



## Tutorial

José A. R. Maia<sup>1</sup>  
Rui Garganta<sup>1</sup>  
André Seabra<sup>1</sup>  
Vítor P. Lopes<sup>2</sup>  
João Vinagre<sup>3</sup>  
Duarte L. de Freitas<sup>4</sup>  
António Prista<sup>5</sup>  
Cássio Meira<sup>6</sup>

# DADOS LONGITUDINAIS E MODELAÇÃO HIERÁRQUICA. UM TUTORIAL PARA INVESTIGADORES DAS CIÊNCIAS DO DESPORTO

LONGITUDINAL DATA AND HIERARCHICAL MODELING. A TUTORIAL FOR SPORT SCIENCES RESEARCHERS

## RESUMO

Este texto pretende ser um auxiliar didático sobre modos de olhar informação de natureza longitudinal. O seu propósito fundamental é auxiliar os investigadores a recorrerem à Modelação Hierárquica ou Multinível (MHMN) para extrair dos dados toda a sua riqueza. Na primeira parte apresentaremos as ideias fundamentais da MHMN aplicadas a dados longitudinais. De seguida recorreremos a um exemplo complexo para apresentar todos os passos da MHMN, interpretando de modo substantivo as principais estatísticas produzidas pelo *software* HLM 6.0.

**Palavras-chave:** longitudinal, modelação, hierárquica, HLM 6.0.

## ABSTRACT

This paper was prepared to be a tutorial on ways of approaching longitudinal data. The main aim is to help researchers to use Hierarchical or Multilevel Modelling (HMM) to extract all the information their data contain. In the first part, we present the fundamental ideas of HMM applied to longitudinal data. The following part shows a complex example illustrating all steps in HMM as well as the analyses of all statistics given by the HLM 6.0 software package.

**Key words:** longitudinal, modelling, hierarchical, HLM 6.0.

<sup>1</sup> Laboratório de Cineantropometria e Estatística Aplicada. Faculdade de Ciências do Desporto e de Educação Física. Universidade do Porto. Porto. Portugal

<sup>2</sup> Escola Superior de Educação. Instituto Politécnico de Bragança. Bragança. Portugal.

<sup>3</sup> Escola Superior de Educação. Instituto Politécnico de Viseu. Viseu. Portugal.

<sup>4</sup> Departamento de Educação Física e Desporto. Universidade da Madeira. Madeira. Portugal

<sup>5</sup> Faculdade de Ciências da Educação Física e do Desporto. Universidade Pedagógica. Maputo. Moçambique.

<sup>6</sup> Laboratório de Aprendizagem Motora. Escola de Educação Física e Esporte. Universidade de S. Paulo. Brasil.

## INTRODUÇÃO

Se considerarmos com alguma atenção e cuidado a estrutura de dados recolhidos no seio de uma qualquer pesquisa, facilmente “veremos” padrões hierárquicos ou multiníveis<sup>1</sup>, que Heck Thomas<sup>2</sup> designam, genericamente, de estrutura organizacional da informação. Por exemplo, os alunos estão agrupados em classes, as classes em diferentes escolas, as escolas em áreas geográficas distintas; trabalhadores estão hierarquicamente dependentes de sectores, sectores em áreas distintas das empresas, e estas em diferentes localidades. De um modo equivalente, os atletas estão dependentes de diferentes treinadores, que pertencem a clubes diferenciados; os professores estagiários estão associados hierarquicamente a orientadores distintos, que leccionam em diferentes escolas, cuja localização e características são bem diversas. A ausência de consideração desta estrutura hierárquica, que salienta uma interligação ou dependência forte da unidade de análise mais baixa na hierarquia (i.e., alunos, trabalhadores, atletas, professores estagiários, etc., que pode ser designada de unidade de observação) da mais elevada (e que podem ser classes, sectores, treinadores, supervisores, etc., às vezes referida como unidade “experimental”), acarreta uma leitura demasiado parcelar e truncada da informação disponível. Daqui que Plewis<sup>3</sup> tenha referido, justamente, que qualquer investigador que ignore o padrão hierárquico dos seus dados será confrontado com uma perspectiva altamente enviesada dos seus resultados e conclusões, proporcionando uma visão distorcida e fragmentada daquilo a que pretendia dar uma resposta mais esclarecida e abrangente. E este é, ainda, um quadro frequente na pesquisa publicada em diferentes domínios das Ciências do Desporto, sobretudo nos países lusófonos.

A história da investigação multidisciplinar nas Ciências do Desporto tem sido fecunda em ilustrar, um sem número de vezes, a confusão estabelecida entre unidade observacional e unidade experimental, ou entre micro e macro aspectos da informação disponível.

Parece ser inquestionável a necessidade em atribuir uma maior importância a um pensamento e a uma estrutura centrada

na MHMN. Por exemplo, num espaçamento de 14 anos quatro prestigiadíssimas revistas internacionais dedicaram números inteiros ao tratamento de matérias que vão desde aspectos de natureza didáctico-metodológica do uso da MHMN, das suas enormes potencialidades de interrogação da informação, das características relevantes da sua flexibilidade, às aplicações mais diversas no domínio substantivo (ver *International Journal of Education Research*, 1990; *Journal of Education and Behavioral Statistics*, 1995; *Counseling Psychologist*, 1999; *Multivariate Behavioral Research*, 2001). Uma busca exclusiva no *Medline* relativa aos anos de 1999-2004 inventariou 213 trabalhos nos mais variados domínios – das ciências sociais e humanas, aos assuntos mais “hard” das ciências biológicas. Uma busca mais recente (em 2005) à base internacional *Academic Premier* com as entradas *hierarchical models*, ou *multilevel models* identificou 186 publicações nos mais variados domínios da investigação. A busca na *Psychinfo* catalogou 207 publicações nos três últimos anos. A título de mero exemplo, destacamos a presença de tutoriais acerca da importância, flexibilidade analítica e riqueza interpretativa das estatísticas produzidas pela MHMN<sup>4,5,6</sup>. É também relevante salientar a forte associação da MHMN na investigação biomédica e epidemiológica<sup>7,9,10,11</sup>. Os livros de texto sobre o lato território da MHMN são já em número “substancial”.

### Uma amostra de exemplos de análise com recurso à MHMN

Ao contrário do que acontece no lato universo das Ciências da Educação, na Epidemiologia e na Psicologia, a disponibilidade informacional da aplicação da MHMN ao território das Ciências do Desporto não é tão extensa quanto seria de esperar. Essencialmente, a investigação disponível remete-nos para o coração da interpretação das diferenças interindividuais (situada quer ao nível micro, quer ao macro) no que ao desempenho motor ou performance desportivo-motora diz respeito.

Uma pesquisa às bases de dados internacionais permitiu localizar um número ainda reduzido de trabalhos os quais, em síntese, se poderiam agrupar em três olhares inquisitivos ao vasto território da performance diferencial e da epidemiologia de que

destacamos, em pesquisa transversal:

1. Um texto substancial no domínio da MHMN é o de Zhu<sup>12</sup> que lança um olhar fortemente didático e metodológico do seu uso a partir da análise de factores relativos às características das escolas e dos professores e que estariam associados às diferenças interindividuais nos valores de aptidão física associados à saúde.

2. Uma pesquisa interessante situada no amplo território da Epidemiologia da Actividade Física é o de Wendel-Vos et al.<sup>13</sup> que estuda, a partir de um enquadramento da MHMN os factores ambientais situados em diferentes níveis, frequentemente designados de determinantes, que influenciam os hábitos de marcha e andar de bicicleta num vasto estrato da população holandesa.

