Análise Psicológica (1997), 1 (XV): 5-17

Utilização de modelos lineares em designs pré-teste e pós-teste – Grupo único e experimental versus controlo

GLÓRIA RAMALHO (*)

1. A ABORDAGEM DOS MODELOS ESTATÍSTICOS LINEARES GERAIS (MELG)

A ideia principal desta abordagem é a de que uma vez identificadas as componentes relevantes de uma situação problemática, se pode formular e manipular um modelo de forma a permitir inferências acerca de hipóteses específicas. O desenvolvimento deste modelo tem como objectivo dar resposta aos problemas de investigação definidos, evitando a tentação da utilização de fórmulas já estandardizadas e muitas vezes inadequadas às problemáticas em jogo.

Este modelo requer a descrição de uma variável de resposta/critério (Y) em termos de outra informação relevante, a informação preditora. A tradução de cada uma das questões em análise é feita através de relações específicas entre um conjunto de médias (valores esperados) utilizando modelos que se presumem verdadeiros e que incluem *tantos parâmetros* quantas as médias que são desconhecidas, o que os torna passíveis de serem directamente estimados com os dados disponíveis. No caso de uma única variável preditora (X), o modelo tem a forma geral:

$y_{ij} = \mu_i + e_{ij}$

em que μ_i é o valor esperado das observações no nível i da variável preditora X e e_{ij} o termo de erro.

Nas abordagens tradicionais equacionam-se modelos que têm mais parâmetros do que os possíveis de serem estimados com solução única, e têm então de se incluir condições laterais, *muitas vezes sem fundamento*, para se poder proceder a essa estimação (problema da sobreparametrização).

No caso particular mencionado – uma única variável preditora, o modelo usual que inclui o efeito dessa variável, tem a seguinte forma:

$y_{ij} = \alpha_0 + \alpha_j + e_{ij}$

em que y_{ij} é a observação j no nível i da variável X, α_j é o efeito atribuído ao nível j da variável X, α_0 será μ_j pelo critério dos mínimos quadrados, e e_{ij} o termo de erro.

A condição adicional que torna possível a estimação dos parâmetros nesta situação é a de que a soma dos efeitos para os vários níveis de X é nula: $\Sigma\alpha_i = 0$ (Hays, 1994).

E o problema reside exactamente na *não universalidade da adequação desta condição* aos

(*) Instituto Superior de Psicologia Aplicada.

diversos tipos de problemas de investigação, como teremos adiante ocasião de verificar.

Elaboremos agora um pouco mais a forma de exploração dos modelos lineares de Ward e Jennings (Ward & Jennings 1979; Jennings & Ward 1975; Jennings 1988a, 1988b).

De acordo com estes autores, não se pode testar estatisticamente a existência de um «efeito». Em vez disso, deve-se conceptualizar a relação que deveria existir entre um conjunto de parâmetros *se esse «efeito» não existisse*. E é essa relação assim definida que se designa como *hipótese*.

Com base nos dados recolhidos podem-se estimar os parâmetros e calcular a probabilidade de que a diferença entre a relação conceptualizada e a relação observada entre as estimativas desses parâmetros seria o resultado de uma amostragem aleatória. No caso dessa probabilidade ser suficientemente pequena, existem bases para argumentar que a relação entre os parâmetros que se estabeleceu em hipótese não se verifica, o que implica a rejeição dessa mesma hipótese.

Concretamente, parte-se de um modelo linear, correspondente à regressão da variável resposta nas variáveis preditoras – o *modelo inicial* –, que se supõe produzir boas estimativas dos valores esperados em causa (e cujas propriedades são estudadas de forma a reconhecer os pressupostos que lhe são inerentes). Para proceder ao teste das hipóteses de interesse, contrasta-se então o modelo inicial com um *modelo restrito*, resultante da aplicação dos constrangimentos impostos ao primeiro por essas mesmas hipóteses. Na situação deste último modelo produzir estimativas tão boas como as do modelo inicial, conclui-se pela aceitação das hipóteses definidas. Caso contrário haverá argumentos para a sua rejeição.

Especificando um pouco mais, temos que, no modelo inicial, os valores da variável critério são representados por um vector, e cada uma das categorias de agrupamento da(s) variável(is) preditora(s) introduz um certo número de vectores coluna numa matriz preditora. De uma forma geral o modelo inicial tem a forma:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{XW} + \mathbf{E}$$

em que $\mathbf{Y}$ é o vector coluna da resposta, de dimensão $\mathbf{n}$ (número de sujeitos envolvidos), e $\mathbf{X}$ a matriz preditora (reduzida a um vector, quando se dá o caso de uma só variável preditora), $\mathbf{W}$ o vector de parâmetros desconhecidos e $\mathbf{E}$ o vector erro.

Para se testar a hipótese de interesse avalia-se a adequação do modelo restrito relativamente ao modelo inicial através do cálculo da estatística de teste F.

Para uma melhor compreensão das etapas seguidas neste processo apresentamo-las agora sumariamente. Os dois exemplos concretos que se elaboram nas secções 2 e 3 facilitam o esclarecimento da sua operacionalização.

