

A noção de tracking e sua aplicação à Educação Física e ao Esporte

Tracking and its applicability to Physical Education and Sport

Michele Caroline de Souza¹
Cláudia Lúcia de Moraes Forjaz²
Joey Eisenmann³
José Antônio Ribeiro Maia¹

Resumo – O termo Tracking refere-se à noção de manutenção de posição relativa de valores de um dado grupo de sujeitos em função do tempo. O presente artigo apresenta diversas técnicas de estudo e análise do tracking (i.e., estabilidade e previsibilidade). Os dados utilizados provêm de um estudo longitudinal-misto da Região do Grande Porto, Portugal, compreendendo 486 meninas, divididas em duas coortes que abrangem as faixas etárias dos 12 aos 14 e dos 14 aos 16 anos. A variável eleita para as análises foi o índice de massa corporal (IMC). Os procedimentos estatísticos utilizados para descrever o tracking foram: autocorrelações, gama de Foulkes & Davis e índice de constância de Goldstein. Independentemente da estatística utilizada e face à curta duração do estudo, o tracking do IMC foi moderado a elevado em cada coorte. Contudo, cada procedimento de análise mostrou aspectos distintos das diferenças interindividuais nas mudanças intraindividuais do IMC das meninas. O uso parcimonioso de qualquer um dos procedimentos sugeridos para estudar aspectos da estabilidade e previsibilidade (i.e., do tracking) em estudos longitudinais exige o estabelecimento muito criterioso dos objetivos e hipóteses a serem testados.

Palavras-chave: Crescimento e desenvolvimento; Estudos longitudinais; Índice de massa corporal; Monitoramento.

Abstract – *Tracking refers to the idea of maintaining a relative position within a given group of individuals as they change in time. This paper presents several approaches to study and analyze tracking (i.e., stability and predictability) and its application in physical education and sport. We will use data from a mixed-longitudinal study conducted in the city of Porto, Portugal, comprising 486 girls that were divided into two age cohorts: 12-14 years and 14-16 years. Body mass index (BMI) was the chosen variable in all statistical analyses of tracking. Statistical techniques to describe tracking included: autocorrelations, Foulkes & Davis gamma and Goldstein constancy index. Regardless of statistical procedure used, tracking BMI was moderate to high in each cohort, which could be due to the short follow-up period. However, each tracking statistics showed different aspects of inter-individual differences in intra-individual changes of girls' BMI. The use of any of the suggested procedures to study aspects of stability and predictability (i.e., tracking) in longitudinal studies requires a careful scrutiny of main goals and hypotheses to be tested.*

Key words: *Body mass index; Growth and development; Longitudinal studies; Monitoring; Tracking.*

1 Universidade do Porto. Faculdade de Desporto. Laboratório de Cineantropometria e Estatística Aplicada, CIF12D. Porto, Portugal.

2 Universidade de São Paulo. Escola de Educação Física e Esporte. Laboratório de Hemodinâmica da Atividade Motora. São Paulo, SP, Brasil.

3 Michigan State University. Departamento de Radiologia. Divisão de Esporte e Nutrição Cardiovascular. East Lansing, Michigan. Estados Unidos.

Recebido em 17/03/15
Revisado em 02/04/15
Aprovado em 13/04/15



Licença
Creative Commons

INTRODUÇÃO

A obesidade é um dos maiores fatores de risco modificáveis de doenças crônicas e seus efeitos deletérios na saúde são conhecidos¹, além dos aumentos substanciais nos custos financeiros impostos aos sistemas de saúde. Por exemplo, entre 2008 e 2010, foi estimado um gasto anual de, aproximadamente, 2,1 bilhões de dólares com a obesidade, representando ~14% dos custos totais do Sistema de Saúde Brasileiro².

A consequência nociva do excesso de peso na saúde dos indivíduos impele o estabelecimento de estratégias de prevenção já em contexto pediátrico^{1,3}. Ademais, a infância e a adolescência são janelas críticas para o desenvolvimento da obesidade, havendo uma elevada probabilidade dos hábitos formados neste período persistirem na vida adulta^{1,3}. Há evidência sugerindo que uma criança obesa tem 50 a 70% de chances de ser um adulto obeso devido aos antecedentes familiares, sedentarismo e estilos de vida não saudáveis⁴.

