

PREDIÇÃO DO DESEMPENHO EM SPRINT DE 100 METROS A PARTIR DE TESTES DE CAMPO

PREDICTION OF 100 METERS SPRINT PERFORMANCE BASED ON FIELD TEST

PREDICCIÓN DEL DESEMPEÑO EN SPRINT DE 100 METROS A PARTIR DE TESTS DE CAMPO



ARTIGO ORIGINAL
ORIGINAL ARTICLE
ARTÍCULO ORIGINAL

Rodrigo Maciel Andrade^{1,2,3}
(Profissional de Educação Física)

Aylton José Figueira Júnior⁴
(Profissional de Educação Física)

Alberto Carlos Amadio²
(Profissional de Educação Física)

Júlio Cerca Serrão²
(Profissional de Educação Física)

1. Universidade Anhembi Morumbi, Escola de Ciências da Saúde, Grupo de Pesquisa Esportes e Atividade Física, São Paulo, SP, Brasil.

2. Universidade de São Paulo (USP), Escola de Educação Física e Esporte, Laboratório de Biomecânica, São Paulo, SP, Brasil.

3. Universidade de São Paulo (USP), Faculdade de Medicina, Laboratório de Estudo do Movimento, Departamento de Ortopedia e Traumatologia, São Paulo, SP, Brasil.

4. Universidade São Judas Tadeu (USTJ), Laboratório de Fisiologia Translacional, São Paulo, SP, Brasil.

Correspondência:

Rodrigo Maciel Andrade
Av. Prof. Melo Morais, 65, Cidade Universitária, São Paulo, SP, Brasil.
05508-030. rodmaciel@gmail.com

RESUMO

Introdução: A prova de 100 metros rasos (100 m) apresenta um apelo especial. Treinadores e pesquisadores buscam compreender os determinantes do desempenho nessa tarefa. Embora informações tenham sido desenvolvidas ao longo dos anos, elas não são completamente aplicadas pelos treinadores que, em geral, avaliam o sucesso dos métodos de treinamento empregados por meio de testes de campo objetivos, como o desempenho no teste de 60 m rasos. **Objetivo:** Investigar o desempenho de 100 m com base no desempenho de 60 m. **Métodos:** Duzentos e quarenta e seis homens e 153 mulheres, divididos em dois subgrupos, foram avaliados quanto à estimativa ($F_{\text{validação}}$; $n=123$ e $M_{\text{validação}}$; $n=204$) e validação de modelos preditivos ($F_{\text{validação cruzada}}$; $n=30$ e $M_{\text{validação cruzada}}$; $n=42$) para o desempenho de 100 m (tempo para percorrer 100 m). O tempo parcial foi medido baseado na distância de 100 m previamente sinalizada a cada 10 metros, a partir da linha de partida em ambos os lados da pista. Os modelos preditivos foram estimados no intervalo nos 60 metros a partir do intervalo de tempo de 10-10m. **Resultados:** A magnitude da correlação encontrada foi muito alta. Altos coeficientes de determinação e diferenças sem significância estatística ($p < .001$) foram encontrados entre os critérios e os valores previstos. As equações preditivas apresentaram valores de erro constantes inferiores a 0,001s; erro total absoluto de 0,12s; 0,10s para $M_{\text{validação}}$ e $F_{\text{validação}}$, respectivamente, e 1,13% e 0,85% de erro relativo total para $M_{\text{validação}}$ e $F_{\text{validação}}$, respectivamente. A análise de Bland-Altman mostrou um aumento no nível de concordância entre os critérios e os valores previstos para $F_{\text{validação}}$ e $M_{\text{validação}}$. Respostas semelhantes foram encontradas quando aplicados os modelos propostos para $F_{\text{validação cruzada}}$ e $M_{\text{validação cruzada}}$. **Conclusão:** Os modelos de estimativa foram capazes de prever com precisão o desempenho de 100 m a partir do desempenho no teste de 60 m. **Nível de evidência II; Estudos diagnósticos - Investigação de um exame para diagnóstico.**

Descritores: Corrida; Desempenho atlético; Fenômenos biomecânicos.

