8
3. Abernathy, W.J. & Wayne, K. (1974), The Limits of The Learning Curve, , H.B.R., sept/oct., pg. 109 - 119.
4. Anderson, P.F. (1982) Marketing Strategic Planning and The Theory of the Firm, , Journal of Marketing, Spring.
5. _____ (1977), Estratégia Empresarial, Ed. Atlas
6. Ansoff H.I. (1983), Administração Estratégica, Ed. Atlas
7. Bickel, P & Doksum, K (1977), Mathematical Statistics, Holden Day, Inc., Cap. 9.
8. Bloom, P.N. & Kotler, P. (1975), Strategies for High Market Share Companies, , H.B.R., nov/dec., pp. 61-72.
9. Buzzell, R.D., Gale, B.T. and Sultan, R.G.M. (1955), Market Share - A Key to Profitability -, , H.B.R., jan/feb, pp. 97-106.
10. Buzzell, R.D. & Wiersena, F.D. (1985), Successful Share Building Strategy, , H.B.R. Executive Book Series, The Marketing Renaissance, David E. Gumpert, Editor, John Wiley & Sons, pp. 342-358
11. Carroll, J.D. & Chang, J.J. (1970), Analysis of Individual Differences in Multidimensional Scaling via N-Way generalization of Eckart-Young Decomposition, Psychometrika, vol.35, no. 3, pp.283-319.
12. Coombs, C.H. (1964), A Theory of Data,, John Wiley & Sons, Cap.1.
13. Dillon, W.R. and Goldstein, M. (1984), Multivariate Analysis - Methods and Applications, John Wiley and Sons.
14. Ferguson, C.E. (1981), Microeconomia, , 4a. ed., Forense Universitária, pp.77-80, 116-119.

15. Fruhan, Jr., W.E. (1983), Pyrrhic Victories in Fights for Market Share, , pp. 112-125 in Strategic Management, H.B.R. Executive Book Series, R.G. Hamermesh, Editor, John Wiley & Sons Inc..
16. Green, P.E. and Carmone, F.J. (1970), Multidimensional Scaling and Related Techniques in Marketing Analysis, , Allyn and Bacon Inc.
17. Green, Paul E. (1975), Marketing Applications of MDS: Assessment and Outlook, , Journal of Marketing, Vol. 39, Jan., pp. 24-31.
18. Green, P.E. and Rao, V. (1977), Applied Multidimensional Scaling - A Comparison of Approaches and Algorithms, , Holt, Rinehart and Winston Inc., Cap. 2.
19. Green, P.E. & Carroll, J.D. (1978), Mathematical Tools For Applied Multivariate Analysis, Academic Press, Inc., Cap. 5.
20. Green, P.E. and Tull, D.S. (1978), Research for Marketing Decisions, , 4a. ed., Prentice Hall, Cap. 6, Measurement and Scaling in Marketing.
21. Hadley, G. (1969), Linear Algebra, Addison Wesley Publishing Company, Inc., Cap. 1, 2, 3, 4 e 7.
22. Hamermesh, R.G., Anderson Jr., M.T. & Harris, J.E. (1983), Strategies for Low Market Share Businesses, , pp. 126-138 in Strategic Management, H.B.R. Executive Book Series, R.G. Hamermesh, Editor, John Wiley & Sons Inc..
23. Harman, H.H. (1967), Modern Factor Analysis, , The University of Chicago Press, 2nd. ed., Caps. 1 e 2.
24. Hulbert, James M. & Toy, Norman E. (1977), A Strategic Framework For Marketing Control, , Journal of Marketing, april, pp. 12-20.
25. Johnson, Richard M. (1971), Market Segmentation: A Strategic Management Tool, , Journal of Marketing Research, Vol. VIII, February, pp. 13-18.
26. Kotler, P. (1988), Marketing Management - Analysis, Planning, Implementation and Control, , 6th. ed., Prentice Hall, Cap. 3, 8, 11.

- 27 Kruskal, J.B., (1978), Multidimensional Scaling, Sage University Papers, Sage Publications, Inc..
28. Levitt, T. (1975), Marketing Myopia, , Harvard Business Review, Set/Out.
29. Levy, M.S.M, (1981), Escalonamento Multidimensional, Dissertação de Mestrado, USP.
30. Luck, D.J., Ferrell, O.C. e Lucas Jr., G.H. (1989), Marketing Strategies and Plans, , 3rd. ed., Prentice Hall, Cap. 4 e 5.
31. McCarthy, E.J. (1981), Basic Marketing: A Managerial Approach, , Homewood Ill, Richard D. Irwin.
32. Oxenfeldt, A.R. (1959), How to Use Market Share Measurement, , HBR, jan/feb.
33. Porter, M.E. (1980), Competitive Strategy, Free Press, Cap. 1 e
34. _____ (1983) How Competitive Forces Shape Strategy, , pp.35-49, in Strategic Management, H.B.R. Executive Book Series, R.G. Hamermesh, Editor, John Wiley & Sons Inc..
35. _____ (1985), Vantagem Competitiva, Ed. Campus, Cap.1.
36. Pride, W.M. & Ferrell, O.C. (1987), Marketing: Basic Concepts and Decisions, 5th.ed., Houghton Mifflin Company, Parte 4, caso 1 - Norton.
37. Ries, A & Trout, J. (1986), Positioning: The Battle for Your Mind, Warner Books, Cap.1.
38. Rojo, Francisco J. (1984), A Fatia de Mercado em Função do Esforço Mercadológico, Dissertação de Mestrado, EAESP-FGV, São Paulo.
39. Shepard, R.N., Romney, A.K. and Nerlove, S. (1972), Individual Differences and Multidimensional Scaling, J.D. Carroll, in Multidimensional Scaling: Theory and Applications in the Behavioral Sciences, , N.Y. Science Press, Vol. I, pp. 105-155.
40. _____ (1972), The Purpose of Multidimensional Scaling, R.N. Shepard, in Multidimensional Scaling:

Theory and Applications in the Behavioral Sciences, N.Y. Science Press, Vol. I, pp. 1-20.

41. Schiffman, S., Reynolds, M.L., Young, F.W. (1981), Introduction to Multidimensional Scaling, Theory, Methods and Applications, , Academic Press Inc., Cap. 1, 2, 4, 7, 8, 12. X

42. Schoeffler, S., Buzzell, R.D., Heany, D.F. (1974), Impact of Strategic Planning on Profit Performance, , HBR, mar/apr, p.137.

43. Wonnacott, T & Wonnacott, R. (1977), Introdução à Estatística, Livros Técnicos e Científicos, Cap.16.

44. Woo, C.Y. & Cooper, A.S. (1985), The Surprising Case for Low Market Share, , H.B.R., Executive Book Series, The Marketing Renaissance, David E. Gumperd, Editor, John Wiley & Sons, pp. 191-204.