Em Epidemiologia, a análise que lida com a tendência de manutenção de um estado e/ou comportamento numa série de dados longitudinais é genericamente designada por tracking^{3,5}. Apesar de não haver uma definição universal do termo, tracking refere-se à noção de estabilidade ou manutenção de posição relativa de valores de um dado grupo de sujeitos em função do tempo estando ligado, também, à ideia de previsão^{3,5}. Estabilidade, mudança e previsão são facetas do tracking, exigindo informação repetida. A análise estatística do tracking e a sua divulgação já têm alguma história em Portugal e no Brasil, sobretudo na Educação Física e Ciências do Esporte^{6,7}.

O presente estudo tem por objetivo apresentar diversas técnicas de análise do tracking e ajudar o pesquisador na tarefa de sua interpretação. Em primeiro lugar, lidaremos com a análise das autocorrelações⁸; em seguida, abordaremos a estatística gama (γ) de Foulkes & Davis⁹; em terceiro lugar, recorreremos, novamente, à estatística g , mas de acordo com as sugestões de Rogosa¹⁰; finalmente, apresentaremos índice de constância de crescimento de Goldstein¹¹.

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os dados utilizados são provenientes de um estudo longitudinal-misto realizado na Região do Grande Porto, Portugal, desenhado para investigar a interação entre características individuais, fatores ambientais e estilos de vida no crescimento, desenvolvimento e saúde de adolescentes com idades compreendidas entre 10 e 18 anos. O Comitê de Ética da Universidade do Porto aprovou o projeto (processo número 15/CEUP/2012). Esta pesquisa, em fase praticamente terminal, pretende analisar um total de 1000 sujeitos amostrados aleatoriamente de modo estratificado, divididos em quatro coortes, avaliados durante três anos consecutivos. A primeira coorte é acompanhada dos 10 aos 12 anos; a segunda dos 12 aos 14; a terceira dos 14 aos 16, e a quarta dos 16 aos 18 anos. Para o presente estudo foi considerada informação de 486 meninas já avaliadas da segunda ($n_2=215$) e terceira

($n_{c3}=169$) coortes. A variável eleita para as análises foi o Índice de Massa Corporal (IMC): [peso (kg)/altura (m²)]. Este marcador é utilizado em estudos epidemiológicos para precisar o estado nutricional e/ou ponderal^{12,13}.

A opção por utilizar somente a informação das meninas centra-se no fato da sua composição corporal sofrer alterações marcantes no período pubertário resultando, geralmente, em maiores depósitos de gordura¹⁴. O aumento da gordura corporal, aliado a variações no tempo e timing maturacionais podem resultar num menor engajamento na prática de atividades físicas e esportivas^{7,14}, bem como numa maior alteração da sobrecarga ponderal¹⁴.

O conceito do Tracking

Face ao fato de não haver uma definição universal do termo têm sido sugeridas estratégias distintas para definir tracking do ponto de vista estatístico⁵. Foulkes & Davis⁹, em 1991, foram os primeiros autores a sistematizar as duas principais correntes de “pensamento” metodológico acerca do tracking. A primeira centra-se no estudo das correlações entre mensurações sucessivas (autocorrelações) e em procedimentos de regressão linear ou não-linear que permitem efetuar predições¹⁵. Um número substancial de estudos no contexto da Educação Física e Ciências do Esporte adota alguns pontos desta corrente^{8,16}.

A segunda corrente baseia-se no reconhecimento de que a distribuição dos valores se altera, naturalmente, em cada ponto do tempo e espera-se que os indivíduos mantenham a mesma posição relativa em cada uma dessas distribuições. Diversos procedimentos analíticos fundamentam-se neste pensamento, e o problema reside no modo como se define “posição relativa”²⁵.

Tracking: estatísticas, resultados e significado

As estatísticas descritivas das amostras de cada coorte estão na Tabela 1. Os valores médios de IMC aumentaram ao longo do tempo. De salientar que os valores dos coeficientes de assimetria, e sobretudo os do achatamento sugerem violação de normalidade.

