

# Os modelos log-lineares em investigação psicológica

TERESA GARCIA-MARQUES (\*)

ANA CRISTINA QUELHAS (\*)

JORGE F. GOMES (\*)

## INTRODUÇÃO

Na literatura experimental em psicologia é vulgar depararmo-nos com dados relativos a variáveis quantitativas e qualitativas. Quando o estudo envolve múltiplas variáveis e nenhuma delas tem uma natureza contínua, a abordagem estatística mais indicada para compreender o padrão que lhes está subjacente, é a abordagem log-linear. Neste artigo pretendemos oferecer ao leitor uma breve referência a esta análise, ilustrando-a através de um estudo de raciocínio dedutivo (com o suporte de dois programas estatísticos – *Statistica* e *Spss*). Por último, faremos referência às implicações de uma análise dos mesmos dados, utilizando múltiplas tabelas de contingência bivariadas (i.e. com recurso a testes de homogeneidade e independência).

## 1. A ANÁLISE LOG-LINEAR

Os dados de variáveis categoriais podem ser

arrumados em tabelas de contingência, cuja principal função é organizar o número de indivíduos observados que partilham determinadas características. Tal número reflecte as frequências observadas associadas a cada célula. Caso nenhuma das variáveis estabeleça uma associação específica com uma outra, é de se esperar que o total de indivíduos se distribua equitativamente por cada célula; qualquer associação entre variáveis traduz-se num afastamento progressivo deste padrão.

Esta hipótese de independência específica um modelo estatístico em que a probabilidade de uma observação recair sobre uma dada célula é simplesmente o produto das probabilidades marginais (a independência ocorre sempre que a probabilidade conjunta é o produto das probabilidades separadas/sem condicionalização). Assim, sendo a relação observada multiplicativa, a distribuição subjacente ao modelo é a de Poisson. A probabilidade associada à célula  $ij$  é dada por:  $p_{ij} = p_i \cdot p \cdot j$ . Se se considerar os logaritmos naturais, essa relação é:  $\ln p_{ij} = \ln p_i + \ln p \cdot j$ , o que, em termos de frequências esperadas em cada célula, se traduz pelo seu logaritmo ser o somatório dos termos associados às colunas e dos termos associados às linhas a uma constante (relacionada com o número de obser-

---

(\*) Instituto Superior de Psicologia Aplicada.

vações realizadas no estudo):  $\ln F_{ij} = \mu + \mu_{1(i)} + \mu_{2(j)}$ . A transformação logarítmica da relação que pretendemos estudar numa tabela de contingência, permite estudar dados de um modelo multiplicativo em termos lineares, daí que a designação do modelo sob o qual esta abordagem se baseia, ser a de **Modelo Log-Linear**.

São vários os modelos lineares utilizados na análise estatística de dados, sendo os mais conhecidos os modelos lineares paramétricos (também designados por modelos clássicos), onde se encontram, por exemplo, a Regressão e a Análise de Variância. Todos os modelos lineares têm em comum a definição de um preditor linear dos resultados, construído com base numa combinação linear de um conjunto de variáveis. Note-se que a linearidade não é uma propriedade dos dados a analisar, mas sim dos modelos teóricos que regem a análise estatística. O objectivo do investigador é, precisamente, verificar o grau de adaptação entre os modelos teóricos e os dados obtidos. A abordagem geral a estes modelos (*generalized linear models*) permite perceber que eles apenas se diferenciam na natureza das variáveis que lhe estão subjacentes. Tal directiva propõe o estudo da adequação dos modelos aos dados pelo método de máxima verosimilhança e permite abordar frequências do mesmo modo como se abordam variáveis contínuas nos modelos clássicos. Entre aqueles que estudam frequências, destacam-se os modelos *log-lineares* (em que o objecto da análise são frequências) e os modelos *probit* e *logit* (o objecto são proporções ou razões de frequências). Eles possibilitam uma abordagem estatística a resultados que se associam a dois tipos de designs:

- a) *Factorial com variável dependente discreta*. Os grupos a analisar e a sua dimensão são determinados pelo experimentador (definidos pelos níveis da variável independente e pelo número fixo de sujeitos em cada grupo). Recolhem-se dados de uma variável «resposta» qualitativa sendo tidas em consideração as suas frequências. As log-frequências permitem a criação de um modelo log-linear. A razão das frequências associada a cada nível das variáveis independentes – número de observações que verificam o nível da variável vs relativamente às que não verificam –,

permite, por seu lado, a criação de modelos *logit*. Vemos, assim, que os modelos lineares para os logit estão intimamente relacionados com os modelos lineares para o log da frequência. De facto as previsões são idênticas e os parâmetros do modelo *logit* são múltiplos dos modelos das log-freq. Os parâmetros do modelo *logit* são obtidos por se dobrar (2x) os do modelo log-linear (Wickens, 1987). A estreita relação destes dois modelos significa que um modelo *logit* pode ser ajustado aos dados por recurso a programas que concebem modelos log-lineares (os parâmetros deste último que não envolvam a variável resposta não entram no modelo sequer), pelo que apenas nos referiremos a estes últimos;

- b) *Correlacional*. Neste caso, todas as variáveis são de medida e têm uma natureza nominal, sendo o objectivo estudar a associação mútua entre as variáveis. Neste tipo de *design*, nenhum dos marginais da tabela de contingência é fixo, pelo que todas as variáveis podem ou não ser necessárias à definição do modelo log-linear subjacente aos dados.

Face a uma situação concreta, o investigador é colocado perante as questões de saber qual o modelo log-linear associado a um conjunto de dados, e de como aceder a ele. O modelo log-linear que se associa a um conjunto específico de dados coincide com, ou situa-se entre, dois modelos possíveis:

- a) *Modelo de equiprobabilidade*. É aquele que reflecte a total independência das variáveis. As frequências esperadas sob este modelo são mera função do número de sujeitos estudados e do número de células do design:  $\ln F_{ij} = \lambda$ .
- b) *Modelo saturado*. É aquele que faz uso de todos os graus de liberdade associados aos dados, i.e. recorre ao número total de parâmetros definidos pelos dados para ser especificado. As frequências esperadas sob este modelo são função de uma constante (a média geral), da acção de cada uma das variáveis isoladamente, e da acção específica conjunta (interacção) das

variáveis umas com as outras. Este modelo fornece sempre um ajustamento perfeito aos dados, no entanto carece de parcimónia, pelo que não informa acerca da verdadeira estrutura subjacente aos dados:  $\ln F_{ij} = \lambda_{1(i)} + \lambda_{2(j)} + \lambda_1 \lambda_{2(ij)}$ .

A definição do melhor modelo rege-se, assim, pela lei da parcimónia. Os modelos definem-se hierarquicamente (incluem em si todos os modelos de ordem inferior), pelo que um modelo que incorpore a interacção XY deve abranger também o efeito principal tanto da variável X como da variável Y, sejam eles significativos ou não. A questão reside no decidir se o modelo que compreende a associação entre as variáveis, explica uma percentagem da variabilidade observada nos dados significativamente superior à do modelo imediatamente abaixo na estrutura hierárquica, ou não.

Para identificar a estrutura subjacente aos dados, é possível recorrer a um conjunto variado de informações: informação sobre a significância estatística dos efeitos marginais e parciais associados ao modelo saturado; informação sobre o grau de ajustamento do modelo composto por esses efeitos significativos aos dados; e informação sobre o decréscimo ou acréscimo em ajustamento dos modelos imediatamente abaixo e imediatamente acima em termos hierárquicos.