Etapas na utilização dos MELG

1. Apresentar as questões de investigação em «linguagem natural».
2. Definir o vector de resposta e os vectores preditores de acordo com as questões enunciadas em 1.
3. Traduzir as questões expressas em «linguagem natural» em expressões simbólicas que relacionam os valores esperados e numa forma independente do modelo.
4. Escrever um modelo linear em notação vectorial que produza boas estimativas dos valores esperados que vão ser comparados – o *modelo completo* ou *modelo inicial*.
5. Investigar as propriedades do modelo de forma a identificar os pressupostos que estão a ser feitos.

Nesta abordagem que estamos a apresentar o modelo inicial é pressuposto ser verdadeiro (haverá que argumentar que os pressupostos são válidos). Os testes que se conduzem, pretendem determinar se um modelo mais simples – o modelo restrito (um modelo com menos parâmetros), é igualmente verdadeiro.

6. Substituir os valores esperados expressos em 3. pelos valores esperados em linguagem simbólica gerados em 4.
7. Enunciar as restrições aos parâmetros do modelo que são implicadas pela simplificação das expressões matemáticas de 6.
8. Impôr as restrições identificadas em 7. no modelo gerado em 4. para produzir o *modelo restrito.*

9. Investigar as propriedades do modelo restrito de forma a verificar que as estimativas dos valores esperados estão relacionadas da forma prevista em 3.
10. Encontrar as soluções numéricas pelo método dos mínimos quadrados.
11. Comparar o modelo inicial com o modelo restrito construindo a estatística de teste F apropriada:

$$F = \frac{(qr - qf) / (f - r)}{qf / (n - f)}$$

com (f-r) e (n-f) graus de liberdade, e em que:

qr = soma de quadrados do erro (SS) para o modelo reduzido obtida pelo método dos mínimos quadrados
qf = soma de quadrados do erro (SS) para o modelo inicial obtida pelo método dos mínimos quadrados
f = número de vectores preditores linearmente independentes[1] no modelo inicial
r = número de vectores preditores linearmente independentes no modelo reduzido
f - r = graus de liberdade do numerador
n - f = graus de liberdade do denominador

A estatística F que atrás se referiu tem a distribuição F se forem preenchidas as seguintes condições:

1. selecção aleatória da amostra;
2. modelo inicial verdadeiro[2] – se os valores esperados podem ser expressos como combinações lineares de valores observados e de parâmetros desconhecidos na forma descrita pelo modelo;
3. restrições verdadeiras, isto é, o modelo restrito deve também ser verdadeiro;
4. distribuição normal da variável de interesse em cada população;
5. a mesma variância da variável de interesse nas populações consideradas;
6. a variável de interesse em cada população ser distribuída independentemente das outras populações.

Se a probabilidade associada ao valor de F calculado fôr muito pequena, dizemos que uma ou mais destas condições se não verificaram. Se tivermos razões para crer que as condições 1, 2, 4, 5, e 6 se verificam, rejeitaremos a condição 3, o que implica rejeitar a hipótese que nos conduziu ao modelo restrito (Ward & Jennings, 1979).

A elaboração concreta desta abordagem, que a seguir se apresenta, diz respeito aos resultados obtidos num estudo empírico sobre percepção em bebés de sete meses realizado pela autora.

2. MODELOS ESTATÍSTICOS LINEARES GERAIS VERSUS TESTE-T PARA DADOS EMPARELHADOS – UM PRIMEIRO CASO CONCRETO

A amostra consistiu em bebés de sete meses que foram observados antes e depois de expostos a uma mudança num dispositivo visual que incluia um único objecto animado quer de movimento uniforme quer de movimento uniformemente acelerado.

Neste estudo empírico usámos a técnica conhecida por habituação-recuperação. Esta técnica consiste na exposição repetida de um sujeito a um único estímulo ou a estímulos diferentes pertencentes a uma mesma categoria. A resposta do sujeito, tempo de fixação visual no caso presente, tende a diminuir com a repetição da exposição; quando ela atinge um nível previamente determinado, considera-se que houve habituação e apresenta-se um estímulo de uma nova qualidade (desabituação). A presença de um aumento no tempo de resposta da criança é tida como uma indicação da existência de uma capacidade para discriminar o novo dispositivo do familiar (Cohen & Gelber, 1975).

O caso a que aqui nos referimos incluiu bebés

[1] Diz-se que um conjunto de vectores é *linearmente independente* quando nenhum vector desse conjunto pode ser expresso como combinação linear dos restantes vectores.

[2] De acordo com Ward e Jennings (1979) no processo de estimação de k médias, o modelo é necessariamente verdadeiro se tem k parâmetros desconhecidos associados com k preditores linearmente independentes, e k padrões únicos de valores nos preditores.

de sete meses a quem foi apresentado um alvo móvel animado de movimentos dos dois tipos. A variável de resposta consistia no tempo de fixação visual de acompanhamento desse alvo. Para esta ilustração do contraste entre a aplicação da abordagem de Ward e Jennings e do teste-t para medidas repetidas, utilizaremos apenas uma das condições experimentais consideradas neste estudo: três movimentos uniformes apresentados no período de habituação seguidos de um movimento acelerado no pós-teste. Designaremos a média dos três últimos tempos de habituação como pré-teste e o primeiro tempo de desabituação como pós-teste.