Autocorrelações

Uma parte importante dos estudos de tracking na Epidemiologia da Atividade Física e da Aptidão Física recorre ao cálculo de correlações (r) entre as mesmas variáveis mensuradas sequencialmente no tempo, obtendo o que se designa por autocorrelações¹⁶. Independente da interpretação dos valores de r com base num teste formal à hipótese nula ($H_0: r = 0$), Malina¹⁶ sugeriu, subjetivamente, pontos de corte para a interpretação das autocorrelações ($r < 0,3$ =baixo; $0,30 \leq r \leq 0,60$ =moderado; $r > 0,60$ = moderado a elevado). Entretanto, como é bem conhecido, o uso de qualquer procedimento estatístico assenta numa série de pressupostos para que os resultados sejam válidos. No cálculo de correlações simples, assume-se que: (i) existe uma relação linear entre as variáveis; (ii) são aleatoriamente distribuídas; (iii) possuem homocedasticidade, e (iv) têm distribuições de normalidade bivariada ou multivariada¹⁷. Ora na Tabela 1, é sugerida a hipótese de violação de normalidade univariada dos valores do IMC.

Tabela 1. Medidas descritivas do IMC das coortes 2 e 3

| | Coorte 2 (n=215) | | | | Coorte 3 (n=169) | | | |
|----|------------------|-------------|------|-------|------------------|-------------|------|-------|
| | M±dp | Ampl | Assi | Achat | M±dp | Ampl | Assi | Achat |
| M1 | 20,68±3,80 | 13,40-38,30 | 1,39 | 5,67 | 22,30±3,50 | 16,60-32,10 | 0,66 | 2,83 |
| M2 | 21,15±3,34 | 14,10-36,40 | 1,17 | 5,30 | 22,80±3,52 | 16,40-34,40 | 0,75 | 3,42 |
| M3 | 21,57±3,16 | 14,80-37,10 | 1,12 | 5,66 | 22,97±3,48 | 17,00-34,30 | 0,86 | 3,63 |

M1: Primeiro ano de avaliação; M2: Segundo ano de avaliação; M3: Terceiro ano de avaliação; M: média; dp: desvio-padrão; Ampl: amplitude total; Assi: coeficiente de assimetria; Achat: coeficiente de achatamento.

A análise da normalidade univariada, bivariada e multivariada das distribuições do IMC, nos diferentes pontos do tempo e em cada coorte, foi efetuada no STATA 12. Os resultados (não incluídos no texto) mostram a violação destes pressupostos. Após transformação para o inverso do IMC (1/IMC), a normalidade univariada foi conseguida, mas o problema da violação da normalidade bivariada e multivariada continuou. Para obviar este problema, alguns autores recorrem ao coeficiente de correlação de Spearman (menos eficiente que o de Pearson, mas não sensível a problemas de assimetria nas distribuições nem à presença de outliers¹⁷). Contudo, a nossa escolha foi diferente - optamos por uma análise robusta sugerida por Hadi¹⁸ e implementada no SYSTAT 13, à qual adicionamos a opção de um método de reamostragem (bootstrap) com 500 amostras de dimensão igual à das amostras de cada uma das coortes para se obter valores de erros-padrão que permitissem construir intervalos de confiança para os valores de r, possibilitando uma noção mais precisa dos coeficientes de tracking (ver Tabela 2).

Tabela 2. Autocorrelações e respectivos intervalos de confiança (IC95%) entre as mensurações de IMC, ao longo de 3 anos, em cada uma das coortes.

| Coorte 2 | | | |
|----------|------------------|------------------|------|
| Ano | IMC1 | IMC2 | IMC3 |
| IMC1 | 1,00 | | |
| IMC2 | 0,94 (0,92-0,96) | 1,00 | |
| IMC3 | 0,85 (0,79-0,89) | 0,93 (0,90-0,95) | 1,00 |
| Coorte 3 | | | |
| Ano | IMC1 | IMC2 | IMC3 |
| IMC1 | 1,00 | | |
| IMC2 | 0,95 (0,92-0,96) | 1,00 | |
| IMC3 | 0,89 (0,83-0,92) | 0,93 (0,90-0,95) | 1,00 |

IMC1: Índice de massa corporal-primeiro ano de avaliação; IMC2: Índice de massa corporal-segundo ano de avaliação; IMC3: Índice de massa corporal-terceiro ano de avaliação. Valores de autocorrelações dos coeficientes de Pearson.