A escolha do modelo mais ajustado pode ser feita recorrendo a quatro procedimentos distintos dentro da abordagem hierárquica:

- a) *Backward elimination*. Começa-se com o modelo saturado (que se adequa sempre aos dados), ao que se retira sucessivamente as interacções de ordem mais elevada.
- b) *Forward selection*. Inicia-se pelo modelo de equiprobabilidade, ao que se segue a análise dos modelos que apenas se ajustam aos totais marginais de uma variável (efeito principal), adicionando sucessivamente efeitos simples e interacções mais complexas. Ou seja, começa-se pelo estudo dos modelos mais simples e passa-se gradualmente a modelos mais complexos, caso esse ajustamento não se verifique.
- c) *Stepwise* (Goodman, 1981; Upton, 1978). O primeiro passo é re-examinar a contribuição dos diferentes parâmetros para cada novo modelo, de forma a que não se

complexifique um modelo que já explica uma proporção significativa da variância. Com este procedimento pretende-se quantificar o efeito das diferentes variáveis ao serem introduzidas ou eliminadas do modelo, ou seja, procura verificar-se quais os efeitos que maior contribuição dão para se cumprir o ajustamento.

- d) *Analítico*. Neste último caso, é sugerida a análise do modelo saturado de forma a compreender a contribuição de cada variável para o padrão observado dos dados, e com base nessa compreensão concebe-se um modelo hipotético não-saturado para análise.

O estudo realizado neste artigo combina, como se verá adiante, o procedimento analítico com o de *stepwise*.

Na estratégia de selecção do melhor modelo, o objectivo é procurar aquele cujo ajustamento aos dados seja o mais perfeito possível. Pretende-se, deste modo, que ao testar se existem diferenças entre as frequências esperadas e as frequências observadas, o teste não rejeite a hipótese nula, ou seja, não rejeite a hipótese de ajustamento. Assim sendo, as preocupações com erros de inferência devem recair, não sobre os erros de Tipo I, mas sim sobre os erros de Tipo II<sup>1</sup>. Quando afirmamos que a hipótese nula é verdadeira, a intenção é reduzir ao máximo a probabilidade de erro, isto é, procuramos um bom ajustamento do modelo aos dados. Tal facto leva a que, para os testes de ajustamento do modelo, seja aconselhável estreitar a zona de aceitação de  $H_0$ . Knobe e Burke (1980) sugerem que se trabalhe com um nível de alfa situado entre .10 e .35. No entanto, visto que esta abordagem envolve um grande número de análises sobre os mesmos dados, é de se esperar uma inflação do erro de Tipo I (Garcia-Marques & Azevedo, 1995), pelo que a solução mais vantajosa é um compromisso entre estas duas atitudes (ficar por valores de alfa entre 5% e 10%).

<sup>1</sup> Os Erros de Tipo I referem-se à rejeição de  $H_0$  (rejeitar a hipótese que afirma existir um ajustamento dos dados ao modelo) quando na realidade  $H_0$  é verdadeira (quando existe um bom ajustamento). Os Erros do Tipo II referem-se à não rejeição de  $H_0$  quando esta é falsa.

A estatística do teste de ajustamento é o  $X^2$  concebido por Pearson para estudar os desvios relativamente à hipótese nula:

ou o seu nomólogo em termos de máxima verosimilhança ( $L^2$ ,  $G^2$ ,  $Y^2$ ):

$$X^2 = \sum \frac{(obs - exp)^2}{exp}$$

$$L^2 = \sum_{all} obs \cdot \ln \frac{obs}{exp}$$

A comparação entre «graus de ajustamento» é feita com base na diferença nas estatísticas de ajustamento  $L^2$ , dado que esta é aditiva, reportando-a a uma distribuição Qui-quadrado com um número de graus de liberdade igual à diferença de graus de liberdade dos modelos.

## 2. ANÁLISE LOG-LINEAR DE UM ESTUDO EXPERIMENTAL

Um estudo experimental foi levado a cabo com o objectivo de analisar o desempenho de sujeitos em tarefas de raciocínio dedutivo que envolvem frases condicionais (Quelhas & Gilly, 1996)<sup>2</sup>. A tarefa é apresentada sob a forma de um silogismo condicional na forma *Modus Ponens*, ou seja, é fornecida uma frase condicional do tipo «Se p, então q», e uma segunda premissa que afirma «p» (afirmação do antecedente da frase condicional). O sujeito deve concluir «q» (consequente da frase condicional), e deve fazê-lo sob forma escrita. Estes silogismos foram construídos com duas estruturas diferenciadas: a *Deôntica* (o antecedente designa uma acção e o consequente uma pré-condição, reforçada pelo uso da modal «tenho de») e a *Neutra* (onde estão ausentes as componentes que caracterizam a estrutura acção/«tenho de»/pré-condição). São caracterizados, igualmente, por três tipos de

conteúdo que se diferenciam no seu grau de *familiaridade* para o sujeito: *conteúdo Familiar* – o antecedente e o consequente encontram-se socialmente relacionados; *conteúdo Plausível* – o antecedente e o consequente são percebidos como passíveis de serem associados; *conteúdo Arbitrário* – o antecedente e o consequente não estabelecem outra relação que não a definida no problema apresentado. Foram considerados quatro grupos etários de sujeitos na realização destas tarefas (8, 11, 14 e mais de 18 anos). O desempenho dos sujeitos – a variável dependente neste estudo – foi classificado em dois tipos de categorias: Correcto vs Não Correcto e Qualidade de Resposta (Lógica, Lógico/Pragmática, e Outras). Assim, o conjunto de variáveis independentes define um *design* factorial 2x3x4, que, sendo associado a uma variável dependente categorial, se define quer numa tabela de contingência 2x3x4x2 (no caso Correcto vs Não Correcto – Tabela 1) quer numa tabela de contingência 2x3x4x3 (no caso Qualidade de Resposta – Tabela 2).

A natureza categorial/nominal da variável *Resposta* afasta a possibilidade do recurso à técnica da análise de variância. A análise não paramétrica correspondente, na abordagem geral dos modelos lineares, é a dos modelos *logit* (que, como já foi referido, podem ser abordados como modelos log-lineares específicos).

A tradição tem sido, contudo, a de se recorrer à abordagem multiparticionada em tabelas de contingência de dupla entrada, ao que se aplicavam, neste caso concreto, testes de homogeneidade com a estatística qui-quadrado de Pearson. No final deste artigo procuraremos discutir esta alternativa apontando não só o facto dela poder conduzir-nos a leituras erróneas de efeitos (chamados efeitos espúrios), como o facto de impossibilitar a leitura de efeitos específicos de conjuntos de variáveis (as interacções) caso estes caracterizem os dados.

Sendo a classificação das respostas em categorias qualitativas (e não só em correcta vs não correcta) uma inovação na literatura do campo (Quelhas, 1991), a sua análise será essencialmente exploratória (terá em vista a compreensão global da estrutura subjacente aos dados). O efeito das variáveis independentes sob o número de respostas correctas, pelo contrário, tem sido reportado em muitos relatórios experimentais, e serve de base a

<sup>2</sup> Este estudo faz parte integrante do trabalho de doutoramento de Cristina Quelhas que se encontra publicado na Colecção Teses, ISPA, 1996.