ABSTRACT

Introduction: The 100-meter dash (100 m) event holds particular appeal. Coaches and researchers seek to understand the determinants of performance in this task. Although information has been produced over the years, it is not fully applied by coaches who generally assess the success of employed training methods through objective field tests, such as 60 m dash test performance. **Objective:** Investigate 100 m performance based on 60 m performance. **Methods:** Two hundred and forty six men and 153 women divided into two subgroups were evaluated for estimation ($F_{\text{validation}}$; $n=123$ and $M_{\text{validation}}$; $n=204$) and validation of predictive models ($F_{\text{cross-validation}}$; $n=30$ and $M_{\text{cross-validation}}$; $n=42$) for 100 m dash performance (time take to cover 100 m). Partial time was measured based on the 100 m distance marked previously every 10 meters from the starting line on both sides of the track. The predictive models were based on the interval in the 60 meters with a time interval of 10-10 m. **Results:** Magnitude of correlation was very high. High coefficients of determination and differences of no statistical significance ($p < .001$) were found between the criteria and predicted values. The predictive equations presented constant error values below 0.001s; total absolute error of 0.12s; 0.10s for $M_{\text{validation}}$ and $F_{\text{validation}}$, respectively, and 1.13% and 0.85% of total relative error for $M_{\text{validation}}$ and $F_{\text{validation}}$, respectively. Bland-Altman analysis showed an increase in the level of concordance between the criteria and predicted values of $F_{\text{validation}}$ and $M_{\text{validation}}$. Similar responses were found when the proposed models were applied to $F_{\text{cross-validation}}$ and $M_{\text{cross-validation}}$. **Conclusion:** The estimation models were able to accurately predict 100 m performance based on 60 m performance. **Level of evidence: II; Diagnostic studies - Investigating a diagnostic test.**

Keywords: Running; Athletic performance; Biomechanical phenomena.

RESUMEN

Introducción: La prueba de 100 metros rasos (100 m) presenta un apelo especial. Entrenadores e investigadores buscan comprender los determinantes del desempeño en esa tarea. Aunque hayan sido desarrolladas informaciones a lo largo de los años, ellas no son completamente aplicadas por los entrenadores que, en general, evalúan el éxito de los métodos de entrenamiento empleados por medio de tests de campo objetivos, como el desempeño en el test de 60 m rasos. **Objetivo:** Investigar el desempeño de 100 m con base en el desempeño de 60 m. **Métodos:** Doscientos cuarenta y seis hombres y 153 mujeres, divididos en dos subgrupos, fueron evaluados cuanto a la estimativa ($F_{\text{validación}}$; $n=123$ y $M_{\text{validación}}$; $n=204$) y validación de modelos predictivos ($F_{\text{validación cruzada}}$; $n=30$ y $M_{\text{validación cruzada}}$; $n=42$) para el desempeño de 100 m (tiempo para recorrer 100 m). El tiempo parcial fue medido con base en la distancia de 100 m



previamente sinalizada a cada 10 metros, a partir da linha de largada em ambos lados da pista. Los modelos predictivos fueron estimados en el intervalo en los 60 metros a partir del intervalo de tiempo de 10-10m. Resultados: La magnitud de la correlación encontrada fue muy alta. Altos coeficientes de determinación y diferencias sin significancia estadística ($p < .001$) fueron encontradas entre los criterios y los valores previstos. Las ecuaciones predictivas presentaron valores de error constantes inferiores a 0,001s; error total absoluto de 0,12s; 0,10s para $M_{validación}$ y $F_{validación}$ respectivamente, y 1,13% y 0,85% de error relativo total para $M_{validación}$ y $F_{validación}$ respectivamente. El análisis de Bland-Altman mostró un aumento en el nivel de concordancia entre los criterios y los valores previstos para $F_{validación}$ y $M_{validación}$. Respuestas semejantes fueron encontradas cuando aplicados los modelos propuestos para $F_{validación}$ y $M_{validación}$ cruzada. Conclusión: Los modelos de estimativa fueron capaces de prever con precisión el desempeño de 100 m a partir del desempeño en el test de 60 m. **Nivel de evidencia II; Estudios diagnósticos - Investigación de un examen para diagnóstico.**

Descriptor: Carrera; Rendimiento atlético; Fenómenos biomecánicos.

DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/1517-869220192504210690>

Artigo recebido em 06/08/2018 aprovado em 08/04/2019

INTRODUÇÃO

As provas de 100 metros rasos (100m) despertam grande fascínio de todo o mundo durante os Jogos Olímpicos de Verão e Campeonatos Mundiais. Enquanto o público anseia por conhecer o atleta mais veloz, treinadores e cientistas do esporte buscam entender os determinantes do desempenho, com o intuito de potencializá-los.

A contribuição da frequência e o comprimento de passo¹⁻⁵, os tempo de vôo⁶ e de contato⁷, proficiência do ciclo alongamento-encurtamento,⁸ *stiffness* vertical^{5,9} e de perna,⁵ máxima força vertical, mudança do comprimento dos membros inferiores no passo e a oscilação do centro de massa^{4,5} para o incremento da velocidade já foram previamente demonstrados.

Estes foram fundamentados por análises laboratoriais¹⁰ e/ou de baixa taxa de variação de velocidade,¹⁰ condições de menor validade ecológica. Como consequência, treinadores optam por utilizar testes objetivos de campo diante da necessidade de se avaliar o sucesso dos meios e métodos de treinamento empregados³, dentre eles, o *60-Meter Sprint Test in Maximal Running Velocity* (60m).¹¹

Mesmo cientes da baixa capacidade de entendimento dos parâmetros que contribuíram para o desempenho, ou que necessitariam de ajustes, treinadores utilizam como argumento, a ausência da necessidade de utilização de recurso e equipamentos específicos e rápido *feedback*.

No entanto, pouco se conhece a respeito da validade preditiva do teste 60m para o desempenho em 100m, o que apresenta importante relevância prática pois, se considerado como estratégia de monitoramento das respostas adaptativas de treino, pode direcionar a informações equivocadas do fenômeno observado. E nesta condição induzindo a ajustes não adequados das estratégias de treinamento, e não otimização do desempenho.

Torna-se, portanto, latente a necessidade de se elucidar tal validade. Com isto, o objetivo do presente estudo foi investigar a de predição o desempenho nas provas de 100m, em atletas homens e mulheres, a partir do desempenho no teste 60m.

MÉTODOS

Com a intenção de assegurar condição de máximo desempenho, as provas de 100 metros rasos do Torneio FPA Adulto nos anos de 2015 e 2016, competição oficial da Federação Paulista de Atletismo, e do Troféu Brasil CAIXA® de Atletismo, competição oficial da Confederação Brasileira de Atletismo foram consideradas. Todas as provas eliminatórias e finais de atletas do sexo masculino e feminino foram analisadas (n=399). Após receberem uma explicação dos procedimentos e riscos / benefícios da pesquisa, os voluntários assinaram o termo de consentimento livre e esclarecido, previamente aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Escola de Educação Física e Esporte da Universidade de São Paulo (Certificado

de Submissão por Ética 30588014.2.0000.5391, número de protocolo 030531/2014) com uma descrição dos procedimentos de investigação.

A amostra foi dividida de acordo com o sexo, masculino (M; n=246) e feminino (F; n=153).

Considerando o objetivo do presente estudo, e a aplicabilidade do mesmo, e que quando o critério a ser predito é algum comportamento posterior ao analisado, a validade preditiva torna-se o aspecto de maior preocupação¹². Com isto em mente, cada grupo foi dividido aleatoriamente em subgrupos mutuamente exclusivos, usados para estimar os parâmetros [*validação* ($F_{validação}$; n=123 e $M_{validação}$; n=153)] e para validação cruzada dos modelos [*validação cruzada* ($F_{validação\ cruzada}$; n=30 e $M_{validação\ cruzada}$; n=42)]. Os subgrupos *cross-validação* apresentaram um tamanho amostral representativo de 20% do tamanho da amostra para o sexo.

A estratégia *Random Test-and-Train Experiments* de validação cruzada, e *Random Subsampling* foi adotada pelo fato destes produzirem resultados de muita aplicabilidade e melhor estimativa de erro em estudos com características semelhantes a pesquisa em questão.^{12,13}

Análise cinemática foi realizada pela técnica quadro-a-quadro. Foram utilizadas cinco câmeras de alta taxa de aquisição (EXILIM® - Cásio), a uma frequência de amostragem de 240 quadros por segundo (qps).