Considerando-se a sugestão de Malina¹⁶, estamos diante de forte estabilidade do IMC nas meninas dos 12 aos 14 anos e de 14 aos 16 anos. Além disso, a amplitude dos intervalos de confiança é extremamente reduzida, confirmando a precisão das estimativas. Pode-se, ainda, verificar que em ambas as coortes os valores de autocorrelação são menores entre o IMC1 e IMC3, o que reflete o maior espaçamento temporal entre as medidas. Não obstante a simplicidade da interpretação de r, alguns autores^{16,19} salientam a

necessidade de considerar (i) a idade da primeira observação (quanto mais baixa a idade da criança, menores serão os coeficientes de correlação), e (ii) as características individuais face à variação biológica evidente entre sujeitos (timing e tempo maturacionais).

Em resumo, apesar das autocorrelações serem amplamente utilizadas nos estudos de tracking, e dos valores obtidos para o IMC das duas coortes serem muito elevados, Rogosa e colaboradores²⁰, bem como Twisk et al.²¹ referem alguns dos seus problemas: (i) não ser reportado ou cumprido o pressuposto de normalidade bivariada e multivariada, e não serem apresentadas alternativas para solucionar este problema; (ii) os pontos de corte de Malina¹⁶ são arbitrários; (iii) não existe um valor único de estabilidade. No nosso exemplo são reportadas 3 autocorrelações, pois temos 3 mensurações repetidas; se tivéssemos 6 pontos no tempo, teríamos uma matriz de autocorrelações com 15 valores (a fórmula genérica para calcular o número de autocorrelações é $K(K-1)/2$, em que K =número de pontos no tempo).

O γ de Foulkes & Davis⁹

O γ de Foulkes & Davis⁹ examina a probabilidade de duas trajetórias de mudança não se intersectarem ao longo do tempo, baseando-se na noção de que quanto maior for o número de pares de indivíduos que mantém a sua posição relativa dentro de uma distribuição durante o tempo de estudo, maior o tracking⁹. O γ só assume valores positivos, variando entre 0 e 1. Quanto maior o valor de g , menor o número de cruzamentos entre as trajetórias. Nesse sentido, foram sugeridos valores de referência: $g \leq 0,50$ não se verifica tracking; $0,50 < g < 1,00$ verifica-se tracking; $g = 1,00$, tracking perfeito⁹.

O γ de Foulkes & Davis⁹ tem duas formulações: uma inicial e bem simples (FD1) e outra mais complexa (FD2)²². A primeira não exige qualquer definição a priori sobre a forma da trajetória da mudança (linear ou não linear), dado ser uma estatística não paramétrica que pressupõe que: 1) quanto mais simples for a trajetória maior será o valor de g ; e 2) o tracking dos extremos é bem mais elevado comparado ao dos que se situam próximo da trajetória média²¹⁻²³. No nosso exemplo, optamos por utilizar a versão FD2, que implica, adicionalmente, um teste formal e sequencial da melhor função (limitada a um polinômio de 4º grau) que descreve as trajetórias individuais^{24,25}. Esta análise foi efetuada no programa Longitudinal Data Analysis (LDA) desenvolvido por Schneiderman e Kowalski²⁶.

O output do LDA apresenta diversas informações numéricas e gráficas. A Tabela 3 destaca os principais resultados: (1) teste sequencial de funções polinomiais de grau crescente de complexidade para identificar qual descreve melhor o comportamento dos dados repetidos (estatística F e os correspondentes valores de prova); e (2) valor de γ e respectivo erro-padrão, bem como o IC 95%. Assim, o γ de Foulkes & Davis⁹ das meninas da coorte 2 tem um valor de $0,827 \pm 0,006$ (IC95%=0,815-0,840) e, na coorte 3, foi de $0,828 \pm 0,008$ (IC95%=0,812-0,845). Pode-se concluir que as meninas dos 12 aos 14 anos, bem como as de 14 aos 16 anos apresentam um tracking elevado no IMC ao longo de 3 anos.

Tabela 3. Teste da função polinomial que descreve os dados e estatística do tracking do γ de Foulkes & Davis⁹ da coorte 2.

| Teste para função polinomial linear | | |
|-------------------------------------|-------------|---------------|
| Estatística F | 0,1103 | |
| Valor de prova | 0,7401 | |
| Estatísticas do Tracking | | |
| γ de Foulkes e Davis | Erro-Padrão | IC 95% |
| 0,8278 | 0,0063 | 0,8152-0,8405 |

g: Gamma; IC 95%: Intervalo de confiança a 95%.