3. Um outro trabalho (talvez o primeiro em língua portuguesa no lato universo das Ciências do Desporto) que abre uma janela sobre a MHMN é o de Maia et al.<sup>14</sup> sobre a modelação do desempenho motor na coordenação motora e nos valores de aptidão física associada à saúde de crianças dos 6 aos 10 anos de idade da Região Autónoma dos Açores. Um texto mais recente<sup>15</sup> salienta as fortes promessas interpretativas da MHMN.

Já no domínio longitudinal é da maior relevância percorrer:

1. Os trabalhos relativos ao recurso à MHMN no domínio estrito da Fisiologia remetemos, na sua essência, para o estudo das mudanças no consumo máximo de O<sub>2</sub> em crianças e jovens *circum*-pubertários. Trata-se, não somente de modelar as mudanças intraindividuais no consumo máximo de O<sub>2</sub> proveniente de informação longitudinal<sup>16,17,18</sup>, mas também de interpretar tal desenvolvimento em função da perspectiva alométrica<sup>19</sup> ou a relação do crescimento somático e a maturação biológica com a potência mecânica média<sup>20</sup>.

2. Um outro espaço de aplicação da MHMN é oriundo de um cruzamento da Auxologia com a Fisiologia<sup>21</sup>. Numa pesquisa longitudinal com rapazes e raparigas durante a adolescência foi estudada a influência de factores hormonais (concretamente da testosterona e IGF1) na produção de força, quer nas curvas da distância, quer nas da velocidade, alinhadas pela idade em que ocorre o pico de velocidade da altura.

3. Um terceiro trabalho aborda

matérias de picos de potência mecânica relacionados com a idade, sexo e estimativas do volume da coxa em crianças seguidas longitudinalmente dos 12 aos 14 anos de idade<sup>22</sup>.

A abordagem que propomos para esta viagem ao território da Modelação Hierárquica com dados longitudinais é a seguinte:

- Em primeiro lugar apresentaremos alguns aspectos da MHMN aplicada a informação longitudinal.

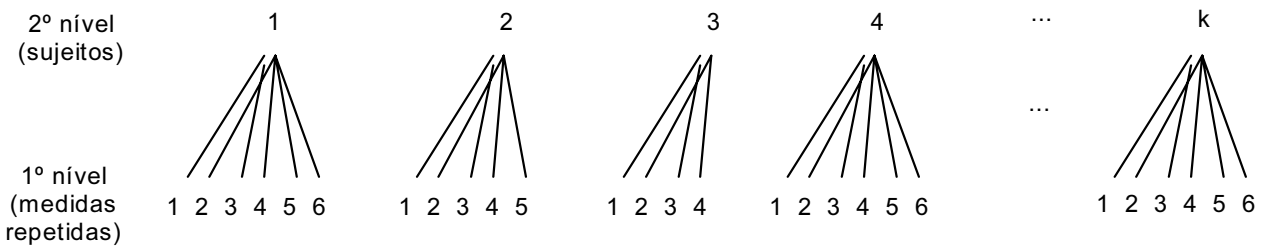
- De seguida lidaremos com um exemplo prático que abordaremos em regime de complexidade crescente. Os principais resultados de cada etapa da análise serão interpretados a partir do uso do *software* estatístico HLM 6.0<sup>23</sup>, um dos mais versáteis e altamente flexíveis que estão disponíveis no mercado. Para além deste facto, o manual é fortemente didático, e é acompanhado por um texto exemplar do ponto de vista pedagógico e das inúmeras alternativas de análise possíveis com a MHMN<sup>24</sup>.

## Aplicação da modelação hierárquica ou multinível a dados longitudinais

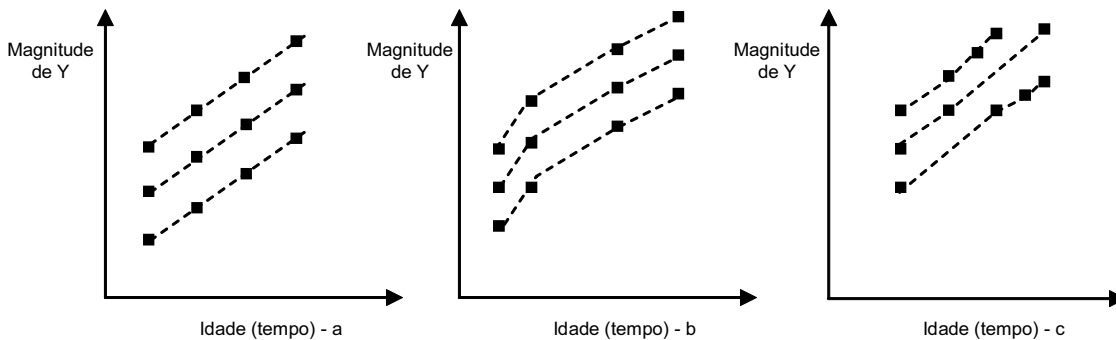
### Ideias fundamentais

Os dados provenientes de uma qualquer pesquisa longitudinal nada mais são do que um conjunto informacional com planos hierárquicos ou multinível de grandezas diferentes. Na situação “mais simples”, as observações repetidas no tempo (1º nível) estão dependentes dos sujeitos (2º nível), conforme representado na Figura 1, que na literatura da especialidade se designa por *observations nested within subjects*. Isto é, a estrutura ou esquema hierárquico processa-se em dois níveis ou planos: no primeiro nível (o mais baixo) amostramos observações do universo dos registos repetidos do tempo; no segundo (mais elevado) amostramos sujeitos de um dado universo que representa, adequadamente, a grandeza e qualidade das diferenças interindividuais.

A função que descreve as medidas repetidas no tempo (i.e., a mudança intraindividual) pode ser de natureza linear ou não-linear, e ao nível dos sujeitos (e somente neste plano da hierarquia informacional) poderemos ter predictores ou agentes “causais” da mudança distinta entre indivíduos que são, ou não, invariantes no tempo. Dado que a



**Figura 1.** Estrutura hierárquica de um delineamento de medidas repetidas no tempo (a flexibilidade do modelo hierárquico é tal que permite a presença de sujeitos com um número variado de medidas repetidas).

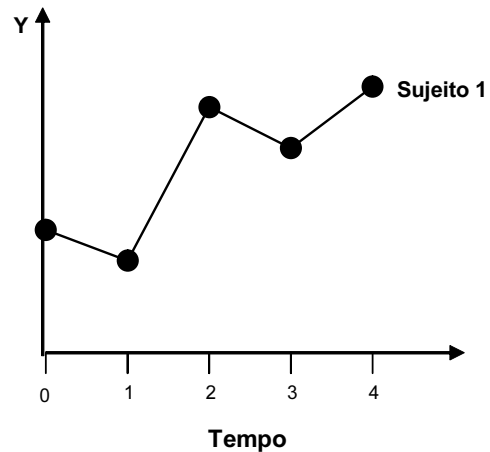


**Figura 2.** Esquema de estrutura de avaliações balanceadas (a e b) e (c) não balanceadas.

estrutura analítica da MHMN é altamente versátil, lida com extrema facilidade com dados balanceados no tempo (i.e., o mesmo número de sujeitos ter o mesmo número de observações repetidas no tempo cujas observações são equidistantes), e não balanceados em que cada sujeito pode ter momentos únicos de avaliação e que não necessitam de ser em número igual para todos (ver figura 2).