A questão que se colocava tinha a ver com a presença de uma mudança positiva (aumento no tempo de fixação) das observações feitas no pós-teste (condição de movimento acelerado) relativamente ao pré-teste (condição de movimento uniforme). O argumento era o de que a verificar-se alteração nos tempos de fixação do pré-teste, isso constituiria uma indicação da existência nos bebés desta idade de uma capacidade para discriminar os dois tipos de movimentos.

Tínhamos razões para esperar uma certa variabilidade na reacção dos bebés tendo em consideração o grau de motivação das crianças para acompanhar o desenrolar da situação e a possibilidade do aparecimento de comportamentos aleatórios que coincidissem com os previstos no contexto teórico em que trabalhávamos. A observação de vários sujeitos justificava-se, assim, dado que tornava possível o controlo do impacto de comportamentos aleatórios.

Contrastaremos em seguida os resultados da aplicação de duas estratégias de análise estatística: a dos modelos lineares já referida e a do teste-t para medidas repetidas, vulgarmente utilizada em situações análogas.

2.1. *Aplicação dos MELG*

Comecemos então por seguir as etapas de aplicação dos MELG já enunciadas:

1. Questão de investigação em «linguagem natural»

Poder-se-á afirmar que houve mudança entre os últimos tempos de habituação (pré-teste) e os tempos registados na desabituação (pós-teste)?

2. Vector de resposta e matriz (neste caso um vector coluna) preditora

Consideremos Y como o vector cujos elementos são os tempos de fixação no pós-teste observados nos **n** sujeitos da amostra,

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ . \\ . \\ . \\ y_n \end{bmatrix}$$

e que X é igualmente um vector coluna[3] que nos indica os valores do tempo de fixação no pré-teste observados nos mesmos sujeitos.

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ . \\ . \\ . \\ x_n \end{bmatrix}$$

3. Expressões simbólicas relacionando os valores esperados

A inexistência de mudança nos tempos de fixação do pré- para o pós-teste traduz-se em que o valor esperado de Y seja igual a X, para cada nível desta variável:

$$E(Y|X=x) = x$$

4. Modelo completo ou Modelo inicial

Para além de termos produzido o teste de normalidade da distribuição da variável pós-teste, tivémos em atenção estudos anteriores que envolviam o mesmo paradigma de habituação-desabituação e que nos indicavam que era razoável assumir que os valores esperados para o pós-teste (Y) eram uma função linear dos valores do pré-teste (X)[4]. O modelo inicial assim enunciado corresponde à seguinte expressão:

[3] No caso geral – mais do que uma variável preditora, X representaria uma matriz.

[4] Se não fosse razoável supôr a linearidade da relação, poderíamos elaborar um outro modelo inical com as propriedades desejadas.

$Y = a U + b X + E$

em que U é o vector coluna constituído por elementos iguais à unidade, e **a** e **b** são constantes.

De um ponto de vista geométrico, **a** pode ser considerado a ordenada na origem e **b** o declive da linha recta na qual se presume que os valores médios assentam.

5. Propriedades do modelo

Para cada valor x do pré-teste, temos que:

$E(Y|X=x) = a + b x$

6. Substituição dos valores esperados

$a + b x = x$

7. Restrições aos parâmetros do modelo

$x (1 - b) = a$, qualquer que seja o valor x,

o que implica:

$b - 1 = 0$ e $a = 0$, ou seja:

$a = 0$ **e** $b = 1$.

8. Modelo restrito

$Y = 1 X + E'$

9. Propriedades do modelo restrito

As Figuras 1 e 2 ilustram seis cenários hipotéticos de resultados através de gráficos pós-teste--pré-teste e mudança-pré-teste.

Como se pode facilmente verificar, as situações II, III, IV e V correspondem à presença de uma mudança positiva no tempo de fixação visual, pelo menos para um intervalo da variável preditora. Em resumo, podemos argumentar que existe mudança quando há suporte empírico para uma das seguintes condições:

1. $a \neq 0$

2. $b \neq 1$

3. $a \neq 0$ e $b \neq 1$.

10. Soluções numéricas pelo método dos mínimos quadrados e

11. Comparação do modelo inicial com o modelo restrito

A comparação entre estes modelos vai ser desdobrada em dois testes: o Teste 1 inspecciona a adequação do coeficiente de regressão unitário no vector pré-teste X, isto é, questiona a invariância da diferença entre os tempos de fixação do pré- para o pós-teste, para diferentes valores do pré--teste (b=1); o Teste 2 examina a pertinência do valor nulo do coeficiente do vector unidade U do modelo inicial (a=0). O argumento para a não existência de mudança corresponderia a não encontrarmos resultados estatisticamente significativos em qualquer dos dois testes, dado que tinhamos razões para aceitar que as restantes 5 condições explicativas de um pequeno valor da probabilidade associada se verificavam (ver p. **?????**).