Não obstante o γ de Foulkes & Davis⁹ possuir uma estrutura matemático-estatística bem mais complexa do que a das autocorrelações e exigir um software especializado para seu cálculo, a sua formulação tem várias vantagens^{24,25}: 1) os dados coletados não necessitam ser equidistantes; 2) não há necessidade de normalidade das distribuições; 3) permite o estabelecimento prévio da melhor função que descreve o comportamento temporal das observações; 4) possui uma estatística única de tracking à qual se associa um IC 95% e; 5) permite a identificação dos indivíduos cujas trajetórias de mudança são mais ou menos estáveis e, portanto, mais ou menos previsíveis.

Estatística γ segundo sugestões de David Rogosa^{10,20,27}

O método proposto por Rogosa²⁰, explicado e detalhado no software que desenvolveu com Ghandour (TIMEPATH)¹⁰, baseia-se num texto magistral publicado com Sanner²⁸, bem como no seu trabalho “clássico” reproduzido em 1995²⁷. O que Rogosa²⁰ propõe, a partir do modo como elaborou os resultados obtidos no seu software, é o seguinte: 1) modelamento das trajetórias de mudança com resultados estatísticos individuais e globais; 2) cálculo de um γ individual, 3) estimativa populacional a que se associa o respectivo erro padrão, permitindo o cálculo de um intervalo de confiança a 95%.

Como temos um γ individual e, portanto, 169 γ na coorte 3, o software, por questão de economia, apresenta estatísticas descritivas relevantes (média, desvio-padrão, mínimo e máximo), bem como os cinco números resumo: mínimo, P_{25} (Quartil 1), mediana (P_{50}), P_{75} (Quartil 3), máximo dos declives (Rate), R^2 e estatística g. Convém lembrar que o γ individual se refere à probabilidade de uma trajetória individual intersectar outras trajetórias. Ora a informação disponibilizada pelo software é muito importante para se ter uma descrição detalhada do comportamento modal do IMC, bem como uma visão individualizada da estabilidade (dada pelo g) e da mudança (dada pelo declive). Finalmente apresenta uma estimativa populacional do tracking.

Da Tabela 4, na coorte 3, o valor do desvio-padrão dos declives (Rate) foi bem maior do que a média (0,917 para 0,336), indicador da enorme variabilidade nas mudanças individuais do IMC ao longo dos três anos. O valor mais baixo de γ foi 0,411 – ausência de tracking individual. A partir do P_5 o seu valor sobe para 0,613 e, a partir da mediana, 0,839, o que já é elevado. O índice γ global é de $0,852 \pm 0,008$ representando o elevado tracking do IMC nesta coorte. Na coorte 2, os resultados (não mostrados) foram similares.

As sugestões de Rogosa^{10,20,27}, a versatilidade e riqueza do output do TIMEPATH são muito importantes para se ter uma visão detalhada do con-

teúdo do tracking, que permitem aos investigadores um exame exaustivo, em termos modais e individuais, na trajetória do IMC ao longo dos três anos.

Tabela 4. Estatística descritiva e estimativa do tracking de γ segundo as sugestões de Rogosa (coorte 3).

| | Máximo dos declives | R ² | Gamma (γ) |
|---------------|---------------------|----------------|--------------------|
| Média | 0,336 | 67,829 | 0,835 |
| Desvio-padrão | 0,917 | 32,807 | 0,098 |
| Mínimo | -3,450 | 0,000 | 0,411 |
| P5 | -1,450 | 2,420 | 0,613 |
| Q1 | -0,150 | 42,907 | 0,798 |
| Mediana | 0,450 | 77,997 | 0,839 |
| Q3 | 0,900 | 96,430 | 0,899 |
| P95 | 1,550 | 99,734 | 0,976 |
| Máximo | 3,100 | 100,000 | 0,994 |
| | Gamma (γ) | | 0,852 |
| | Erro-padrão | | 0,008 |