Imaginemos a situação seguinte: durante cinco semanas (t) foi registado o desempenho da capacidade de salto (Y) de um conjunto (i) de atletas. Os registos temporais 1,2,3,4 e 5 foram “centrados” no início da pesquisa por forma a considerar a 1ª avaliação como a *baseline* (valor de partida) da capacidade de salto, e daqui a métrica temporal no eixo de X ser 0,1,2,3,4. A figura 3 procura ilustrar os valores obtidos em cada ponto do tempo de um mesmo sujeito. É evidente que cada registo obtido da avaliação do desempenho reflecte, é um indicador imperfeito, da verdadeira expressão da força explosiva dos membros inferiores do sujeito em causa. Daqui que os cinco registos sejam considerados como uma espécie de marcos ou sinais da verdadeira trajectória ou percurso da performance deste sujeito. Neste sentido, a mudança ocorrida é entendida de modo contínuo, e é esta noção

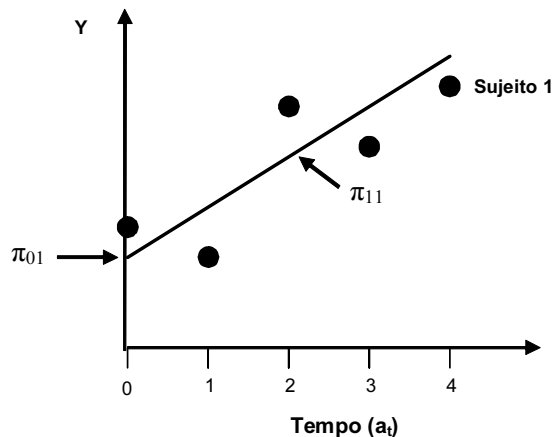
central que será explorada em todo o texto.



**Figura 3.** Representação da capacidade de salto do atleta 1 nos 5 pontos do tempo.

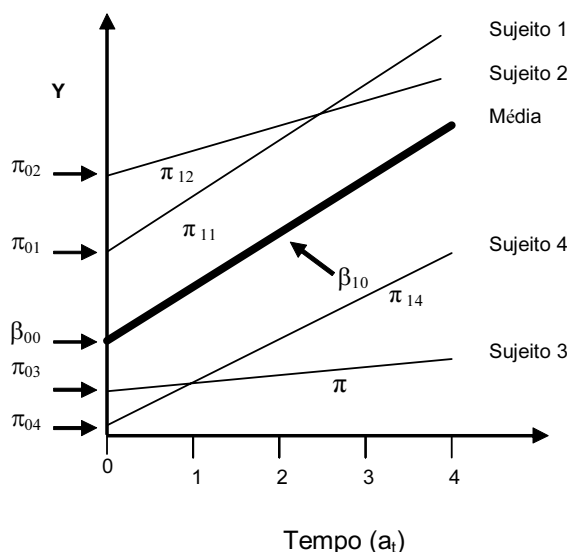
Na figura 4 pretendemos ilustrar, a partir da recta de regressão que melhor se ajusta aos 5 pontos, a verdadeira trajectória da mudança da capacidade de salto deste atleta. Cumprem-se, aqui, dois propósitos fundamentais: (1) a descrição parcimoniosa da mudança na aptidão deste atleta a partir somente de dois parâmetros:  $\pi_{01}$  que corresponde ao verdadeiro valor de salto na *baseline* do estudo;  $\pi_{11}$  que sendo o declive da recta expressa a mudança esperada na capacidade de salto por

cada semana que se avança no estudo, i.e.,  $\pi_{11}$  veicula a noção de velocidade dos ganhos desta expressão da força explosiva do sujeito; (2) a possibilidade em calcular estatísticas que apresentem a qualidade do modelo proposto em descrever de modo adequado a informação obtida.



**Figura 4.** Recta de regressão e respectiva equação que expressa a verdadeira trajectória na mudança da capacidade de salto do sujeito 1.

Centremos agora a nossa atenção na figura 5 dado espelhar, graficamente, aspectos da essência do uso da MHMN a dados longitudinais marcando em simultâneo uma posição normativista e uma outra de natureza diferencialista. Estamos diante das noções fulcrais de mudança intraindividual e das diferenças interindividuais na mudança intraindividual.



**Figura 5.** Trajectórias individuais e trajectórias médias do grupo

pontos da maior relevância na MHMN aplicada a dados longitudinais:

- O factor temporal ( $a_t$ ) é aqui entendido como a variável predictor da mudança (do inglês *time as a predictor*) no desempenho da capacidade de salto.

- As rectas de regressão representam as verdadeiras trajectórias de mudança dos 4 sujeitos de que os registos observados (e não representados) nos 5 pontos do tempo nada mais são do que marcos imperfeitos, ou sinais representadores da verdadeira mudança.

- Cada sujeito possui um verdadeiro valor na *baseline* (tempo 0) representado por  $p_{0i}$ , bem como um verdadeiro valor da velocidade da mudança na sua capacidade de salto,  $\delta_{1i}$ .

- A recta que caracteriza o desempenho deste grupo de sujeitos (a negrito) tem dois parâmetros: a *baseline* do grupo ( $\beta_{00}$ ), bem como a velocidade média ( $\beta_{10}$ ) dos incrementos da capacidade de salto ao longo das 5 semanas.

- Convém salientar a forte heterogeneidade do grupo na *baseline* (momento 0) e nos declives (velocidades distintas da mudança no salto ao longo das 5 semanas). Por exemplo, é bem evidente a diferença da velocidade do sujeito 1 ( $\pi_{11}$ ) da do sujeito 3 ( $\pi_{13}$ ). Neste sentido,  $\pi_{0i}$  e  $\pi_{1i}$  são variáveis aleatórias que têm uma determinada média e uma determinada variância (e uma covariância) cujos valores são, eventualmente, reflexo de um conjunto de outras variáveis (predictoras da *baseline* e da mudança) que explicam seu comportamento.

- Podemos escrever, de modo simples, a estrutura hierárquica deste exemplo do seguinte modo:

Nível 1 (mudança intraindividual):  $Y_{it} = \pi_{0i} + \pi_{1i} a_t + e_{it}$

Nível 2 (diferenças entre sujeitos):  $\pi_{0i} = \beta_{00} + r_{0i}$   
 $\pi_{1i} = \beta_{10} + r_{1i}$

- A equação geral que descreve esta estrutura hierárquica, depois de substituídos  $p_{0i}$  e  $p_{1i}$ , é:

$$Y_{it} = (\beta_{00} + r_{0i}) + (\beta_{10} + r_{1i}) a_t + e_{it}$$

Rearranjando o segundo membro, vem:

$$Y_{it} = (\beta_{00} + \beta_{10} a_t) + (r_{0i} + r_{1i} a_t + e_{it}).$$

Em que dentro do primeiro parêntesis

temos a parte fixa do modelo (média do grupo de atletas na *baseline* e no declive), e no segundo parêntesis a parte aleatória que “captura” diferenças interindividuais na *baseline* [ $\text{var}(\pi_{0i})=\tau_{00}$ ], nos declives [ $\text{var}(\pi_{1i})=\tau_{11}$ ], uma co-variância entre os valores na *baseline* e as velocidades associadas à mudança [ $\text{cov}(\pi_{0i},\pi_{1i})=\tau_{10}$ ], e uma variância residual ao nível das medidas repetidas no tempo [ $\text{var}(e_{it})=\sigma^2$ ].

Aspectos mais detalhados das etapas da análise, seu significado e relevância dos parâmetros deste tipo de modelos serão exaustivamente referidos nos exemplos que a seguir dissecaremos.