O teste 1 revela resultados estatisticamente significativos, o que, por outras palavras, quer dizer que o declive da recta de regressão não é unitário (situações II, IV ou V). Na realidade, os valores da diferença (pós-teste - pré-teste) dependem dos valores do pré-teste.

No teste 2, pelo contrário, os resultados não são significativos, o que sugere que a ordenada na origem não é diferente de zero. Se se pudesse supôr que os valores da diferença (pós-teste - - pré-teste) não dependiam do pré-teste, isso implicaria que não existia mudança: estaríamos na situação I. Como este pressuposto não é válido, dados os resultados do teste 1, estamos em condições de afirmar que existe suporte para a tese da presença de mudança nos tempos do pré- para o pós-teste.

Consequentemente, e em última análise, será lícito afirmar que em bebés de 7 meses existe a capacidade de discriminação dos dois movimentos apresentados.

2.1. *Considerações computacionais*

A análise que atrás se esboçou, pode ser realizada utilizando algum do software de análise estatística existente. Para tal, requere-se, no mínimo, que a discriminação do erro correspondente ao modelo de regressão multivariada utilizado, conste dos resultados que são disponibilizados. No caso do SAS, o trabalho surge facilitado por ele ter previstas rotinas que

FIGURA 1
Ilustração de seis resultados possíveis – mudança-pré-teste

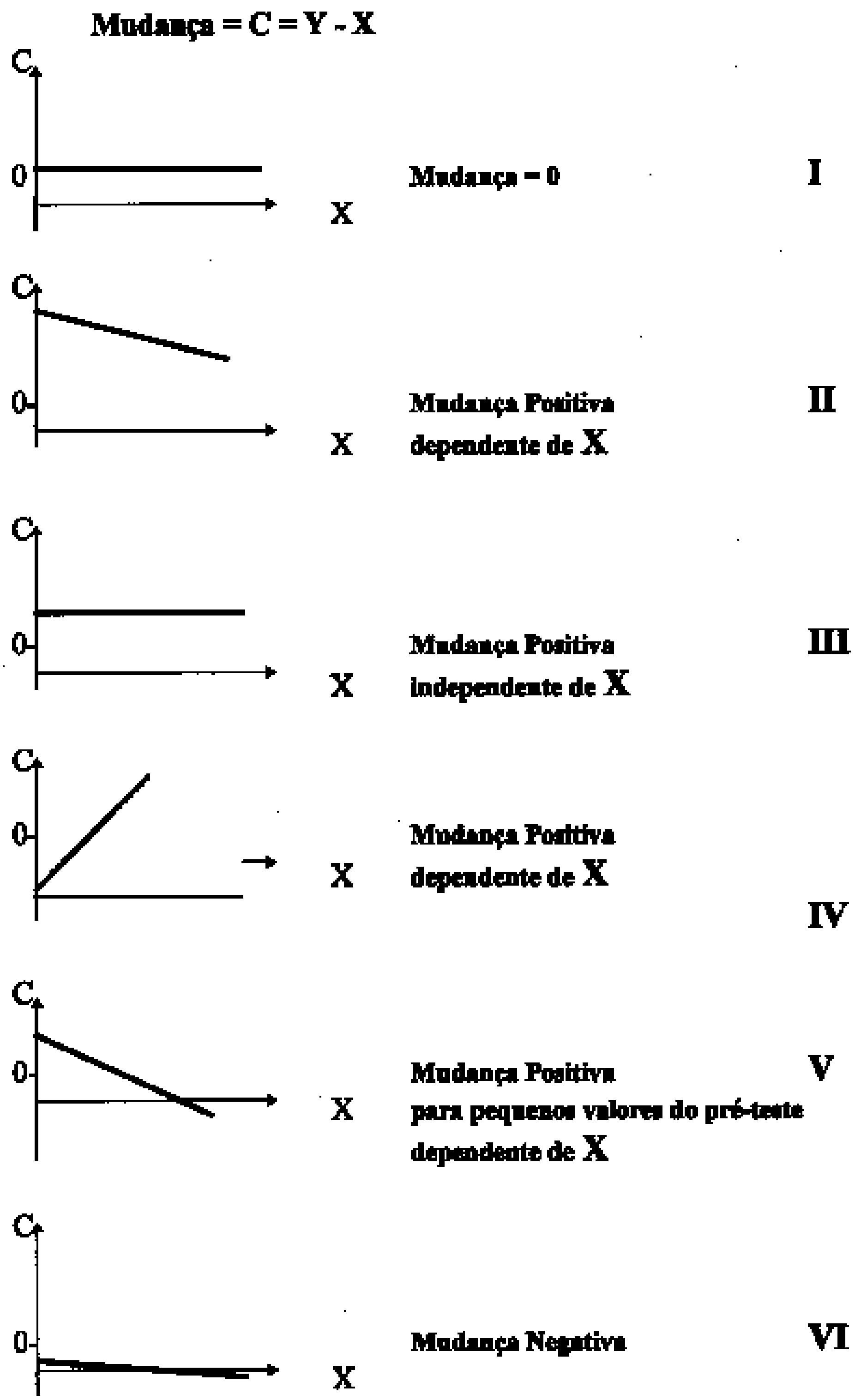
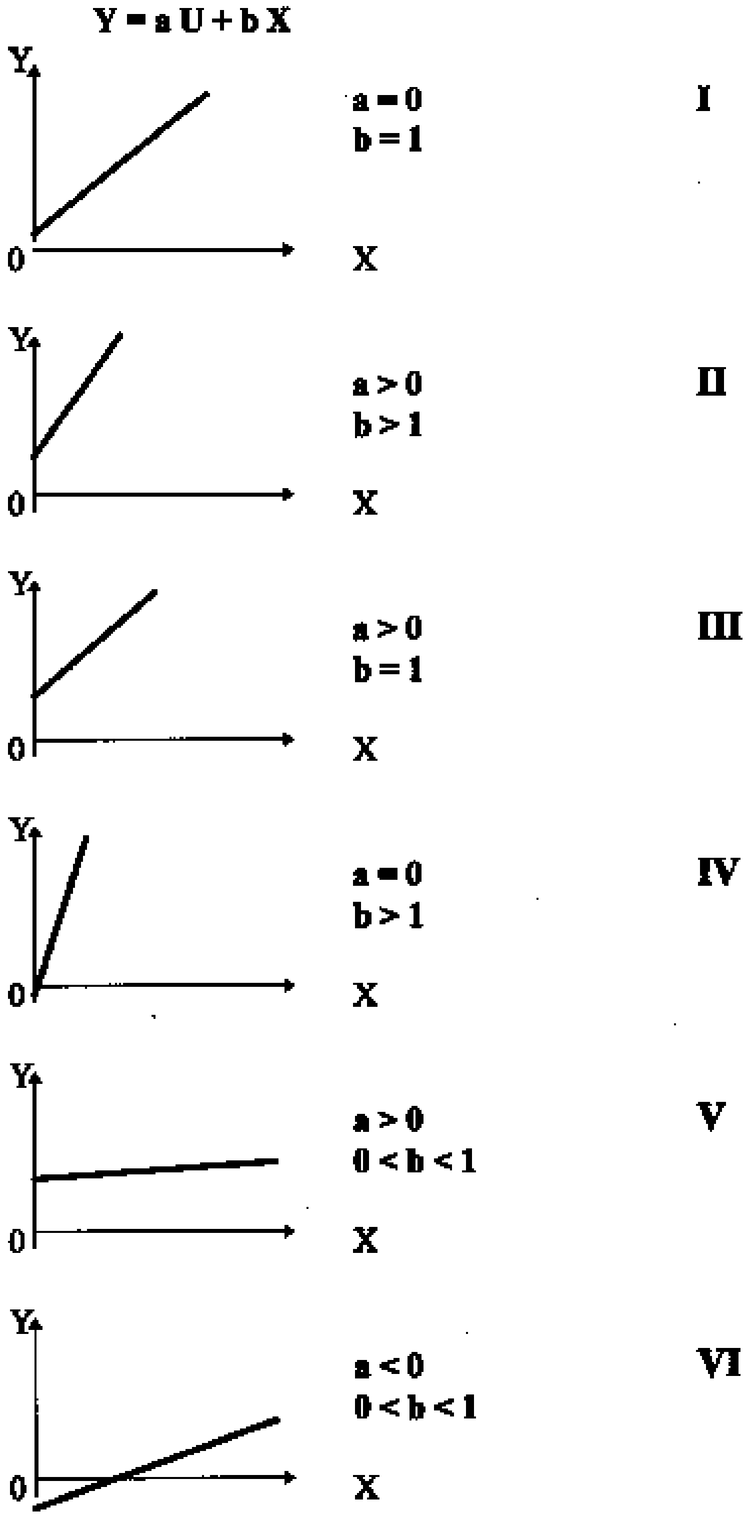