P5: Percentil 5; Q1: Quartil 1; Q3: Quartil 3; P95: Percentil 95

Índice de constância de crescimento de Goldstein^{11,29}

O índice de constância de crescimento de Goldstein (do inglês growth consistency index), representado como ξ por Furey et al.¹¹, é uma medida de tracking desenvolvida para estudar a estabilidade e variabilidade das trajetórias individuais da estatura. Segundo Goldstein²⁹, analisar os padrões de mudança que ocorrem no crescimento físico de crianças e jovens poderia auxiliar na detecção de trajetórias estáveis (manutenção das posições relativas de uma mensuração para a outra) ou instáveis (interseção de trajetórias de crescimento em uma proporção relativamente elevada) de crescimento. A sua importância em termos Auxológicos é evidente para identificar, atempadamente, crianças ou jovens com instabilidade no seu crescimento físico. Desta forma Goldstein²⁹ propôs que, numa amostra aleatória de indivíduos, um sujeito que possui uma curva de crescimento físico que cruza uma proporção relativamente elevada de outros sujeitos, seja qualificado como tendo uma curva de tracking reduzido.

Goldstein²⁹ propôs duas alternativas para estimar o seu índice constância de crescimento, i.e. medidas de tracking. Na primeira formulação temos o x , bem como um intervalo de confiança construído a partir de um estimador Jackknife. Na segunda, utiliza-se a correlação intraclasse obtida da análise de variância (ANOVA). Estas duas opções podem ser formuladas, como bem salientou Furey et al.¹¹, no contexto de dois modelos de ANOVA²⁹. Assim, no modelo I ou II, o problema reside no modo como se entende o verdadeiro valor de cada indivíduo, sua estabilidade verdadeira e interpretação. No modelo I, este valor é considerado uma constante desconhecida, ao passo que no segundo, uma variável aleatória. A interpretação no caso da ANOVA I passa a ser a seguinte: as inferências do tracking só valem para os casos incluídos no estudo; na ANOVA II, as inferências são efetuadas para a população da qual fazem parte os indivíduos pertencentes à amostra colhida aleatoriamente. Na

Tabela 5 temos exemplos destas análises. No modelo I, observa-se uma tabela habitual de ANOVA e é calculado o ξ , cujo valor varia entre 0 e 1, sendo 1 o tracking perfeito. De acordo com Furey e colaboradores¹¹, este índice pode superestimar a magnitude da estabilidade e assumir valores positivos mesmo quando não se evidencia tracking. Neste caso, é necessário considerar o seu valor modificado ou corrigido (ξ^*), que continua com valor máximo de 1, mas que assumirá valor nulo caso haja correlações iguais a zero em valores sucessivos da distribuição. A última parte do modelo I mostra as estimativas do intervalo de confiança obtido pelo método de reamostragem de Jackknife. No modelo II, também é representada a tabela da ANOVA. Contudo, a magnitude do tracking é expressa pelo coeficiente de correlação intraclasse. Adicionalmente, é calculado o seu intervalo de confiança em 95%¹¹.

Tabela 5. Modelo I e II do índice de constância de crescimento de Goldstein^{11,29} das meninas da coorte 2.

| Modelo I ANOVA | | | |
|----------------------------------------------------------------|--------------------|-------------------|--------------------|
| Fontes de variação | Graus de liberdade | Soma de Quadrados | Média de Quadrados |
| Entre sujeitos | 214 | 589,623 | 2,755 |
| Intra sujeitos | 430 | 52,377 | 0,122 |
| Total | 644 | 642,000 | |
| Índice de constância de crescimento: 0,918 | | | |
| Valor modificado do índice de constância de crescimento: 0,878 | | | |
| Estimador Jackknifed: 0,916 [0,873-0,946] | | | |
| Valor modificado do estimador Jackknifed: 0,874 [0,809-0,919] | | | |
| Modelo II ANOVA | | | |
| Fontes de variação | Graus de liberdade | Soma de Quadrados | Média de Quadrados |
| Entre sujeitos | 214 | 589,623 | 2,755 |
| Intra sujeitos | 430 | 52,377 | 0,122 |
| Total | 644 | 642,000 | |
| Coeficiente de correlação intraclasse: 0,878 [0,834-0,912] | | | |

No nosso exemplo, recorreremos ao modelo I (sem qualquer propósito de generalização); os resultados de ξ foram elevados em ambas as coortes, mostrando uma forte estabilidade dos valores de IMC ($\xi_{c2} = 0,918$ e $\xi_{c3} = 0,940$). Tal como esperado, nos valores do índice corrigido, a magnitude de tracking diminuiu minimamente, porém permaneceu elevada ($\xi^*_{c2} = 0,878$ e $\xi^*_{c3} = 0,910$). As estimativas Jackknife e os correspondentes IC95% foram 0,916 (0,873-0,946) e 0,874 (0,809-0,919) para a coorte 2; 0,939 (0,915-0,957) e 0,909 (0,873-0,936) para a coorte 3.