**Exemplo ilustrativo**

Um investigador pretendia estudar o comportamento do desempenho de 200 atletas numa prova em que combinava velocidade de execução e precisão numa escala cujo valor máximo era 20 pontos. Esta pesquisa decorreu durante 6 meses, sendo que no final de cada mês era obtida a medida critério para avaliar o desempenho, uma variável contínua. Um estudo exploratório prévio, bem como uma pesquisa contínua de *reliability in field* evidenciou elevadas estimativas de fiabilidade dos desempenhos ( $r_{tt}$  e 0.86), o que assegurou a elevada qualidade da informação. Importa salientar, também, que a análise exploratória inicial não mostrou qualquer violação da normalidade das distribuições dos valores em cada ponto do tempo, e que foi reforçada pelo teste formal da aderência à normalidade com base nos resultados do teste de Kolmogoroff-Smirnoff.

O investigador dispunha de dados da máxima importância para interpretar, de modo extenso e preciso, a variação da performance dos atletas. Assim, tinha conhecimento de dois

grupos de predictores:

- Um conjunto de predictores fixos no tempo (do inglês *time-invariant covariates*) – o género dos atletas (Masculino=2, Feminino=1), bem como resultados prévios numa prova generalizada de coordenação, adiante designada de “Comp”.

- Um predictor variante no tempo (do inglês *time-varying covariate*), dado que ao mesmo tempo que decorria o estudo, os atletas tinham treinos sistemáticos de musculação (mais adiante referida como “MUSCU”), cujo número de horas eram distintas em cada semana. Daqui que tenhamos dados sobre o número médio de horas de treino semanal em cada um dos meses em que decorreu esta pesquisa.

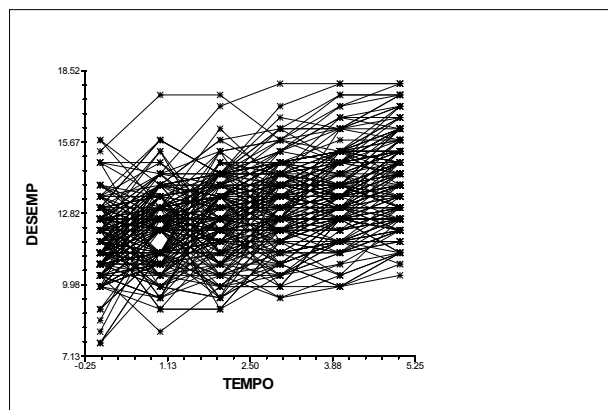
Estamos pois, diante de um delineamento longitudinal com alguma complexidade organizacional e analítica dado que se trata não só de descrever o comportamento do desempenho em função do tempo, i.e., a mudança intraindividual e as diferenças interindividuais, mas também de interpretar a influência dos agentes responsáveis pelas mudanças observadas na performance dos sujeitos (ver tabela 1).

Os resultados da análise desta informação serão apresentados tal como a literatura da especialidade sugere, sobretudo no quadro-resumo com todos os modelos testados. Dada a complexidade deste exemplo, iremos seguir, formalmente, as sugestões de Hox<sup>25</sup>, Raudenbush et al.<sup>24</sup> e Raudenbush Bryk<sup>23</sup> nesta matéria. Para termos uma primeira impressão do comportamento das medidas repetidas no tempo de todos os sujeitos, representamos os seus valores no *spargheti plot* da figura 6, onde é sugerida uma trajectória linear com declive positivo para descrever o desempenho dos

**Tabela 1.** Estrutura informacional nos dois níveis do delineamento desta pesquisa (adaptação do *output* do HLM6).

Estatísticas descritivas – 1º nível					
Variáveis	N	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Tempo	1200	2.50	1.71	0.00	5.00
Desempenho	1200	12.89	1.77	7.65	18.00
MUSCU	1200	7.90	1.59	3.75	11.25
Estatísticas descritivas – 2º nível					
Variáveis	N	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Sexo	200			1.00	2.00
Comp	200	7.47	1.49	5.00	10.00

sujeitos. Nota-se uma forte variabilidade interindividual em todos os pontos de avaliação.



**Figura 6.** Representação do desempenho dos 200 sujeitos em função do tempo (*output* do HLM 6.0).

Começamos por colocar a primeira questão do pesquisador, dado que sem uma resposta adequada não terá sentido qualquer aventura de modelação com base no pensamento hierárquico ou multinível:

- Será que os resultados da avaliação nos seis pontos do tempo possuem uma estrutura verdadeiramente hierárquica no sentido em que há quantidade suficiente de variância entre sujeitos para se proceder a uma pesquisa sobre a mudança intraindividual e sobre os preditores das diferenças intraindividuais nesta mudança de desempenho?

Podemos escrever, de modo bem simples, a estrutura hierárquica desta questão, do seguinte modo:

$$1^{\circ} \text{ nível: } Y_{it} = \pi_{0i} + e_{it}$$

$$2^{\circ} \text{ nível: } \pi_{0i} = \beta_{00} + r_{0i}$$

A equação geral com os dois níveis é, pois,  $Y_{it} = \beta_{00} + r_{0i} + e_{it}$ , em que a variância de  $(\pi_{0i}) = \tau_{00}$  corresponde à variação entre as médias dos 66 sujeitos relativamente à grande média de

todos os sujeitos nos 6 momentos, e a variância de  $(e_{it}) = \sigma^2$  representa a variabilidade ao nível das medidas repetidas, i.e., da mudança intraindividual.

A resposta à questão anterior é conhecida, e reside no cálculo e interpretação do coeficiente de correlação intraclassa ( $\rho$ ) ou *intracluster* que será obtido a partir dos resultados da ANOVA de efeitos aleatórios, e que permitirá estabelecer o que é designado por Modelo nulo (ver tabela 2).

A variância das médias, de cada atleta à grande média, de todos os atletas nos 6 momentos de avaliação é de 1.157 ( $\chi^2 = 898.043$ ,  $p < 0.001$ ), sendo significativamente diferente de zero. Isto significa que estamos na presença de diferenças relevantes das médias de cada sujeito à grande média. A variância ao nível das medidas repetidas, i.e., da variância na mudança intraindividual também é relevante, 1.976.

O cálculo do coeficiente de correlação intraclassa é imediato,  $\rho = 1.157 / (1.157 + 1.976) = 0.369$  ( $H^{*37\%}$ ). Cerca de 1/3 da variância do desempenho na prova em causa é atribuída a diferenças entre sujeitos (o que é substancial), e 2/3 deve ser consignada a diferenças na mudança intraindividual em função do tempo. A *Deviance* deste Modelo nulo, designado por M1 (também referido de *intercept only model*) é de 4524.471. A *Deviance* é uma estatística que expressa a qualidade do modelo proposto pelo autor para descrever a estrutura complexa dos dados. Uma vez que neste exemplo consideraremos somente modelação de natureza expansiva, i.e., com aumento no número de parâmetros a serem estimados, é possível utilizar a *Deviance* para comparar a qualidade dos diferentes modelos propostos. Quanto melhor for o modelo, tanto menor será a *Deviance*. A diferença entre duas *Deviances* corresponde a um valor de  $c^2$ , com graus de

**Tabela 2.** Resultados no modelo de ANOVA de efeitos aleatórios (*random effects Anova*) para determinar a presença de estrutura hierárquica, ou organizacional no desempenho (adaptação do *output* do HLM6.0).