TABELA 1  
Distribuição dos dados no primeiro estudo

Estrutura	Conteúdo	Idade	Tipo de resposta		Totais
			Correcta	Não Correcta	
D E O N T I C A	Familiar	8	16	4	20
		11	20	0	20
		14	20	0	20
		18	20	0	20
	Plausível	8	13	7	20
		11	15	5	20
		14	18	2	20
		18	18	2	20
	Arbitrário	8	10	10	20
		11	15	5	20
		14	18	2	20
		18	19	1	20
N E U T R A	Familiar	8	14	6	20
		11	16	4	20
		14	19	1	20
		18	20	0	20
	Plausível	8	16	4	20
		11	18	2	20
		14	18	2	20
		18	19	1	20
	Arbitrário	8	9	11	20
		11	14	6	20
		14	20	0	20
		18	19	1	20
Totais			404	76	480

TABELA 2  
Distribuição dos dados no segundo estudo

Estrutura	Conteúdo	Idade	Tipo de resposta			Totais
			Lógica	Lóg/Prag	Outras	
D E O N T I C A	Familiar	8	11	5	4	20
		11	10	10	0	20
		14	8	12	0	20
		18	9	11	0	20
	Plausível	8	9	4	7	20
		11	10	5	5	20
		14	13	5	2	20
		18	10	8	2	20
	Arbitrário	8	5	5	10	20
		11	6	9	4	19
		14	11	7	2	20
		18	6	13	1	20
N E U T R A	Familiar	8	13	1	6	20
		11	13	3	4	20
		14	18	1	1	20
		18	20	0	0	20
	Plausível	8	13	3	4	20
		11	18	0	2	20
		14	16	2	2	20
		18	15	4	1	20
	Arbitrário	8	7	2	11	20
		11	13	1	6	20
		14	20	0	0	20
		18	19	0	1	20
Totais			293	111	75	479

teorias específicas explicativas do funcionamento cognitivo dos sujeitos. Assim, a análise destes dados terá um carácter confirmatório pois visa o teste directo das seguintes hipóteses:

**H1:** *Tendo em vista o desenvolvimento cognitivo verificado ao longo da infância e adolescência, espera-se que o desempenho dos sujeitos melhore com a idade (um efeito principal da variável Idade, qualificado por um trend-linear positivo).*

**H2:** *De acordo com a literatura sobre raciocínio dedutivo, espera-se que o desempenho dos sujeitos seja melhor quando os conteúdos dos silogismos forem familiares e plausíveis do que quando forem arbitrários (um efeito principal da variável Conteúdo qualificado por um maior número de respostas em F e P do que em A).*

**H3:** *De acordo com a perspectiva dos esquemas pragmáticos de raciocínio, espera-se um aumento de respostas correctas nas condições experimentais que evocam esquemas de permissão: Condicional Deontica nos Conteúdos Familiar e Plausível (tal pode verificar-se com a adição de dois efeitos principais das variáveis Condicional e Conteúdo; no entanto, o mesmo padrão pode estar, igualmente, subjacente a uma interacção  $C_d \times C_t$ ).*

Para estudo das hipóteses, submeteu-se o conjunto dos dados à análise por via computadorizada, utilizando os programas *Statistica/Win* (versão 4.5) e *SPSS/PC* (versão 4.0.1). Ambos utilizam o procedimento de ajustamento iterativo proporcional para estimar as frequências esperadas por um dado modelo divergindo, no entanto, relativamente aos *defaults* para os valores de *delta*. Na abordagem exploratória, para selecção do modelo que melhor se ajusta aos dados, foi utilizado o algoritmo subjacente à opção *Automatic Model Fitting*, do *Statistica*, com os seus valores de default. Trata-se de um algoritmo que incorpora o procedimento *stepwise backward* sob um modelo construído com o conjunto total de efeitos de uma dada ordem, necessários para se verificar um bom ajustamento. Na abordagem confirmatória após o estudo da ordem dos factores necessários ao ajustamento de um modelo, analisaram-se os efeitos marginais e parciais associados à tabela em questão, com o objectivo

de estudar o estatuto das hipóteses. O *SPSS* permitiu o cálculo dos parâmetros ( $\lambda$ ) associados a cada um dos modelos ( $2\lambda =$  parâmetros *logit*) (Wickens, 1989). A utilização dos dois programas justificou-se, assim, pela complementaridade oferecida por ambos os *packages*: o *Statistica* permitiu escolher rapidamente o modelo mais ajustado, enquanto o *SPSS* permitiu calcular mais facilmente os parâmetros do modelo escolhido pelo *Statistica*.

O modelo *automaticamente* seleccionado pelo *Statistica* não tem em consideração o facto de que algumas variáveis (as independentes) não variam livremente, pelo que, posteriormente, foi necessário ajustar esse modelo ao nosso caso particular e re-testá-lo relativamente ao seu grau de ajustamento. Recorde-se que, sempre que se defina uma variável resposta (dependente), o conjunto de variáveis independentes que definem o delineamento experimental terão de ser incluídas em todos os modelos testados. Especificando, sendo o *design* definido por Condicional x Conteúdo x Idade ( $C_d \times C_t \times I$ ), a interacção das três variáveis terá de estar subjacente a todos os modelos a testar. Deste modo, apenas a variabilidade associada à resposta do sujeito é analisada nos modelos explorados, definindo-se um modelo log-linear equivalente a um modelo *logit*. Assim, ao modelo seleccionado pelo *Statistica*, foi adicionada a interacção  $C_d C_t I$  (para simplificar, elimina-se daqui em diante o «x» entre variáveis).

### 3. ANÁLISE DOS DADOS

#### 3.1. *Estudo 1: Resposta Correcta vs Não Correcta*

Analisemos, em primeiro lugar, qual o nível de interacção<sup>3</sup> necessário à definição do modelo que melhor se ajusta aos dados, para de seguida

<sup>3</sup> Uma interacção que envolva duas variáveis diz-se de primeira ordem, uma interacção que envolva três variáveis diz-se de segunda ordem e assim sucessivamente lembremos que, no modelo *logit* que procuramos aqui definir, um efeito principal de qualquer das variáveis estudadas traduz-se numa interacção de primeira ordem entre essa variável e a variável resposta.

TABELA 3  
*Estudo do Nível de Interação necessário à definição do modelo*  
*(Testes simultâneos de que todas as interações que envolvem k variáveis são nulas)*

Número de variáveis que define a interação	G.L.	L <sup>2</sup>	p	X <sup>2</sup>	p
1	7	231.9	0.00	182.2	.00
* 2	17	57.8	.00	60.6	.00
3	17	10.4	.89	9.4	.93
4	6	3.9	.68	3.7	.71

O \* assinala o nível de interação que se diferencia de zero, isto é, que não é nulo, pelo que deve ser incorporado no modelo que pretenda um bom ajustamento aos dados.