Quanto aos resultados do modelo II (havendo a possibilidade de inferência dos resultados para outras meninas da mesma população), o coeficiente de correlação intraclasse e respectivo IC95% foi de 0,878 (0,834-0,912) para as meninas da coorte 2 e 0,910 (0,876-0,935) para as da coorte 3. Esses resultados expressam, novamente, a estabilidade dos valores de IMC de meninas com idades compreendidas entre os 12 e 14 anos, bem como dos 14 aos 16 anos.

Em resumo, a riqueza da proposta de Goldstein^{11,29} pode ser estendida, sem qualquer problema, a estudos de tracking de outras variáveis expressas de

modo contínuo. Para além de se obter uma única medida de tracking, de não ser exigido equidistância nas observações, não ser necessária uma distribuição gaussiana (uma vez que o procedimento lida somente com variabilidades relativas), uma das suas vantagens é a identificação de indivíduos com maior ou menor “distanciamento” relativamente aos valores médios da distribuição, tornando possível um acompanhamento e intervenção mais eficiente dos casos sinalizados.

CONCLUSÃO

O presente estudo abordou distintos procedimentos estatísticos de análise do tracking auxiliando, deste modo, o investigador principiante nesta matéria. A importância do conceito, sua análise e atribuição de significado aos resultados obtidos dos diferentes procedimentos estatísticos são matérias importantes na Educação Física e Ciências do Esporte, sobretudo quando se lida com informação longitudinal oriunda de delineamentos observacionais e/ou de intervenção. Apesar da variabilidade da expressão do tracking em termos estatísticos, é importante que o pesquisador conheça bem a versatilidade de cada procedimento, sua implementação em distintos softwares e o uso que fará das estatísticas obtidas.

No exemplo deste artigo, face à sua curta duração, era esperado um tracking moderado a elevado qualquer que fosse o procedimento utilizado. Ficou demonstrado que as diferenças interindividuais nas mudanças intraindividuais do IMC são relativamente pequenas e, desta forma, obtivemos valores elevados nas autocorrelações, γ de Foulkes & Davies e índice de constância de Goldstein. Contudo, quando se exploram as versatilidades dos outputs dos softwares LDA ou TIMEPATH, fica bem evidente uma visão mais individualizada de cada sujeito, permitindo sinalizar jovens que podem exigir atitudes e intervenções bem mais esclarecidas e eficazes por parte dos professores de Educação Física, por exemplo.

Agradecimentos

À Fundação CAPES, ao Ministério da Educação do Brasil, Brasília-DF, Brasil, pela bolsa de estudos concedida à professora Michele Caroline de Souza.

REFERÊNCIAS

1. Gonzalez A, Boyle MH, Georgiades K, Duncan L, Atkinson LR, MacMillan HL. Childhood and family influences on body mass index in early adulthood: findings from the Ontario Child Health Study. *BMC Public Health* 2012;12:755.
2. Bahia L, Coutinho ES, Barufaldi LA, Abreu Gde A, Malhao TA, de Souza CP, et al. The costs of overweight and obesity-related diseases in the Brazilian public health system: cross-sectional study. *BMC Public Health* 2012;12:440.
3. Bayer O, Kruger H, von Kries R, Toschke AM. Factors associated with tracking of BMI: a meta-regression analysis on BMI tracking. *Obesity* 2011;19(5):1069-76.
4. Lloyd-Jones D, Adams RJ, Brown TM, Carnethon M, Dai S, De Simone G, et al. Executive summary: heart disease and stroke statistics--2010 update: a report from the American Heart Association. *Circulation* 2010;121(7):948-54.
5. Kowalski CJ, Schneiderman ED. Tracking: Concepts, Methods and Tools. *Int J Anthropol* 1992;7(4):33-50.