FIGURA 2
Ilustração de seis resultados possíveis – pós-teste-pré-teste



QUADRO 1
Sumário das análises usando Modelos Estatísticos Lineares

Teste 1

Modelo inicial: **Y=a*1+b*X+E**
Teste: **b = 1**
Modelo restrito: **Y=a´*1+1*X+E´**

SS Numerador **(q_r - q_r)**	SS Denominador **(q_r)**	df num. **(f - r)**	df den. **(n - f)**	F	p
3828488	146043	1	9	20.73	0.0014

Teste 2

Modelo inicial: **Y=a´*1+1*X+E´´**
Teste: **a´ = 0**
Modelo restrito: **Y = 1*X+E´´´**
t=1.24 p=0.243

permitem a especificação dos modelos (inicial e restrito) em contraste. A utilização de outro software implica o cálculo da estatística F a partir dos erros correspondentes aos dois modelos (inicial e restrito), através da fórmula fornecida na primeira secção.

2.2. *O teste-t para medidas repetidas*

Passemos agora ao exame do teste-t para medidas repetidas.

Este teste será adequado a situações similares às situações I e III das figuras 1 e 2, dado que o pressuposto da sua aplicação se verifica. Corresponde ao teste do valor nulo da ordenada na origem, assumindo um valor unitário para o declive na população alvo (teste 2)[5]. Mas como vimos anteriormente, ele presume que seja apropriado assumir que a mudança, a existir, seja a mesma para quaisquer valores do preditor (X). No caso presente, que ela teria o mesmo valor, independentemente dos valores mais ou menos elevados do pré-teste.