TABELA 4  
*Teste das associações marginais e parciais*

Efeito	G.L.	Prt.Ass. Chi-sqr	Prt.Ass. p	Mrg.Ass. Chi-sqr	Mrg.Ass. p
Idade (I)	3	-.0	1.00	-.0	1.00
Condicional (C <sub>d</sub> )	1	.0	.98	.0	.98
Conteúdo (C <sub>t</sub> )	2	0.0	1.00	0.0	1.00
<b>Resposta (R)</b>	<b>1</b>	<b>231.9</b>	<b>0.00</b>	<b>231.9</b>	<b>0.00</b>
IC <sub>d</sub>	3	-.0	1.00	0.0	1.00
IC <sub>t</sub>	6	.9	.99	0.0	1.00
<b>IR</b> *	<b>3</b>	<b>48.6</b>	<b>.00</b>	<b>47.6</b>	<b>.00</b>
C <sub>d</sub> C <sub>t</sub>	2	-.0	1.00	0.0	1.00
<b>C<sub>d</sub>R</b>	<b>1</b>	<b>-.0</b>	<b>1.00</b>	<b>.0</b>	<b>.99</b>
<b>C<sub>t</sub>R</b> *	<b>2</b>	<b>10.2</b>	<b>.01</b>	<b>9.2</b>	<b>.01</b>
IC <sub>d</sub> C <sub>t</sub>	6	.3	.99	0.0	1.00
<b>IC<sub>d</sub>R</b>	<b>3</b>	<b>.3</b>	<b>.96</b>	<b>.4</b>	<b>.93</b>
<b>IC<sub>t</sub>R</b>	<b>6</b>	<b>4.5</b>	<b>.61</b>	<b>4.7</b>	<b>.59</b>
<b>C<sub>d</sub>C<sub>t</sub>R</b>	<b>2</b>	<b>5.2</b>	<b>.07</b>	<b>5.0</b>	<b>.08</b>

O negrito destaca os efeitos passíveis de serem incorporados no modelo em estudo, i.e. os efeitos que interagem com a variável Resposta. O \* assinala os efeitos que se diferenciam significativamente ( $\alpha = 0.01$ ) de zero.

analisar os efeitos **parciais** e **marginais** que se definem a esse nível e se encontram associados à tabela de contingência **C<sub>d</sub>C<sub>t</sub>IR** (2x3x4x2) (Tabelas 3 e 4). A realização do teste simultâneo, global, pretende evitar leituras de efeitos espúrios que resultem de se levar a cabo um grande número de comparações ao testar os

efeitos parciais e marginais. Pela mesma razão adoptamos uma atitude conservadora ao escolher um  $\alpha = 0.01$ .

A análise do nível de interação no qual se define pelo menos uma interação não nula, sugere que apenas os efeitos principais (interacções de 2 factores, sendo um deles a variável

Resposta) são significativamente diferentes de zero, pelo que um modelo que se ajusta aos dados não necessita de interacções a três variáveis.

Na análise dos efeitos marginais e parciais interessam apenas os efeitos que incluem a variável Resposta. Na realidade, os efeitos que envolvem as variáveis independentes são nulos, pois as frequências a que se associam foram definidas pelo experimentador como sendo iguais. Quanto mais díspar fosse o número de sujeitos que o experimentador tivesse atribuído aos diferentes grupos testados, maiores seriam os valores das estatísticas Qui-quadrado.

Uma vez que se procura testar hipóteses, o interesse recai sobre os efeitos principais das três variáveis independentes (**IR**, **C<sub>a</sub>R** e **C<sub>t</sub>R**). Da Tabela 4, podemos verificar que apenas as variáveis Idade e Conteúdo parecem adicionar grau de ajustamento ao modelo de equiprobabilidade. No entanto, uma vez que a terceira hipótese pode traduzir uma interacção entre as variáveis Conteúdo e Condicional, atendamos, igualmente, ao efeito **C<sub>a</sub>C<sub>t</sub>R**. Este apresenta-se marginalmente significativo pelo que não é conclusivo para a rejeição ou aceitação da hipótese (Garcia-Marques & Azevedo, 1995).

Com vista a uma abordagem confirmatória, definiu-se à partida o modelo que se pressupõe estar subjacente aos dados, submetendo-o à análise *stepwise* com o objectivo de compreender o seu ajustamento aos dados (Tabela 5).

O algoritmo do programa seleccionou o modelo que incorpora os elementos das interacções da Resposta com o Conteúdo e com a Idade (o que se traduz em termos de linguagem dos modelos Anova por *Efeitos Principais* destas duas últimas variáveis). A este modelo adicionou-se a interacção **C<sub>a</sub>C<sub>t</sub>I**, que define o delinamento subjacente ao estudo.

Na análise dos efeitos parciais e marginais (Tabela 4) salientámos um efeito marginal ( $p=.08$ ) da interacção **C<sub>a</sub>C<sub>t</sub>R** em termos parciais. Considerámos a possibilidade de incluir no modelo esta interacção caso a sua contribuição para este modelo concreto fosse significativa. Desta forma, estudou-se o ajustamento calculando a estatística de ajustamento:

$$\Delta L^2 = L^2_{\text{Modelo1}} - L^2_{\text{Modelo2}}$$

com G.L. = G.L.<sub>Modelo1</sub> - G.L.<sub>Modelo2</sub>

para testar quando é que um modelo se ajusta significativamente melhor que outro (Wickens, 1989).

Neste caso  $\Delta L^2 = 5.47$ , com G.L. = 3, o que permite concluir a não necessidade de incorporar este efeito no modelo ( $p=.14$ ). Assim, o modelo que melhor reflecte o padrão de resposta dos sujeitos associado aos dados, cinge-se aos efeitos principais da variável Idade ( $X^2_{\text{parcial}} = 48.57$  com 3 G.L.,  $p=.00$ ) e da variável Conteúdo ( $X^2_{\text{parcial}} = 10.23$ , com 2 G.L.,  $p=.00$ ). A este modelo (**C<sub>a</sub>C<sub>t</sub>I**, **C<sub>t</sub>R**, **IR**) corresponde um  $L^2 = 14.34$ , com 18 graus de liberdade, com  $p=.71^4$ .

O facto de alguns dos efeitos envolvidos parecerem caracterizar os dados, não nos garante só por si que o padrão que os define é exactamente o previsto pelas hipóteses. Assim, com vista a perceber o modo como estas variáveis condicionam as respostas dos sujeitos, pelo que se são coincidentes ou não com o esperado nas hipóteses em estudo, estimámos os parâmetros ( $\lambda$ ) associados aos seus efeitos ( $\lambda_{\text{IR}}$  – Tabela 6 – e  $\lambda_{\text{C<sub>t</sub>R}}$  – Tabela 7 –)<sup>5</sup>.

Os parâmetros associados ao efeito idade demonstram uma tendência linear de aumento do número de respostas correctas com a idade, havendo, no entanto, um *efeito tecto* a partir dos 14 anos, onde o máximo de respostas correctas quase que é atingido. Os dados apoiam assim a hipótese previamente definida em H1.

O efeito significativo da variável Conteúdo tem por base uma relação positiva entre o núme-

<sup>4</sup> Note-se que, sendo  $p=.71$ , a hipótese nula de que os dados não diferem do modelo postulado não é rejeitada pois em 71% das observações realizadas quando  $H_0$  é verdadeira, se verificarem valores de  $L^2$  desta magnitude ou superior. Na análise de resultados aqui conduzida está frequente o salto da lógica de se pretender rejeitar  $H_0$  (pretende-se que  $p<.01$ ) para a de não se querer rejeitá-la (pretende-se que  $p>.1$ ).

<sup>5</sup> Embora os modelos definam uma variável definam uma variável resposta, os valores aqui apresentados correspondem a  $\lambda$ . Como foi referido anteriormente, os parâmetros dos modelos log-lineares estabelecem uma relação directa com os parâmetros logit ( $2\lambda =$  parâmetro *logit*). A leitura mais importante é a do padrão definido por estes parâmetros, pelo que não procedemos a transformações por não nos interessar a construção do modelo preditivo das respostas do sujeito.