Corrida da milha	Efeito fixo	Coefficiente	Erro-padrão	Valor t	p
Grande média		12.893	0.086	149.927	<0.001
	<i>Efeito aleatório</i>	Componente de variância	Desvio-padrão	$\chi^2$	p
$\tau_{00}$ (ao nível das médias)		1.157	1.076	898.043	<0.001
$\sigma^2$ (ao nível da mudança intraindividual)		1.976	1.406		

liberdade igual à diferença entre o número de parâmetros de cada modelo. Sempre que o valor de  $c^2$  é significativo, isso implica a melhoria do modelo com menor *Deviance* que normalmente tem mais parâmetros estimados. Em contrapartida, quando o resultado do  $c^2$  não é estatisticamente significativo, neste caso o modelo com menor número de parâmetros, portanto mais parcimonioso, será aquele que o investigador preferirá.

Passemos agora à segunda questão do pesquisador:

- É óbvio, da representação do *spaghetti plot*, que os dados têm, no tempo, um comportamento linear. Será que haverá uma variância substancial na *baseline* da pesquisa e que é possível modelar a velocidade com que os atletas alteram as trajetórias do seu desempenho?

De acordo com as sugestões de Hox<sup>25</sup>, Raudenbush et al.<sup>24</sup> e Raudenbush Bryk<sup>23</sup>

passaremos a estimar somente a parte dos efeitos fixos. Só depois de termos encontrado a melhor estrutura para esta parte do modelo, passaremos a testar, de seguida, estruturas mais complexas para a parte aleatória. Neste sentido, assumimos, por enquanto, que as trajetórias que descrevem as velocidades do desempenho (os declives das rectas) são todas paralelas. Isto significa que a velocidade que descreve a mudança na performance dos diferentes sujeitos é igual.

$$1^\circ \text{ nível: } Y_{it} = \pi_{0i} + \pi_{1i} \text{ tempo} + e_{it}$$

$$2^\circ \text{ nível: } \pi_{0i} = \beta_{00} + r_{0i}$$

$$\pi_{1i} = \beta_{10}$$

e que, depois de substituídos  $\pi_{0i}$  e  $\pi_{1i}$

vem:

$$Y_{it} = (\beta_{00} + \beta_{10} \text{ tempo}) + (r_{0i} + e_{it}).$$

Com a respectiva parte fixa (trajetória

```

.....
Summary of the model specified (in equation format)
-----
Level-1 Model

      Y = P0 + P1*(TEMPO) + E

Level-2 Model
      P0 = B00 + R0
      P1 = B10

The outcome variable is  DESEMP

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)
-----

```

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
INTRCPT2, B00	11.696464	0.082400	141.947	199	0.000
For TEMPO slope, P1					
INTRCPT2, B10	0.478414	0.026415	18.111	1198	0.000

```

-----
Final estimation of variance components:
-----
Random Effect          Standard Deviation  Variance Component  df  Chi-square  P-value
-----
INTRCPT1, R0           1.13593             1.29033             199  1508.74045  0.000
level-1, E             1.08457             1.17629
-----

Statistics for current covariance components model
-----
Deviance = 4012.662323

```

**Figura 7.** Resultados do ajustamento de um modelo com uma componente linear para o crescimento do desempenho em função do tempo (parte do *output* do HLM 6).



média do grupo), uma parte aleatória para descrever as diferenças interindividuais na *baseline*, e um parte residual ao nível intraindividual.

Dado que este modelo não considera predictores, i.e., variáveis que ajudem a interpretar a heterogeneidade dos indivíduos na *baseline*, é designado de não-condicional (do inglês *unconditioned*). Os resultados deste Modelo, que designaremos por M2, estão na figura 7.

A sua leitura e interpretação são as seguintes:

- A primeira parte do *output* específica, do ponto de vista formal, as equações dos dois níveis deste problema.

- A média do verdadeiro desempenho na *baseline* é de  $11.697 \pm 0.082$  pontos, sendo um resultado altamente significativo ( $t=119.796$ ,  $p<0.001$ ). O intervalo de confiança para este valor é extremamente preciso ( $IC_{95\%}=11.536;11.858$ ), salientando a extrema qualidade do resultado obtido na nossa amostra.

- Por cada mês que passe, a velocidade média dos ganhos é de  $0.478 \pm 0.026$

pontos ( $t=18.111$ ,  $p<0.001$ ). Se este resultado não fosse significativo, tal implicaria ausência de ganhos de performance, dado que o valor médio do declive não seria diferente de zero, e nesta situação a trajectória média do grupo seria paralela ao eixo do tempo. Há pois mudança em função do tempo, e essa mudança é significativa. A atribuição de substância a este valor tem que ser dada exclusivamente pelo investigador com base no conhecimento que tem do fenómeno em causa.

- Existe uma variância significativa ( $\chi^2=1508.741$ ,  $p<0.001$ ) entre sujeitos na sua *baseline*, já que  $t_{00}=1.290$ . Estamos diante de uma possibilidade de modelação deste valor, sobretudo com recurso às variáveis predictoras desta pesquisa no sentido de encontrar algum efeito explanatório. A *Deviance* deste modelo, inferior à do anterior, é de 4012.662.

Uma outra questão que o pesquisador pretendia ver esclarecida era o efeito do treino de musculação na qualidade do desempenho dos atletas, independentemente do seu género. Estava convicto que haveria um efeito positivo na performance. Chamamos a atenção do leitor

```

...
The outcome variable is  DESEMP

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)
-----

```

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
INTRCPT2, B00	13.255260	0.182380	72.680	199	0.000
For TEMPO slope, P1					
INTRCPT2, B10	0.464256	0.024806	18.715	1197	0.000
For MUSCU slope, P2					
INTRCPT2, B20	-0.192912	0.019575	-9.855	1197	0.000

```

-----
Final estimation of variance components:
-----

```

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, R0	1.04258	1.08698	199	1349.00561	0.000
level-1, E	1.06218	1.12823			

```

-----
Statistics for current covariance components model
-----
Deviance = 3943.423817

```

**Figura 8.** Resultados do ajustamento de um modelo com uma componente linear para o crescimento do desempenho em função do tempo, bem como do predictor contínuo – horas semanais associadas ao treino de força (parte do *output* do HLM 6).

que face à circunstância deste predictor ser de natureza contínua cuja mudança “acompanha” o comportamento da variável dependente, a sua inclusão situa-se ao nível do primeiro nível do sistema de equações, tal que:

$$\begin{aligned}
 &1^\circ \text{ nível: } Y_{it} = \pi_{0i} + \pi_{1i} \text{tempo} + \pi_{2i} \text{muscu} + e_{it} \\
 &2^\circ \text{ nível: } \pi_{0i} = \beta_{00} + r_{0i} \\
 &\quad \quad \quad \pi_{1i} = \beta_{10} \\
 &\quad \quad \quad \pi_{2i} = \beta_{20}
 \end{aligned}$$

Os resultados deste modelo estão na figura 8.

Para além das alterações nos diferentes parâmetros do modelo (este é o M3), aquele que merece a nossa atenção é o valor do efeito do treino de força no desempenho na tarefa. Ora como o coeficiente é negativo,  $b_{20} = -0.193 \pm 0.020$  ( $t = -9.86$ ,  $p < 0.001$ ). Isto significa que o treino de força tem um impacto negativo no desempenho. Quanto maior for o número de horas de treino de força, tanto menor será a qualidade da performance dos sujeitos. Isto coloca a tónica em aspectos do delineamento do treino dos atletas no sentido de encontrar a(s) dose(s) mais adequadas, no sentido da promoção do desempenho nas tarefas e não

no seu declínio, pelo menos em termos de qualidade e precisão. A *Deviance* deste modelo é de 3943.429.