A utilização do teste-t no escrutínio da mudança numa medida de desempenho assenta no pressuposto de que a hipótese em causa no teste 1 é verdadeira nesta população. Mas, como acabámos de ver na exposição anterior, podem existir casos em que este pressuposto não se aplica (situações restantes nas figuras 1 e 2) e nos quais a mudança está presente, sendo que as médias das medidas repetidas são diferentes na população. Basta para tal que a diferença pós-teste - pré-teste não seja a mesma para os vários valores do pré-teste. Tal como no exemplo abordado, podem existir motivos para a aceitação da presença de uma mudança (quando b=1) e esta não ser detectada pelo teste-t, uma vez que ele pressupõe justamente o contrário (que b=1).

3. MODELOS ESTATÍSTICOS LINEARES GERAIS VERSUS ANOVA PARA MEDIDAS REPETIDAS – UM SEGUNDO CASO CONCRETO

Consideremos agora uma situação experimen-

[5] Embora não se apresente aqui a demonstração, repare-se que na fórmula de cômputo da estatística t:

$$T = \frac{\bar{D}}{\frac{s_D}{n^{1/2}}}$$

D é a diferença Y-X o que correponde exactamente a b=1.

tal em que estão envolvidos dois grupos, num total de 20 sujeitos. Depois de uma primeira administração de um teste de conhecimentos (pré-teste) a todos os indivíduos, teve lugar um período de intervenção a que foram apenas sujeitos os 10 alunos do grupo experimental. No final desse período os alunos de ambos os grupos realizaram de novo o teste (pós-teste).

A questão de investigação em jogo consistia em saber se teria existido uma evolução diferencial nos dois grupos.

Tradicionalmente, e caso os pressupostos inerentes à sua aplicação se pudessem presumir, utilizar-se-ia a designada análise de variância para medidas repetidas. Este modelo de análise tem recebido diversas críticas (Huck & McLean, 1975; Jennings, 1988a), mas continua a ser amplamente utilizado. Chamamos a atenção do leitor para o contributo destes autores no sentido de uma melhor compreensão das críticas que têm sido apresentadas. O trabalho que a seguir apresentamos, limita-se a uma segunda exposição da aplicação concreta da abordagem de Ward e Jennings integrando agora medidas repetidas em dois grupos de sujeitos.

Convém, no entanto, salientar que os resultados dos testes de normalidade realizados para a variável pós-teste nos dois grupos e de igualdade das duas variâncias, nos revelaram que estaríamos em condições de avançar com a aplicação dos MELG.

Aplicando uma vez mais a forma alternativa de realização de testes de hipóteses já atrás desenvolvida, passemos em revista uma vez mais as etapas descritas em relação à primeira exemplificação.

1. Questão de investigação em «linguagem natural»

Poder-se-á afirmar que houve uma evolução distinta no desempenho do grupo experimental relativamente ao grupo de controlo?

2. Vector de resposta e matriz preditora

Consideremos Y como o vector cujos elementos são os valores obtidos no pós-teste pelos 20 sujeitos da amostra, e que X é igualmente um vector coluna que nos indica os valores de desempenho no pré-teste observados nos mesmos sujeitos.

3. Expressões simbólicas relacionando os valores esperados

Representemos por Δ (e,x) a mudança no grupo experimental **e**, para um sujeito com desempenho x no pré-teste:

$$\Delta (e,x) = E (Y_e|X=x) - x$$

Analogamente, a mudança será para o grupo de controlo c, para um sujeito com desempenho x no pré-teste:

$$\Delta (c,x) = E (Y_c|X=x) - x$$

A hipótese a testar será então:

$$\Delta (e,x) = \Delta (c,x)$$

isto é:

$$E (Y_e|X=x) - x = E (Y_c|X=x) - x$$

para qualquer valor x.

4. Modelo completo ou Modelo inicial

$$Y = a_1 R_1 + a_2 R_2 + b_1 (R_1 X) + b_2 (R_2 X) + E$$

em que R_1 é o vector constituído por elementos iguais à unidade no caso dos sujeitos serem do grupo experimental e zero para o grupo de controlo; R_2 o vector constituído por elementos iguais à unidade no caso dos sujeitos serem do grupo de controlo e zero para o grupo experimental.

O conjunto de dados que que utilizamos nesta análise estão expostos no Quadro 2.