TABELA 5  
*Seleção do modelo que melhor se ajusta aos dados- Stepwise  
 (1 é Idade, 2 é Condicional, e é Conteúdo e 4 é Resposta)*

---

Initial model is **selected by user**

Model fits the data if  $P(1) > .100000$   
 Effects are eliminated if their significance  $P(2) > .050000$   
 Delta is added to the table before the analysis; delta = .500000

Initial model: **321, 41, 43**  
 Chi-Square = 14.34355    df = 18    p = .706412

Backwards elimination of effects; models considered:  
 321,41  
 Chi-Square = 24.57347    df = 20    p = .218341

*(embora a variável Idade já forneça uma boa explicação para os dados – o modelo ajusta-se aos dados –, a verdade é que o ajustamento era melhor quando se considerou o efeito do Conteúdo)*

321,43  
 Chi-Square = 62.91107    df = 21    p = .000005

*(a variável Conteúdo só por si não permite predizer/explicar os dados encontrados)*

Best Model:        Chi-Square = 15.33201    df = 36    p = .99899  
 43,41

*(O Statistica seleccionou o modelo com melhor ajustamento que obedecesse igualmente ao princípio da parcimónia, pelo que ignora a interacção que caracteriza o design experimental. Note-se que o aparente aumento de ajustamento pela leitura de p se deve essencialmente ao aumento de graus de liberdade e não ao aumento da estatística Qui-quadrado. Esta consideração de 36 graus de liberdade em vez de 18 é no entanto **errada** no nosso caso pois há 18 graus de liberdade que são fictícios porque são utilizados pelo experimentador quando este determina a dimensão dos grupos experimentais.)*

*(Assim ao modelo que o programa seleccionou adicionámos, no nosso caso, a interacção 321)*

Model to be tested: 321,43,41  
 Delta: .5000 ; Maximum iterations: 50 ; Convergence criterion: .0100  
 Convergence reached after 5 iterations

	df	p
Maximum Likelihood Chi-square: 14.34352	18	.7064143
Pearson Chi-square: 13.15972	18	.7819630

---

TABELA 6  
Parâmetros  $\lambda_{IR}$  associados ao modelo  $C_dC_I, C_rR, IR$

Idade	Resposta	
	Correcta	Não correcta
8 anos	-.715	.715
11 anos	-.259	.259
14 anos	.397	-.397
$\geq 18$ anos	.576	-.576

TABELA 7  
Parâmetros  $\lambda_{CTR}$  associados ao modelo  $C_dC_I, C_rR, IR$

Conteúdo	Resposta	
	Correcta	Não correcta
Familiar	.302	-.302
Plausível	-.020	.020
Arbitrário	-.281	.281

ro de respostas correctas e o grau de familiaridade dos conteúdos utilizados. A hipótese H2 reflecte-se no comportamento diferente dos conteúdos familiar e plausível relativamente ao arbitrário, onde se verifica o menor número de respostas correctas. No entanto, os dados sugerem também que os conteúdos familiar e plausível não podem ser encarados como igualmente relacionados com a evocação de esquemas pragmáticos.

A hipótese H3 não tem suporte nestes dados visto não haver qualquer efeito associado à variável Condicional. Consideramos, no entanto, que o estudo é inconclusivo relativamente a H3. A interacção que pode estar subjacente a esta hipótese, embora quando testada não tenha um estatuto de significativa (a probabilidade de estarmos a cometer um erro de Tipo I é superior a 5%), não nos permite concluir da aceitação de  $H_0$  com uma probabilidade de erro pequena (a probabilidade de erro Tipo II é superior a 10%; Azevedo & Garcia-Marques, no prelo).

### 3.2. *Estudo 2: Resposta Lógica, Lógico-Pragmática, Outras*

A abordagem deste conjunto de dados será, como já referimos, exploratória. O recurso à opção *Automatic Model Fitting* do Statistica com os seus valores de *default* facilita grandemente o trabalho de selecção do modelo que melhor se ajusta aos dados. No entanto, iniciamos a nossa análise como se tivéssemos de conceber o modelo a partir do qual se faria a análise *step-wise*. Para tal, estudámos a ordem da interacção necessária ao modelo e os efeitos marginais e parciais das diferentes variáveis (Tabelas 8 e 9).

A análise sugere que o modelo que melhor se ajustará a estes dados inclui somente efeitos principais.

Da análise dos efeitos parciais podemos concluir que o modelo base a partir do qual se testariam as consequências de eliminação ou incorporação de novos elementos, seria aquele que contempla o efeito das três variáveis inde-

TABELA 8  
*Estudo do Nível de Interação necessário à definição do modelo*  
*(Testes simultâneos de que todas as interações que envolvem k variáveis são nulas)*

Número de variáveis que define a interação		G.L.	L <sup>2</sup>	p	X <sup>2</sup>	p
	1	8	150.3	.00	137.0	.00
*	2	23	132.4	.00	133.4	.00
	3	28	28.9	.42	28.7	.43
	4	12	9.8	.63	9.3	.68

O \* assinala o nível de interação que se diferencia de zero, isto é, que não é nulo, pelo que deve ser incorporado no modelo que pretenda um bom ajustamento aos dados.

TABELA 9  
*Teste das associações marginais e parciais*

Efeito	G.L.	Prt.Ass. Chi-sqr	Prt.Ass. p	Mrg.Ass. Chi-sqr	Mrg.Ass. p
<b>Resposta (R)</b>	<b>2</b>	<b>150.3</b>	<b>.00</b>	<b>150.3</b>	<b>.00</b>
Condicional (C <sub>d</sub> )	1	.0	.96	.0	.96
Conteúdo (C <sub>t</sub> )	2	.0	.99	.0	.99
Idade (I)	3	.0	.99	.0	.99
<b>RC<sub>d</sub></b> *	<b>2</b>	<b>72.3</b>	<b>.00</b>	<b>71.6</b>	<b>.00</b>
<b>RC<sub>t</sub></b>	<b>4</b>	<b>11.8</b>	<b>.02</b>	<b>10.5</b>	<b>.03</b>
<b>RI</b> *	<b>6</b>	<b>49.9</b>	<b>.00</b>	<b>48.7</b>	<b>.00</b>
C <sub>d</sub> C <sub>t</sub>	2	.3	.85	.0	.99
C <sub>d</sub> I	3	.3	.96	.0	.99
C <sub>t</sub> I	6	.9	.99	.0	1.00
<b>RC<sub>d</sub>C<sub>t</sub></b>	<b>4</b>	<b>10.6</b>	<b>.03</b>	<b>10.3</b>	<b>.04</b>
<b>RC<sub>d</sub>I</b>	<b>6</b>	<b>4.9</b>	<b>.56</b>	<b>5.6</b>	<b>.47</b>
<b>RC<sub>t</sub>I</b>	<b>12</b>	<b>12.5</b>	<b>.40</b>	<b>1.6</b>	<b>.48</b>
C <sub>d</sub> C <sub>t</sub> I	6	1.7	.94	.0	1.00

O negrito destaca os efeitos passíveis de serem incorporados no modelo em estudo, i.e. os efeitos que interagem com a variável Resposta. O \* assinala os efeitos que se diferenciam significativamente ( $\alpha = 0.01$ ) de zero.

pendentes. Atente-se, no entanto, ao procedimento seguido pelo Statistica (Tabela 10).

Seguidamente, recorrendo ao SPSS, estimámos os parâmetros ( $\lambda$ ) associados aos efeitos do modelo (C<sub>d</sub>C<sub>t</sub>I, C<sub>t</sub>R, IR, C<sub>d</sub>R), nomeadamente:  $\lambda_{C_tR}$ ,  $\lambda_{IR}$  e C<sub>d</sub>R (Tabelas 11, 12 e 13).