Dois outros assuntos a serem esclarecidos eram:

- A presença de um dimorfismo sexual no desempenho favorecendo os atletas do sexo masculino. O investigador estava convicto que não havia qualquer diferença entre géneros na performance.

- A possibilidade dos resultados na prova de coordenação favorecer o desempenho, i.e., os mais coordenados teriam resultados mais elevados.

Este modelo condicionado (do inglês *conditioned model*) é um pouco mais complexo do ponto de vista do estabelecimento do sistema de equações, dado considerar duas variáveis predictoras das diferenças interindividuais no desempenho na *baseline*. A sua representação é a seguinte:

$$\begin{aligned}
 &1^\circ \text{ nível: } Y_{it} = \pi_{0i} + \pi_{1i} \text{tempo} + \pi_{2i} \text{muscu} + e_{it} \\
 &2^\circ \text{ nível: } \pi_{0i} = b_{00} + b_{01} \text{sexo} + b_{02} \text{compp} + r_{0i} \\
 &\quad \quad \quad \pi_{1i} = \beta_{10} \\
 &\quad \quad \quad \pi_{2i} = \beta_{20}
 \end{aligned}$$

A figura 9 mostra o mais relevante

```

The outcome variable is  DESEMP

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)
-----
Fixed Effect              Coefficient      Standard
                          Error              T-ratio
-----
For  INTRCPT1, P0
    INTRCPT2, B00          11.088176       0.474112
    SEXO, B01              0.667874       0.149344
    COMPP, B02             0.154540       0.048208
For  TEMPO slope, P1
    INTRCPT2, B10          0.464205       0.024790
For  MUSCU slope, P2
    INTRCPT2, B20         -0.193610       0.019529
-----
Approx.
d.f.              P-value
-----
197              0.000
197              0.000
197              0.002
1195             0.000
1195             0.000

Final estimation of variance components:
-----
Random Effect              Standard
                          Deviation      Variance
                          Component      df
-----
INTRCPT1, R0              0.97156
level-1, E                1.06224
                          1.12835
1195
-----
Chi-square              P-value
-----
1185.48950             0.000

Statistics for current covariance components model
-----
Deviance = 3923.925162
    
```

**Figura 9.** Resultados do ajustamento do modelo condicionado com uma componente linear para o crescimento do desempenho em função do tempo, com efeito do treino da força, do género dos atletas e da prova de coordenação (parte do *output* do HLM 6).

destas questões (Modelo 4).

É evidente dos resultados a influência positiva dos níveis de coordenação ( $\beta_{02}=0.154\pm 0.048$ ;  $t=3.206$ ,  $p=0.02$ ), e que os sujeitos do sexo masculino têm um desempenho superior aos do sexo feminino ( $\beta_{01}=0.668\pm 0.149$ ;  $t=4.472$ ,  $p<0.001$ ).

O penúltimo modelo (M5) postulava que as trajectórias do desempenho, i.e., as velocidades associadas à verdadeira mudança da performance, dos atletas, eram distintas em todos os sujeitos. Isto significa que depois de estipular com segurança a parte fixa do modelo, iremos agora tratar da parte aleatória. Daqui que a questão seja saber se, "de facto", as verdadeiras velocidades da mudança intraindividual mostram forte variabilidade interindividual.

O sistema de equações deste modelo

é o seguinte:

$$\begin{aligned} 1^\circ \text{ nível: } Y_{it} &= \pi_{0i} + \pi_{1i} \text{ tempo} + \pi_{2i} \text{ muscu} + e_{it} \\ 2^\circ \text{ nível: } \pi_{0i} &= \beta_{00} + \beta_{01} \text{ sexo} + \beta_{02} \text{ comp} + r_{0i} \\ \pi_{1i} &= \beta_{10} + r_{1i} \\ \pi_{2i} &= \beta_{20} \end{aligned}$$

Os resultados deste modelo estão no figura 10.

É indiscutível a plausibilidade desta hipótese, já que a variância associada às trajectórias interindividuais da verdadeira mudança do desempenho em função do tempo ( $\tau_{11}=0.079$ ) é diferente de zero ( $\chi^2=527.453$ ,  $p<0.001$ ). A representação gráfica está na figura 11.

```

Summary of the model specified (in equation format)
-----
Level-1 Model

      Y = P0 + P1*(TEMPO) + P2*(MUSCU) + E

Level-2 Model
      P0 = B00 + B01*(SEXO) + B02*(COMPP) + R0
      P1 = B10 + B11*(SEXO) + R1
      P2 = B20

Final estimation of fixed effects
(with robust standard errors)
-----

```

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
INTRCPT2, B00	11.126872	0.461204	24.126	197	0.000
SEXO, B01	0.345696	0.155931	2.217	197	0.028
COMPP, B02	0.161676	0.044807	3.608	197	0.001
For TEMPO slope, P1					
INTRCPT2, B10	0.265579	0.080608	3.295	198	0.002
SEXO, B11	0.132625	0.049781	2.664	198	0.009
For MUSCU slope, P2					
INTRCPT2, B20	-0.144191	0.018524	-7.784	1194	0.000

```

-----
Final estimation of variance components:
-----
Random Effect          Standard Deviation  Variance Component  df  Chi-square  P-value
-----
INTRCPT1, R0           0.89346             0.79826             197  551.92927   0.000
TEMPO slope, R1       0.27582             0.07608             198  508.92923   0.000
level-1, E            0.92018             0.84673
-----

Statistics for current covariance components model
-----
Deviance = 3808.360572

```

**Figura 10.** Resultados do ajustamento do modelo condicionado com uma componente linear para o crescimento do desempenho em função do tempo, com efeito do treino da força, do género dos atletas e da prova de coordenação na condição das trajectórias da verdadeira mudança serem heterogéneas (parte do *output* do HLM 6).

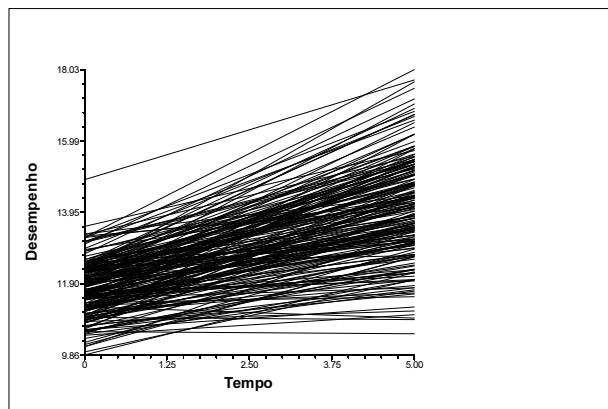


Figura 11. Representação das verdadeiras trajectórias dos 200 sujeitos em função do tempo (output do HLM 6.0).

Testemos, agora, o último modelo (M6), que tem uma novidade – a presença de uma interacção entre níveis, uma vez que se postula que a trajectória da verdadeira mudança dos atletas dos dois sexos é diferente (i.e., os seus declives são significativamente diferentes).