Embora 100¹⁴ e 50 qps¹⁵ são reportadas na literatura em similares análise com magnitude de erro aceitável,¹⁵ optou-se pela utilização de 240 qps afim de se obter maior discretização e minimização de erros na identificação dos eventos desejados.

Distâncias parciais de 10 metros foram previamente sinalizadas a partir da linha de partida em ambos os bordos da pista de atletismo, permitindo a quantificação do intervalo de tempo em que cada um dos atletas cumpriu a distância.

As câmeras foram fixadas a tripés e foram posicionadas a 12 metros de altura em relação ao solo, e a uma distância de 35 metros contados a partir do bordo externo da raia de número oito, e a distância de 20 metros entre elas. A calibração do volume de coleta de cada parcial foi realizada com marcadores de 10 centímetros de diâmetro fixados a distâncias conhecidas.

Em que pese ser obrigatório em provas oficiais, utilizar como estratégia de partida dos blocos, com o propósito de atribuir validade ecológica, portanto, maior aproximação ao do usualmente adotado nos procedimentos de monitoramento e controle das cargas de treinamento, foi considerado para início da cronometragem, o instante em que o pé de impulsão posterior, tocou o solo após o sinal sonoro de início de prova.

O intervalo de tempo em que cada um dos participantes cumpriu cada distância parcial de 10 metros, até os 60 metros de percurso foi utilizado para a geração dos modelos preditivos. Para validação dos

modelos preditivos o somatório de todos os intervalos de tempo de cada uma das parciais foi utilizado como medida critério.

Os parâmetros temporais foram quantificados com o software Kinovea Video Editor[®] 0.8.15.

Após confirmação da aderência a distribuição normal dos dados, a estatística descritiva usada foi a média e desvio padrão.

Considerando as importantes alterações da magnitude de tempo de cada parcial de 10m para a elaboração de um modelo preditivo, a análise de regressão multivariada foi utilizada. A adequação dos dados aos pressupostos foi previamente checada^{16,17}.

A distribuição normal dos resíduos foi realizada pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, considerando os resíduos padronizados; a homocedasticidade dos resíduos foi checada pelo quadrado dos resíduos padronizados de Pesarán-Pesarán, e esfericidade de Bartlett.

A ausência de autocorrelação serial foi analisada pelo teste de Durbin-Watson^{17,18}. A linearidade dos resíduos foi avaliada pela inspeção visual do gráfico de dispersão construído com os valores preditos padronizados e de resíduos padronizados¹⁷. Para diagnóstico da multicolinearidade, teve-se por critério a quantificação dos parâmetros *Variance Inflation Factor* (VIF), *eigenvalue*, *incremental percent*, *condition index*. Para VIF foi considerado valor até 1 como ausência de colinearidade, entre 1 e 10 com colinearidade aceitável e >10 com colinearidade problemática,¹⁹ Para *eigenvalue* e *incremental percent*, valores próximos a zero, e em *condition index* com valores próximos a 10, todos são indicativos de colinearidade.¹⁶

Fez-se ainda necessário a utilização a técnica multivariada de análise de componentes principais, e a análise de regressão de *Ridge Regression Estimator*.²⁰

Foram calculados os coeficiente de correlação linear de Pearson (r) e de determinação (R²)^{12,21}, erro constante (EC), erro padrão da medida (EPM), erro total absoluto (ET_{abs}) e erro total relativo (ET_{rel}).²¹

Os coeficientes de correlação foram ranqueados como trivial (r<0,1), pequena (0,1>r<0,29), moderada (0,31>r<0,50), grande (0,51>r<0,70), muito grande (0,71>r<0,90), próxima a perfeita (0,91>r<0,99) e perfeita (r=1,0).²²

O teste t de Student para amostras pareadas (t) foi utilizado para verificação da existência de diferenças entre os valores critério e predito, e o teste de Bland-Altman²³ para verificar a concordância entre os valores critério e predito, incluindo os limites de concordância a 95%.

Considerando que os coeficientes de regressão estimados podem variar de uma amostra para outra quando as variáveis independentes estão correlacionadas (multicolinearidade) e imprecisão do valor predito²⁴, investigou-se a possibilidade de extrapolação dos modelos propostos a outro contexto (validação cruzada).^{12,19}

Os valores de r, R², t, EC, EPM, ET_{abs}, ET_{rel} e análise de Bland-Altman²³ foram igualmente realizados para a análise de validação cruzada.