5. Propriedades do modelo

Para cada valor **x** do pré-teste, temos que, para o grupo experimental:

$$E (Y_e|X=x) = a_1 + b_1 x$$

Similarmente para o grupo de controlo:

$$E (Y_c|X=x) = a_2 + b_2 x$$

6. Substituição dos valores esperados

A inexistência de uma evolução diferencial entre os dois grupos, experimental e de controlo implica:

QUADRO 2
Vectores utilizados na análise

Y	**X**	R_1	R_2	R_1X	R_2X	**U**
10	7	1	0	7	0	1
12	15	1	0	15	0	1
13	12	1	0	12	0	1
13	9	1	0	9	0	1
14	12	1	0	12	0	1
8	13	1	0	13	0	1
12	14	1	0	14	0	1
15	13	1	0	13	0	1
11	11	1	0	11	0	1
11	9	1	0	9	0	1
12	15	0	1	0	15	1
12	9	0	1	0	9	1
14	8	0	1	0	8	1
8	13	0	1	0	13	1
9	14	0	1	0	14	1
11	11	0	1	0	11	1
13	12	0	1	0	12	1
10	13	0	1	0	13	1
10	10	0	1	0	10	1
12	14	0	1	0	14	1

Δ (e,x) = Δ (c,x)

ou seja:

$a_1 + b_1 x - x = a_2 + b_2 x - x$
para qualquer valor x do pré-teste.

7. Restrições aos parâmetros do modelo
A condição anterior implica que:

$a_1 = a_2 = a$ (valor comum)
$b_1 = b_2 = b$ (valor comum)

8. Modelo restrito
Y = a ($R_1 + R_2$) + b X + E'

Como ($R_1 + R_2$) é o vector U:
Y = a U + b X + E'

9. Propriedades do modelo restrito
Resultados estatisticamente significativos no contraste do modelo inicial com o modelo restrito poderiam resultar de:

1. $a_1 \neq a_2$, ou
2. $b_1 \neq b_2$, ou
3. ambos.

Se a mudança integrada nestas condições fosse adequada ao contexto concreto do problema, prosseguiríamos então com os passos seguintes.

Vejamos como se comporta a mudança para os diversos valores obtidos no pré-teste, no grupo experimental e no grupo de controlo (Figuras 3 e 4).

10. Soluções numéricas pelo método dos mínimos quadrados e

11. Comparação do modelo inicial com o modelo restrito

O Quadro 3 ilustra os resultados obtidos no contraste dos dois modelos através da estatística F.

FIGURA 3

Relação mudança - pré-teste para o grupo experimental
PRE vs. MUDANÇA (Cesewise MD Deletion)
MUDANÇA = 9.9664 - .8319 * PRE
Correlation: r = -.7249

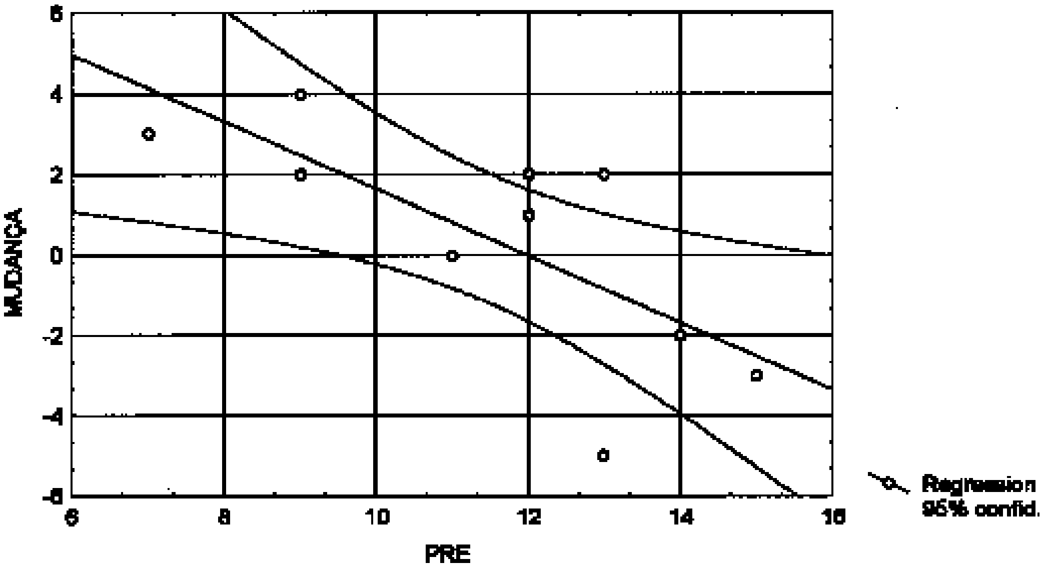
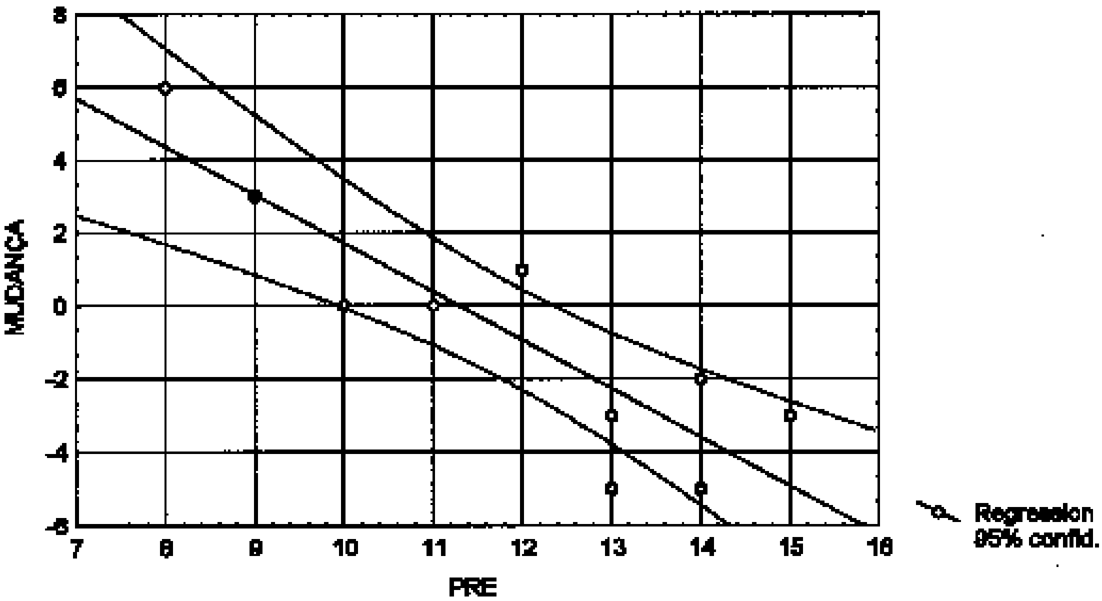