O sistema de equações deste modelo complexo é o seguinte:

$$1^{\circ} \text{ nível: } Y_{it} = \pi_{0i} + \pi_{1i} \text{ tempo} + \pi_{2i} \text{ muscu} + e_{it}$$

$$2^{\circ} \text{ nível: } \pi_{0i} = \beta_{00} + \beta_{01} \text{ sexo} + \beta_{02} \text{ comp} + r_{0i}$$

$$\pi_{1i} = \beta_{10} + \beta_{11} \text{ sexo} + r_{1i}$$

$$\pi_{2i} = \beta_{20}$$

Os resultados estão no Quadro 7 e na figura 12, em que  $v_{it} = 11.818 + 0.531 \text{Tempo}_{it}$  para os atletas masculinos, e  $v_{it} = 11.473 + 0.398 \text{Tempo}_{it}$  para as atletas, conforme é possível deprender da Figura e dos resultados deste modelo.

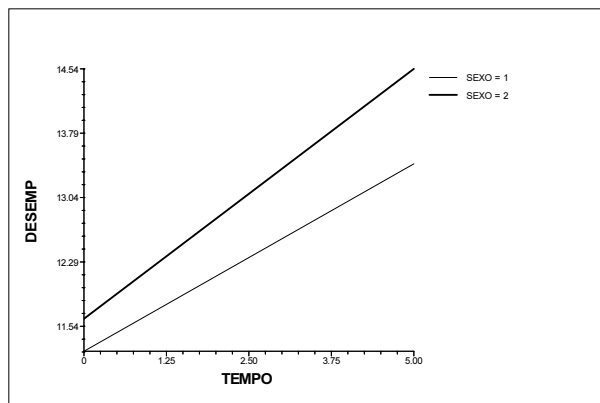


Figura 12. Representação das verdadeiras trajectórias dos sujeitos dos dois sexos em função do tempo (output do HLM 6.0).

Tabela 3. Parâmetros dos 6 modelos para o aumento do desempenho na prova de precisão na presença de preditores variantes e invariantes no tempo.

Parâmetros	Modelo 1 (modelo Nulo)	Modelo 2 (+ efeito do tempo)	Modelo 3 (+ efeito do treino de força)	Modelo 4 (+ efeito do género e coordenação)	Modelo 5 (+ diferenças interindividuais na velocidade)	Modelo 6 (+ interacção "cross-level")
<b>Efeitos Fixos</b>						
Baseline	12.893±0.086	11.696±0.082	13.255±0.182	11.088±0.474	10.844±0.476	11.127±0.461
Velocidade		0.478±0.026	0.464±0.025	0.464±0.025	0.468±0.025	0.266±0.081
Efeito no desempenho (Força)			-0.193±0.022	-0.193±0.019	-0.143±0.018	-0.144±0.018
Efeito do género				0.668±0.149	0.525±0.140	0.346±0.156
Efeito da coordenação				0.154±0.048	0.161±0.048	0.162±0.045
Interacção Sexo x Trajectória						0.133±0.050
<b>Efeitos Aleatórios</b>						
Variância no baseline	1.157	1.290	1.087	0.944	0.805	0.798
Variância nas velocidades					0.079	0.076
Covariância baseline-velocidade					-0.053	-0.048
Variância residual	1.976	1.176	1.128	1.128	0.847	0.847
Número de parâmetros estimados	3	4	5	7	9	10
<b>Deviance</b>	4524.471	4012.662	3943.424	3923.925	3809.324	3808.361

Summary of the model specified (in equation format)

-----

Level-1 Model

$$Y = P0 + P1*(TEMPO) + P2*(MUSCU) + E$$

Level-2 Model

$$P0 = B00 + B01*(SEXO) + B02*(COMPP) + R0$$

$$P1 = B10 + B11*(SEXO) + R1$$

$$P2 = B20$$

Final estimation of fixed effects  
(with robust standard errors)

-----

Fixed Effect	Coefficient	Standard Error	T-ratio	Approx. d.f.	P-value
For INTRCPT1, P0					
INTRCPT2, B00	11.126872	0.461204	24.126	197	0.000
SEXO, B01	0.345696	0.155931	2.217	197	0.028
COMPP, B02	0.161676	0.044807	3.608	197	0.001
For TEMPO slope, P1					
INTRCPT2, B10	0.265579	0.080608	3.295	198	0.002
SEXO, B11	0.132625	0.049781	2.664	198	0.009
For MUSCU slope, P2					
INTRCPT2, B20	-0.144191	0.018524	-7.784	1194	0.000

-----

Final estimation of variance components:

-----

Random Effect	Standard Deviation	Variance Component	df	Chi-square	P-value
INTRCPT1, R0	0.89346	0.79826	197	551.92927	0.000
TEMPO slope, R1	0.27582	0.07608	198	508.92923	0.000
level-1, E	0.92018	0.84673			

-----

Statistics for current covariance components model

-----

Deviance = 3808.360572

**Figura 13.** Resultados do ajustamento do modelo condicionado com uma componente linear para o crescimento do desempenho em função do tempo, com efeito do treino da força, do género dos atletas e da prova de coordenação na condição das trajectórias da verdadeira mudança serem heterogéneas, e dos dois grupos de atletas terem, em média, trajectórias distintas (parte do *output* do HLM 6).

É chegado o momento do estabelecimento do Quadro-resumo (tabela 3), bem como da construção de um texto que apresente e interprete os principais resultados desta pesquisa, sobretudo que estabeleça de modo claro o melhor modelo, em que combine parcimónia e riqueza interpretativa.

Vejamos pois a interpretação dos resultados deste esforço:

- Decidir sobre o melhor modelo. É evidente que para a situação de modelos hierárquicos de natureza expansiva (i.e., com mais parâmetros) temos que recorrer às diferenças nas *Deviances* (ver tabela 4) esperando que estas sejam estatisticamente significativas. Tal significa que a expansão do modelo é altamente plausível para descrever a

complexidade informacional nos dois níveis da hierarquia.

**Tabela 4.** Resultados da *Deviance* e sua alteração (D) em função dos diferentes modelos.

Modelos	<i>Deviance</i>	$\Delta$ na <i>Deviance</i>	$\Delta$ no número de parâmetros
Modelo 1 (Nulo)	4524.471		
Modelo 2	4012.662	(M1-M2)=511.809	1
Modelo 3	3943.424	(M2-M3)=69.238	1
Modelo 4	3923.925	(M3-M4)=19.499	2
Modelo 5	3809.324	(M4-M5)=114.601	2
Modelo 6	3808.361	(M5-M6)=0.963	1

É evidente que qualquer uma destas diferenças nas *Deviances* corresponde a valores de  $\chi^2$  com graus de liberdade iguais às diferenças entre os números de parâmetros de

cada modelo. Isto quer dizer que cada modelo é significativamente melhor que o anterior para explicar a complexidade dos dados deste exemplo. Uma excepção é o modelo 6 que apesar de conter uma novidade, diferenças de trajectórias nos dois sexos, não se afigura melhor que o modelo anterior, i.e., o modelo 5 (M5). O melhor modelo é, sem sombra de dúvida, o M5, aquele que contém clareza interpretativa relativamente aos predictores, bem como à mudança intraindividual em função do tempo. Vejamos, pois, a interpretação dos seus parâmetros:

- O valor médio do desempenho do grupo na *baseline* é de  $10.844 \pm 0.449$  pontos. Um resultado estatisticamente significativo. A precisão desta média amostral é elevada, dada a precisão do intervalo de confiança para o seu valor ( $IC_{95\%} = 9.964; 11.724$ ).

- A velocidade média associada à mudança do desempenho dos atletas é significativa, de  $0.468 \pm 0.025$  pontos por mês. É evidente a presença de diferenças interindividuais. Por exemplo, para um sujeito que tenha uma performance elevada, 1 desvio padrão acima da média, a velocidade de crescimento mensal do seu desempenho é de 0.75 pontos, ao passo que um outro que esteja 1 desvio padrão abaixo da média será de 0.186 pontos.