6. Freitas D, Beunen G, Maia J, Claessens A, Thomis M, Marques A, et al. Tracking of fatness during childhood, adolescence and young adulthood: a 7-year follow-up study in Madeira Island, Portugal. *Ann Hum Biol* 2012;39(1):59-67.
7. Da Silva SP, Beunen G, Prista A, Maia J. Short-term tracking of performance and health-related physical fitness in girls: the Healthy Growth in Cariri Study. *J Sports Sci* 2013;31(1):104-13.
8. Malina RM. Tracking of physical activity and physical fitness across the lifespan. *Res Q Exerc Sport* 1996;67(3 Suppl):S48-57.
9. Foulkes MA, Davis LE. An index of tracking for longitudinal data. *Biometrics* 1981;37:439-46.
10. Rogosa D, Ghandour G. TIMEPATH: Statistical analysis of individual trajectories. CA S, editor: Stanford University; 1989.
11. Furey A, Kowalski C, Schneiderman E, Willis S. GTRACK: A PC program for computing Goldstein's growth constancy index and an alternative measure of tracking. *Int J Bio-Med Comput* 1994;36(1):311-8.
12. Guo SS, Chumlea WC. Tracking of body mass index in children in relation to overweight in adulthood. *Am J Clin Nutr* 1999;70(1):145S-8S.
13. Malina RM, Katzmarzyk PT. Validity of the body mass index as an indicator of the risk and presence of overweight in adolescents. *Am J Clin Nutr* 1999;70(1):131S-6S.
14. Malina R, Bouchard C, Bar-Or O. Growth, maturation and physical activity. Champaign, editor: Human Kinetics; 2004.
15. Maia J, Silva R, Seabra A, Lopes VP. A importância do estudo do tracking (estabilidade e previsão) em delineamentos longitudinais: um estudo aplicado à epidemiologia da actividade física e à performance desportivo-motora. *Rev Port Cien Desp* 2002;2(4):41-56.
16. Malina RM. Adherence to physical activity from childhood to adulthood : a perspective from tracking studies. *Quest* 2001;53(1):346-55.
17. Pestana M, Gageiro J. *Análise de dados para ciências sociais. A complementaridade do SPSS: Edições Sílabo*; 2003.
18. Hadi A. A modification of a method for the detection of outliers in multivariate samples. *J R Statist Soc B* 1994;Series (B), 56.
19. Glenmark B, Hedberg G, Jansson E. Prediction of physical activity level in adulthood by physical characteristics, physical performance and physical activity in adolescence: an 11-year follow-up study. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol* 1994;69(6):530-8.
20. Rogosa D, Floden R, Willet J. Assessing the stability of teacher behavior. *J Educ Psychol* 1984;76(1):1000-27.
21. Twisk JW, Kemper HC, Mellenbergh GJ. Mathematical and analytical aspects of tracking. *Epidemiol Rev* 1994;16(2):165-83.
22. Schneiderman E, Kowalski C, Ten Have T. A GAUSS program for computing an index of tracking from longitudinal observations. *Am J Hum Biol* 1990;2(1):475-90.
23. Maia J, Garganta R, Seabra A, Lopes VP, Silva S, Meira Júnio C. Explorando a noção e significado do tracking. Um percurso didático para investigadores. *Psicologia* 2007.
24. Schneiderman E, Willis S, Kowalski C, Ten Have T. A GAUSS program for computing the Foulkes-Davis Tracking Index for polynomial growth curves. *Int J Bio-Med Comput* 1993;32(1):35-43.
25. Schneiderman ED, Kowalski CJ. Analysis of longitudinal data in craniofacial research: some strategies. *Crit Rev Oral Biol Med* 1994;5(3-4):187-202.
26. Schneiderman E, Kowalski C. LDA. Software system for longitudinal data analysis. Version 3.2. . Texas: Baylor College of Dentistry; 1993.
27. Rogosa D. Myths and methods: Myths about longitudinal research plus supplemental questions. In: Gottman J, editor. *The analysis of change*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates; 1995. p. 3-65.
28. Rogosa D, Saner H. Longitudinal data analysis examples with random coefficient models. *J Educ Behav Statist* 1995;20.
29. Goldstein H. Measuring the stability of individual growth patterns. *Ann Hum Biol* 1981;8(6):549-57.

Endereço para correspondência

Michele Caroline de Souza
CIFI2D, Laboratório de
Cineantropometria e Estatística
Aplicada.
Faculdade de Desporto, Universidade
do Porto.
Rua Dr. Plácido Costa, 91.
4200-450, Porto, Portugal.
E-mail: mcsouza85@hotmail.com