FIGURA 4

Relação mudança - pré-teste para o grupo de controlo
PRE vs. MUDANÇA (Cesewise MD Deletion)
MUDANÇA = 14.969 - 1.325 * PRE
Correlation: r = -.8772



QUADRO 3
Sumário da análise usando MELG

Modelo inicial: $Y = a_1 R_1 + a_2 R_2 + b_1 (R_1X) + b_2 (R_2X) + E$

Modelo restrito: $Y = a\,U + bX + E'$

SS Numerador $(q_r - q_r)$	SS Denominador (q_r)	df num. $(f - r)$	df den. $(n - f)$	F	p
0.0740	0.012023	2	16	6.1576	0.0104

Com base nestes resultados podemos afirmar que a evolução do pré- para o pós-teste não foi idêntica no grupo experimental e no grupo de controlo.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Do que atrás ficou exposto, queremos salientar a necessidade de um extremo cuidado na selecção dos procedimentos estatísticos a adoptar em face de uma problemática de investigação. A perspectiva de desenvolvimento de modelos que aqui apresentámos favorece, pela sua natureza, essa reflexão para além de poder constituir uma alternativa mais poderosa do que outras técnicas mais estandardizadas.

Resta-nos acrescentar que a utilização da estatística não exclui a informação especializada referente ao domínio particular em que se pretende fazer a sua aplicação e não dispensa o julgamento crítico do investigador. O desenvolvimento de *software* estatístico mais «amigável» veio facilitar o acesso a este tipo de análises, mas convém alertar para o facto de informatização não ser sinónimo de automatização...

REFERÊNCIAS

Cohen, L., & Gelber, E. (1975). Infant visual memory. In L. Cohen, & P. Salapatek (Eds.), *Infant perception: from sensation to cognition*, Vol. I. New York: Basic Books.

Hays, W. (1994). *Statistics*. Fortworth: Harcourt Brace College Publications.

Huck, & McLean (1975). Using a repeated measures ANOVA to analyse data from a pretest-posttest design: A potentially confusing task. *Psychological Bulletin*, 82, 511-518.

Jennings, E. (1988a). Models for pretest-posttest Data: Repeated measures ANOVA revisited. *Journal of Education Statistics, 13* (3), 273-280.

Jennings, E. (1988b). Analysis of covariance with non-parallel regression lines. *Journal of Experimental Education, 56* (3), 129-134.

Jennings, E., & Ward, J. (1972). *Logical steps in the creation and manipulation of fixed effects linear models*. Comunicação apresentada no 1972 Annual Meeting of the American Educational Research Association, Chicago, Illinois, April 5, 1972.

Ward, J., & Jennings, E. (1979). Introduction to linear models. Englewood Cliffs: N.J. Prentice-Hall.

RESUMO

Existem muitas abordagens para a formulação e análise de problemas de investigação. Uma dessas abordagens, os Modelos Estatísticos Lineares Gerais (Ward & Jennings 1979; Jennings & Ward 1975; Jennings 1988a, 1988b), mostra ser poderosa e efectiva na resposta a muitos destes problemas. Neste artigo apresentamos sumariamente a razão de ser desta alternativa e elaboramos duas aplicações concretas envolvendo medidas repetidas: a primeira correspondendo a um único grupo de sujeitos na qual se revela como um instrumento mais adequado do que as técnicas convencionais para responder às questões de investigação em jogo; a segunda relativa a dois grupos - grupo experimental e grupo de controlo.

Palavras-chave: Medidas repetidas, Modelos lineares, Designs préteste-pósteste.

ABSTRACT

There is currently a large number of approaches to formulate and analyze research problems. One of such approaches, General Linear Statistical Models, is an effective and powerful answer to many of these problems.

In this paper we present an overview of this approach´s rational and two examples of its aplication, both involving repeated measures: i) one group pretest-posttest design; ii) experimental versus control group pretest-posttest design.

Key words: Repeated measures, Linear models, Pretest-posttest designs.