- Existe uma forte variabilidade do desempenho na *baseline* ( $t_{00} = 0.805$ ), e o mesmo ocorre para as verdadeiras trajectórias de crescimento da performance mensal ( $t_{11} = 0.079$ ).

- A prática sistemática de musculação não parece influenciar de modo positivo os resultados no teste critério. Bem pelo contrário, a sua influência parece ser nefasta ( $\delta_{2i} = -0.143$ ).

- Os homens têm desempenhos significativamente superiores aos das mulheres, portanto um dimorfismo sexual evidente favorecendo um dos géneros ( $b_{01} = 0.525$ ).

- os sujeitos mais coordenados vêm os seus desempenhos favorecidos ( $b_{02} = 0.162$ ).

- É importante salientar a presença de variabilidade remanescente nos dois níveis da hierarquia que reclamariam, ainda mais esforço de modelação no sentido de incluir outros predictores que pudessem explicar tal heterogeneidade.

- Uma forma de interpretar a relevância dos predictores é “contrastar” a magnitude das variâncias (Taus, t). Assim, do M2 para o M3

temos a entrada de um predictor variante no tempo – a prática do treino de força. Isto significa uma explicação de  $15.7\% = [(1.290 - 1.087) / 1.290]$ . A entrada dos predictores género sexual e níveis de coordenação no Modelo 4 implicam o cálculo seguinte:  $[(1.290 - 0.944) / 1.290] = 26.8\%$ . Ora, a diferença entre 26.8% e 15.7%, que é de 11.1% refere-se, exclusivamente, a relevância dos predictores anteriormente referidos.

Em suma, esperamos que esta viagem ao território da MHMN tenha sido altamente esclarecedora das suas potencialidades interpretativas quando os investigadores têm informação de natureza longitudinal, e pretenderem extrair dela toda a sua riqueza. É evidente que este exemplo é uma pequena amostra da enorme flexibilidade e extrema potencialidade da MHMN com dados de natureza repetida no tempo.

## Apêndice

Do *software* disponível para ser utilizado em pesquisa de MHMN iremos destacar somente quatro:

- HLM (Hierarchical Linear Models): <http://www.ssicentral.com/hlm>
- MLN/MLwiN: <http://www.ioe.ac.uk/mlwin/>
- O PROC MIXED: <http://www.sas.com/>
- O MIXED REGRESSION: <http://www.uic.edu/~hedecker/mixdos.html>

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Kreft I, de Leeuw J. *Introducing multilevel modeling*. Thousand Oaks: Sage Publications Ltd; 1981.
2. Heck RH, Thomas SL. *An introduction to multilevel modeling techniques*. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers; 2000.
3. Plewis I. *Longitudinal multilevel models*. In: Dale A, Davies RB, organizadores. *Analyzing Social and Political Change*. London: Sage Publications, Ltd; 1994. p. 118-135.
4. DiPrete TA, Forristal JD. *Multilevel models. Methods and substance*. *Ann Rev Sociol* 1994;20:331-357.
5. Edwards LJ. *Modern statistical techniques for the analysis of longitudinal data in biomedical research*. *Pediatr Pulmonol* 2002;30:330-344.
6. Hedecker D, Mermelstein RJ. *Application of random-effects regression models in relapse research*. *Addiction*, 91 (supplement) 1996;S211-S229.
7. Bingenheimer JB, Raudenbush SW. *Statistical and substantive inferences in public health: issues in the application of multilevel models*. *Annu Rev Public Health*, 2004;25:53-77.

8. Blaas HG, Eik-nes SH, Bremnes JB. The growth of the human embryo. A longitudinal biometric assessment from 7 to 12 weeks of gestation. *Ultrasound Obstet Gynecol* 1998;12:346-354.
9. Diez-Roux AV. Bringing context back into epidemiology: variables and fallacies in multilevel analysis. *Am J Public Health* 1998;88:216-222.
10. Diez-Roux AV. Multilevel analysis in public health research. *Annu Rev Public Health* 2000;21:171-192.
11. Tilling K, Sterne JAC, Wolfe CDA. Multilevel growth curve models with covariate effects: application to recovery after stroke. *Stat Med* 2001;20:685-704.
12. Zhu W. A multilevel analysis of schools factors associated with health-related fitness. *Res Q Exerc Sport* 1997;2:125-135.
13. Wendel-Vos GCW, Schuit AJ, de Niet R, Boshuizen HC, Saris WH, Kromhout D. Factors of physical environment associated with walking and bicycling. *Med Sci Sports Exerc* 2004;36(4):725-730.
14. Maia JAR, Lopes VP, Morais FP, Garganta R, Seabra A. Estudo do crescimento somático, aptidão física, actividade física e capacidade de coordenação corporal de crianças do 1º ciclo do ensino básico da região autónoma dos Açores. DREFD, DRCT, FCDEF-UP; 2002.
15. Maia JAR, Lopes VP, Silva RG, Seabra A, Ferreira JV, Cardoso MV. Modelação hierárquica ou multinível. Uma metodologia estatística e um instrumento útil de pensamento na investigação em Ciências do Desporto. *Rev Port Ci Des* 2003; (1):92-107.
16. Baxter-Jones A, Goldstein H, Helm P. The development of aerobic power in young athletes. *J Appl Physiol* 1993;3:1160-1167.
17. Armstrong N, Welsman JR, Nevill AM, Kirby BJ. Modeling growth and maturation changes in peak oxygen uptake in 11-13 yr olds. *J Appl Physiol* 1999;6:2230-2236.
18. Armstrong N, Welsman JR. Peak oxygen uptake in relation to growth and maturation in 11- to 17-year-old humans. *Eur J Appl Physiol* 2001;85:546-551.
19. Beunen G, Baxter-Jones ADG, Mirwald RL, Thomis M, Lefevre J, Malina RM, et al. Intraindividual allometric development of aerobic power in 8- to 16-year-old boys. *Med Sci Sports Exerc* 2001;3:503-510.
20. Armstrong N, Welsman JR, Chia MYH. Short term power output in relation to growth and maturation. *Br J Sports Med* 2001;35:118-124.
21. Round JM, Jones DA, Honour JW, Nevil AM. Hormonal factors in the development of differences in strength between boys and girls during adolescence: a longitudinal study. *Ann Hum Biol* 1999;26: 49-62.
22. Santos AMC, Armstrong N, de Ste Croix MBA, Sharpe P, Welsman JR. Optimal peak power in relation to age, body size, gender, and thigh muscle volume. *Pediatric Exercise Science* 2003;15:406-418.
23. Raudenbush S, Bryk A, Cheong YF, Congdon R. HLM 6. Hierarchical linear & non-linear modeling. Chicago: Scientific Software International; 2004.
24. Raudenbush, SW, Bryk AS. Hierarchical linear models. Applications and data analysis methods. Second Edition. Thousand Oaks: Sage Publications, Ltd; 2002.
25. Hox J (2002). Multilevel analysis. Techniques and applications. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, Publishers; 2002.

---

**Endereço para correspondência**

José António Ribeiro Maia  
Laboratório de Cineantropometria e Estatística Aplicada  
Rua Dr. Plácido Costa, nº 91. 4200-450 Porto, Portugal  
Email: jmaia@fcdef.up.pt

Recebido em 16/03/05  
Revisado em 19/04/05  
Aprovado em 26/04/05