Verifica-se uma tendência para aumentar o número de respostas do tipo Lógico e Lógico/

/Pragmática, consoante aumenta o grau de familiaridade do Conteúdo.

Verifica-se uma tendência para aumentar as respostas do tipo Lógico e Lógico/Pragmática, consoante aumenta a idade dos sujeitos, havendo nesse sentido um decréscimo correspondente no recurso às Outras respostas.

A Condicional influencia essencialmente o

TABELA 10  
*Seleção automática do modelo que melhor se ajusta aos dados- Blackward*  
 (1 é Idade, 2 é Condicional, 3 é Conteúdo e 4 é Resposta)

Initial model is automatically selected

Model fits the data if  $P(1) > .100000$   
 Effects are eliminated if their significance  $P(2) > .050000$   
 Delta is added to the table before the analysis;  $\text{delta} = .500000$

*Searching for best initial model:*

1,2,3,4  
 Chi-Square = 171.1196    df = 63    p = .000000  
 21,31,32,41,42,43  
 Chi-Square = 38.71826    df = 40    p = .527939  
 321,421,431,432  
 Chi-Square = 9.812372    df = 12    p = .632415

*Best initial model:*

21,31,32,41,42,43  
 Chi-Square = 38.71826    df = 40    p = .527939

Backwards elimination of effects; models considered:

21,31,32,41,42	Chi-Square = 39.64917	df = 46	p = .733880
21,31,32,41,43	Chi-Square = 39.01942	df = 43	p = .644522
21,31,32,43,42	Chi-Square = 88.60355	df = 46	p = .000166
21,31,43,41,42	Chi-Square = 39.04663	df = 42	p = .601332
21,43,32,41,42	Chi-Square = 50.48729	df = 44	p = .232733
43,31,32,41,42	Chi-Square = 110.9800	df = 42	p = .000000
21,31,32,41	Chi-Square = 39.94794	df = 49	p = .818237
21,31,32,42	Chi-Square = 88.61543	df = 52	p = .001178
21,31,42,41	Chi-Square = 39.97517	df = 48	p = .788197
21,42,32,41	Chi-Square = 50.49915	df = 50	p = .453736
42,31,32,41	Chi-Square = 111.9086	df = 48	p = .000001
21,31,32,4	Chi-Square = 88.62129	df = 55	p = .002762
21,31,41	Chi-Square = 40.27393	df = 51	p = .859768
21,41,32	Chi-Square = 50.79782	df = 53	p = .560359
41,31,32	Chi-Square = 111.9145	df = 51	p = .000002
21,31,4	Chi-Square = 88.94720	df = 57	p = .004366
21,41,3	Chi-Square = 50.80184	df = 55	p = .635605
41,31,2	Chi-Square = 111.9184	df = 53	p = .000004

**Best Model:**

**21,31,41** Chi-Square = 40.27394    df = 51    p = .85977

Pela necessidade de incorporar o design definido pela manipulação experimental testamos:

Model to be tested: **432,21,31,41**

Delta: .5000 ; Maximum iterations: 50 ; Convergence criterion: .0100

Convergence reached after 5 iterations

		df	p
Maximum Likelihood Chi-square:	38.69885	34	.2659459
Pearson Chi-square:	37.98783	34	.2926414

TABELA 11  
Parâmetros  $\lambda_{CIR}$  associados ao modelo  $C_dC_tI, C_tR, IR, C_dR$

Conteúdo	Resposta		
	Lógica	Lógico/Pragmática	Outras
Familiar	.141	.277	-.418
Plausível	.100	.180	-.280
Arbitrário	-.241	-.457	.698

TABELA 12  
Parâmetros  $\lambda_{IR}$  associados ao modelo  $C_dC_tI, C_tR, IR, C_dR$

Idade	Resposta		
	Lógica	Lógico/Pragmática	Outras
8 anos	-.435	-.540	.974
11 anos	-.196	-.114	.310
14 anos	.352	.136	-.488
$\geq 18$ anos	.278	.517	-.796

TABELA 13  
Parâmetros  $\lambda_{C_dR}$  associados ao modelo  $C_dC_tI, C_tR, IR, C_dR$

Condicional	Resposta		
	Lógica	Lógico/Pragmática	Outras
Deôntica	-.462	.674	-.212
Neutra	.462	-.674	.212

recurso a respostas mais Lógicas ou mais Lógico/Pragmática, no sentido das primeiras serem mais suscitadas por condicionais Neutras e as segundas pelas condicionais Deônticas.

#### 4. ANÁLISE QUI-QUADRADO VS LOG-LINEAR

Na literatura, a abordagem mais frequente

aos dados de natureza nominal, é a do *Qui-quadrado*; especificamente: o uso da estatística  $X^2$  de Pearson associada quer às hipóteses de independência (uma amostra) quer às hipóteses de homogeneidade (duas amostras) sob tabelas bidimensionais. Como referimos no início, propomos agora uma breve reflexão sobre a adequabilidade deste tipo de abordagem a dados como os que temos vindo a analisar.

Quando os dados são recolhidos segundo amostragens que definem tabelas de contingência multivariadas, é, sem dúvida, mais adequada uma abordagem estatística multivariada. Neste artigo foi esta a via seguida. Teoricamente poderíamos ter optado por uma abordagem clássica de uso do *Qui-quadrado* aos nossos dados (Everitt, 1986; Upton, 1978). Tal abordagem envolveria, no entanto, dificuldades computacionais muito superiores às associadas à log-linear, sobretudo quando o modelo pretendido envolve uma variável resposta. Por essa razão a estratégia mais utilizada na literatura de investigação tem considerado os dados multivariados como que definindo um conjunto de tabelas bidimensionais. Porque razão deve tal ser evitado?

As dificuldades surgem desde logo com a decisão de quais as tabelas bidimensionais a trabalhar:

- 1) Podemos considerar construir tabelas marginais dos efeitos, mas tal implicaria agregar subtabelas, i.e. somar sobre outros efeitos, o que levanta sérias questões relacionadas com a validade dos efeitos encontrados. Por exemplo, no caso de existir independência condicional, esta não seria identificada. O facto das variáveis A e C estabelecerem uma relação com a variável B, ausente da análise, levar-nos-ia a crer na presença de uma relação entre A e C. Ora essa conclusão careceria de validade visto ser a relação espúria.
- 2) Podemos, igualmente, considerar a partição da tabela em subtabelas. Levanta-se no entanto, a questão de como proceder a essa partição, visto existirem várias restrições a esse procedimento destinadas a evitar a interpretação de efeitos espúrios. Upton (1978), por exemplo, sugere três critérios que devem reger qualquer partição: (a) o somatório dos graus de liberdade das diversas subtabelas não deve ultrapassar os graus de liberdade associados ao design; (b) cada célula só deve figurar como tal numa sub tabela; e (c) o total marginal de uma sub tabela deve aparecer como frequência noutra sub tabela ou ser total marginal da tabela original. Apenas deste modo se garante que as tabelas analisadas são independentes umas

das outras e que  $\sum \chi^2_{vi} = \chi^2_v$  (o somatório dos valores associados a cada sub tabela corresponde ao da tabela total).

A partição em múltiplas análises apresenta duas outras desvantagens comparativamente a uma análise global: a inflação da probabilidade de erro Tipo I e a potência dos testes realizados.

A capitalização do acaso existe quando se realiza um grande número de análises aos mesmos dados, e é referida na literatura como um problema de inferência múltipla. Já anteriormente fizemos referência a este problema quando se analisaram os efeitos parciais e marginais. No exemplo que norteou este trabalho, o problema agrava-se pois os testes deveriam ser conduzidos de forma totalmente independente. Senão vejamos: a probabilidade de não cometer um erro Tipo I num conjunto de análises é dada pela probabilidade de não cometermos um erro Tipo I na terceira, ..., e de não cometermos um erro Tipo I na análise da última tabela. A probabilidade da conjunção de acontecimentos independentes é dada pelo produto das probabilidades de cada um desses acontecimentos. Desta forma, a probabilidade de não cometermos, na análise de seis tabelas independentes, um erro Tipo I é dada por:  $(1-0.05) (1-0.05) (1-0.05) (1-0.05) (1-0.05) (1-0.05) = (1-0.05)^6 = 0.735$ .

Desta forma, a probabilidade de cometer pelo menos um erro Tipo I, será o seu complementar:  $1 - 0.735 = 0.265$ . O valor de alfa que se pretendia fixado em 5% (alfa nominal), foi inflacionado para 26,5% (Garcia-Marques & Azevedo, 1995).

A potência de um teste é função da magnitude do efeito sob análise, do nível de significância escolhido pelo investigador e da precisão/fidelidade dos dados recolhidos (Azevedo & Garcia-Marques, 1994). Esta precisão reporta-se directamente ao termo de erro da mensuração do efeito a estudar, definido pela razão de  $s^2/n$  (variância empírica/dimensão da amostra; Cohen, 1988). Deste modo, a potência de um teste é função da dimensão da amostra com que se está a trabalhar. O teste associado à tabela multidimensional é sem dúvida mais potente que os diferentes testes associados a subtabelas/subamostras.

A análise de tabelas multidimensionais e a consideração da sua partição envolve um conjunto de cuidados fundamentais para uma correcta

interpretação dos efeitos que lhe estão associados. Estes cuidados nem sempre acompanham as análises apresentadas na literatura, pelo que se torna aconselhável, se não mesmo imprescindível, o recurso a uma abordagem log-linear. Uma segunda vantagem de se levar a cabo uma abordagem análise log-linear advém do facto desta compreender a estrutura global de associações e de não associações e estimar os parâmetros que as definem, seja qual for a sua ordem ou o seu nível. A leitura dos parâmetros é bem mais fácil que uma análise de estrutura de residuais e permite perceber as contribuições individuais de cada variável ou associação de variáveis. E, ao fim ao cabo, ao investigador não interessa apenas saber da existência ou não existência de um efeito mas sim defini-lo e caracterizá-lo.

### CONCLUSÃO

Neste artigo procurámos ilustrar como o uso de uma técnica multivariada aplicada a variáveis de natureza categorial, permite analisar dados relativos à produção de respostas no âmbito do funcionamento cognitivo dos sujeitos.

As vantagens estatísticas da abordagem multivariada, comparativamente a outras abordagens (em concreto, a não inflação do alfa e a maior potência do teste), as actuais facilidades computacionais, o maior detalhe e pormenor na análise dos resultados (e.g., efeitos de interacção), traduzido na obtenção de mais e melhor informação sobre as estruturas empíricas, fazem dos modelos log-lineares um instrumento privilegiado no estudo das tabelas de contingência multidimensionais, seja em planos correlacionais, seja em factoriais. Neste último caso, são particularmente interessantes os modelos *logit*.

Iniciámos o nosso percurso descrevendo genericamente o que é a análise log-linear, mencionando a sua aplicabilidade a dados de variáveis categoriais organizados em tabelas de contingência através da transformação logarítmica da relação que se pretende estudar, o que permite abordar essa relação em termos lineares. Dada a multiplicidade de modelos existentes que podem descrever os dados, a análise computacional facilita sobremaneira a identificação do modelo mais parcimonioso, ou seja, aquele que melhor ajustamento registe face aos dados empíricos.

Nos dois momentos seguintes exemplificámos como a utilização desta técnica permite retirar conclusões mais fortes e melhor informação a partir de um estudo experimental em que se registaram as respostas dadas por sujeitos face a um conjunto de variáveis independentes de natureza nominal. Em concreto, procurou-se estudar o desempenho de indivíduos em tarefas de raciocínio dedutivo com frases condicionais.

No primeiro estudo efectuado, foram consideradas três hipóteses de trabalho, tendo sido encontrado suporte estatístico para H1 – o desempenho dos sujeitos melhora com a idade – e para H2 – o desempenho dos sujeitos é de facto melhor quando a familiaridade dos silogismos apresentados tem um conteúdo do tipo familiar ou plausível, e pior quando esse conteúdo é arbitrário. Os parâmetros log-lineares permitem ainda antever um comportamento diferente consoante o conteúdo seja familiar ou plausível. A falta de apoio empírico à H3 indica que não foi encontrado um efeito associado à variável condicional.

No segundo estudo, de carácter exploratório, adoptou-se uma tipologia diferente para desempenho dos sujeitos (Quelhas, 1991), tendo-se verificado a emergência unicamente de efeitos principais das três variáveis controladas face à variável dependente.

A última secção foi dedicada à comparação teórica da abordagem log-linear com a das tabelas multidimensionais via  $X^2$ . Foram expostas as vantagens da primeira relativamente à segunda quando o alvo são múltiplas variáveis de natureza nominal.

Todos os cálculos foram efectuados com o apoio de dois programas estatísticos, o Statistica/Win e o SPSS/PC, sendo apresentados não só os principais resultados mas também, em apêndice, uma referência aos comandos dados para operar com os *packages*.

Ao aliar uma breve descrição teórica e uma aplicação prática, foi nosso objectivo fornecer ao leitor uma orientação conceptual e pragmática para a utilização de uma técnica estatística muito específica. Num mundo onde a compreensão dos fenómenos é cada vez melhor e onde cada vez mais se compreende a intricada rede de relações entre variáveis, as técnicas estatísticas multivariadas possibilitam e potenciam a análise da complexidade da envolvente.

## REFERÊNCIAS

- Azevedo, M., & Garcia-Marques, T. (1995). Que confiança podemos ter nas conclusões estatísticas que apresentamos?. *Psicologia*, no prelo.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Hillsdale, N.J.: Lawrence Erlbaum.
- Everitt, B. S. (1986). *The analysis of contingency tables* (2nd ed.). London: Chapman and Hall.
- Garcia-Marques, T., & Azevedo, M. (1995). A inferência estatística múltipla e o problema da inflação do nível de alfa: a ANOVA como exemplo. *Psicologia*, 10 (1), 195-220.
- Goodman, L.A. (1981). Association models and the bivariate normal for contingency tables with ordered categories. *Biometrika*, 68, 347-355.
- Iacobucci, D., & McGill, A.L. (1990). Analysis of attribution data: Theory testing and effect estimation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59, 426-441.
- Knobe, D., & Burke, P.J. (1980). *Log-linear models*. Beverly-Hill: Sage Publications.
- Quelhas, A.C. (1991). O processo cognitivo no raciocínio condicional. *Análise Psicológica*, 9 (3-4), 365-372.
- Quelhas, A. C., & Gilly, M. (1996). Raciocínio condicional: Soligismos e tarefa de seleção. *Análise Psicológica*, 14 (4), 533-552.
- Upton, G. J. G. (1978). *The analysis of cross-tabulated data*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Wickens, T. D. (1989). *Multiway contingency tables analysis for the social sciences*. N.J.: Lawrence Erlbaum.

## RESUMO

O recurso aos modelos log-lineares em psicologia começa a ganhar relevo por permitir uma compreensão mais estruturada dos dados de planos experimentais associados a variáveis de natureza nominal. Nomeadamente, planos experimentais factoriais com uma ou mais variáveis dependentes discretas (frequências) e planos correlacionais, onde todas as variáveis de medida têm uma natureza nominal e se pretende estudar as associações entre elas. Neste artigo pretendemos apresentar a abordagem log-linear, referindo-nos igualmente ao modelo logit. Ilustraremos o uso da técnica no âmbito de um estudo de raciocínio dedutivo, comparando-a com uma abordagem fragmentada em tabelas de contingência bivariadas (recurso a testes de homogeneidade e independência).

*Palavras-chave:* Modelos log-lineares, Tabelas de contingências múltiplas, Análise de frequências, Raciocínio dedutivo.

## ABSTRACT

Log linear models are becoming increasingly relevant in psychology research. These models enable us to analyze qualitative data originated from both experimental (with complex factorial designs) or correlational research. In this article we present the log-linear approach applying it to data from a deductive thinking study. We compared this approach with the frequently used models associated with bi-variate contingency tables (independence and homogeneity models).

*Key words:* Log-linear models, Contingency tables, Frequency analysis, Deductive thinking.



# A P Ê N D I C E S

## ESTUDO 1 - CORRECTA vs NÃO CORRECTA

### COMANDOS PARA O STATISTICA

Depois de preparados os dados para análise (via módulo *DATA MANAGEMENT*), executou-se o módulo *LOG-LINEAR ANALYSIS*, onde se definiram as variáveis a entrar na análise. Seguidamente entrou-se no sub-módulo *Log-linear Model Specification*, onde se seleccionou a opção *Test all marginal & partial association models* (o output destas opções corresponde às tabelas 3 e 4). No mesmo sub-módulo, na opção *Automatic selection of best model*, foi definido como *Starting model* a opção *User defined* (o output destas escolhas corresponde à tabela 5).

### COMANDOS PARA O SPSS

```
DATA LIST FILE = 'tab_c/nc.fix' /idade 3 ci 5 co 7 res 9 freq 11-12.
```

```
VARIABLE LABELS ci 'Condicional' /co 'Conteudo'.
```

```
VALUE LABELS idade 1 '8 anos' 2 '11 anos' 3 '14 anos' 4 '18 anos'  
/ci 1 'Deontica' 2 'Neutra'  
/co 1 'Familiar' 2 'Plausivel' 3 'Arbitrario'  
/res 1 'Correcta' 2 'Nao correcta'.
```

```
WEIGHT BY freq.
```

```
LOGLINEAR idade (1,4) ci (1,2) co (1,3) res (1,2)  
/PRINT ESTIM  
/CRITERIA CONVERGENCE (.01) DELTA (.5)  
/DESIGN co BY ci BY idade res BY idade res BY co co BY ci  
co BY idade ci BY idade idade ci co res.
```

## OUTPUT

(Apenas se apresenta o output de interesse para este artigo, que se relaciona com a estimação dos parâmetros dos efeitos estudados. O SPSS oferece igualmente como output deste comando os residuais do modelo e as estatísticas de ajustamento).

Estimates for Parameters

RES BY IDADE (tabela 6)

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
7	-.7146387570	.11013	-6.48899	-.93050	-.49878
8	-.2591558830	.11984	-2.16252	-.49404	-.02427
9	.3975496627	.16246	2.44709	.07913	.71597

RES BY CO (tabela 7)

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
10	.3016758441	.10769	2.80131	.09060	.51275
11	-.0204806480	.09679	-.21161	-.21018	.16922

RES

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
29	1.0415692939	.08763	11.88605	.86982	1.21332

NOTA: o SPSS não fornece directamente todos os parâmetros. Limita-se a apresentar o número de parâmetros correspondentes aos graus de liberdade dos efeitos. Os restantes valores poderão ser deduzidos a partir da restrição imposta ao cálculo dos parâmetros, i.e. o somatório ser igual a zero. Neste exemplo, o número de parâmetros a calcular no efeito RES by IDADE são 8, pois existem 2x4 células. Contudo, são apresentados apenas os valores correspondentes ao número de graus de liberdade, i.e. os três parâmetros associados às células (1,1), (2,1), e (3,1). O inverso do somatório destes deve ser calculado pelo investigador e dá precisamente o valor (4,1). Igual procedimento deve ser utilizado no cálculo dos parâmetros associados aos valores (1,2), (2,2), (3,2), e (4,2); assim, a célula (1,1)+(1,2) deve somar 0, etc. Quando existem interacções de segunda ordem a regra é a mesma, mas o trabalho de computação manual é maior; se o *design* for, por exemplo, 4x2x2, os parâmetros são em número de 16. O output do SPSS apresenta apenas três: (1,1,1), (2,1,1), e (3,1,1). Todos os restantes devem ser calculados a partir destes pelo processo atrás descrito.

## ESTUDO 2 - LÓGICA, LÓGICO-PRAGMÁTICA, OUTRAS

### COMANDOS PARA O STATISTICA

O procedimento neste caso foi em tudo idêntico ao utilizado para o estudo 1, com a exceção de que, como *Starting model*, foi seleccionada a opção *Automatic selection*. O output relativo a estes passos está resumido nas tabelas 8 a 10.

### COMANDOS PARA O SPSS

```
DATA LIST FILE = 'tab_lpro.fix' /ci 3 co 5 idade 7-8 res 10 freq 12-13.
```

```
VARIABLE LABELS ci 'Condicional' /co 'Conteudo'.
```

```
VALUE LABELS idade 1 '8 anos' 2 '11 anos' 3 '14 anos' 4 '18 anos'  
/ci 1 'Deontica' 2 'Neutra'  
/co 1 'Familiar' 2 'Plausivel' 3 'Arbitrario'  
/res 1 'Logica' 2 'Pragmatica' 3 'Outras'.
```

```
WEIGHT BY freq.
```

```
LOGLINEAR idade (1,4) ci (1,2) co (1,3) res (1,3)  
/PRINT ESTIM  
/CRITERIA CONVERGENCE (.01) DELTA (.5)  
/DESIGN co BY ci BY idade res BY idade res BY co res BY ci  
co BY ci co BY idade ci BY idade idade ci co res.
```

### OUTPUT

Estimates for Parameters

RES BY IDADE (tabela 12)

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
7	-.4345027299	.12227	-3.55373	-.67415	-.19486
8	-.5396473225	.15410	-3.50188	-.84169	-.23761
9	-.1960161269	.12118	-1.61760	-.43352	.04149
10	-.1138321849	.14649	-.77708	-.40095	.17328
11	.3521487323	.13969	2.52097	.07836	.62594
12	.1360712658	.16383	.83056	-.18504	.45718

RES BY CO (tabela 11)

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
13	.1407002905	.10165	1.38421	-.05853	.33993
14	.2773708758	.12131	2.28642	.03960	.51514
15	.1001617592	.09794	1.02265	-.09181	.29213
16	-.1803763143	.12223	-1.47576	-.41994	.05919

RES BY CI (tabela 13)

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
17	-.4623493420	.07343	-6.29657	-.60627	-.31843
18	.6741779843	.10053	6.70599	.47713	.87122

RES

Parameter	Coeff.	Std. Err.	Z-Value	Lower 95 CI	Upper 95 CI
36	1.0061949233	.08268	12.16961	.84414	1.16825
37	-.2797158168	.10783	-2.59407	-.49106	-.06837