Os softwares NCSS[®] (NCSS LLC, USA) e SPSS[®] (SPSS Inc, USA) foram utilizados. O nível de significância equivalente a um erro Tipo I foi de 5%.

RESULTADOS

Análise dos resíduos padronizados apresentou valores de p=0,94 e p=0,58 para F e M, respectivamente, atendendo o pressuposto de distribuição normal. Resposta semelhante a análise do quadrado dos resíduos padronizados (p=0,31 e p=0,97 para F e M, respectivamente) e o teste de esfericidade (p<0,001).

O teste de Durbin-Watson¹⁸ indicou ausência de autocorrelação serial a partir do nível de confiança escolhido (p<0,05), do tamanho da amostra (por sexo) e o número de variáveis independentes. A inspeção visual do gráfico de dispersão entre valor predito padronizado e valor do resíduo padronizado mostrou distribuição aleatoriamente dispersa em torno do zero, logo linearidade e homocedasticidade¹⁷.

Considerando os parâmetros *eigenvalue*, *incremental percent*, *condition index*, diferentes resultados foram indicativos de multicolinearidade (Tabela 1).

Com isto, foi utilizada a técnica multivariada de análise de componentes principais, para se observar a formação de componentes e as respectivas contribuições dos parâmetros para cada componente, na intenção de elencar variáveis passivas de exclusão; porém, a análise apresentou a formação de apenas um fator, não permitindo a exclusão de parâmetros.

Identificado a multicolinearidade e a impossibilidade de redução de variáveis independentes, adotou-se a análise *Ridge Regression Estimator* dada a capacidade de produzir observações mais precisas nesta condição.²⁴ Desta forma, a multicolinearidade foi controlada (VIF próximos a zero (p<0,001) com estimador 0,92 para M e 0,36 para F).

Atendidos todos os pressupostos os modelos preditores (Modelo feminino e Modelo masculino) foram geradas.

Modelo feminino = 1.383695+1.047914*X1+1.531326*X2+1.582101*X3+1.394641*X4+1.458194*X5+1.564195*X6

Modelo masculino = 2.585927+0.5388566*X1+0.9107263*X2+0.9878149*X3+1.690163*X4+1.69796*X5+1.605068*X6

Sendo: X1= Tempo para percorrer a distância entre 0 e 10 metros, X2= Tempo para percorrer a distância entre 10 e 20 metros, X3= Tempo para percorrer a distância entre 20 e 30 metros, X4= Tempo para percorrer a distância entre 30 e 40 metros, X5= Tempo para percorrer a distância entre 40 e 50 metros, X6= Tempo para percorrer a distância entre 50 e 60 metros.

Considerando M_{validação} e F_{validação}, os modelos preditores apresentaram CE inferior a 0,001s (em ambos os sexos), ET_{abs} de 0,12s e 0,10s respectivamente, e ET_{rel} de 1,13% e 0,85% respectivamente (Tabela 2).

Nestes subgrupos, foram ainda encontrados coeficientes de correlação próxima a perfeita, elevados valores de coeficientes de determinação, por além de não ter sido evidenciada diferenças com significância estatística (p<0,001) entre os valores critério e preditos (Tabela 2).

A análise de Bland-Altman mostrou altos níveis de concordância entre os valores critério e preditos nos subgrupos F_{validação} e M_{validação} (Figura 1A e 1C) e F_{validação cruzada} e M_{validação cruzada} (Figura 1B e 1D).

Tabela 1. Resultados da análise *Ridge Regression Estimator*.

	VIF	Correlações de Eigenvalues							
		Eigenvalue		Incremental percent			Condition index		
		M	F	M	F	M	F	M	F
Parciais (m)	0 a 10	1,4	2,6	5	6	61	75	1	1
	10 a 20	2,2	3,5	1	1	14	1	4	7
	20 a 30	2,5	4,5	1	0	9	0	7	15
	30 a 40	4,4	6,2	0	0	45	0	11	25
	40 a 50	5,7	9,9	0	0	3	0	18	35
	50 a 60	5,0	9,1	0	0	3	0	19	54

Masculino (M), Feminino (F), *Variance Inflation Factor* (VIF)

Tabela 2. Características de Performance [média (± DP)] para os grupos validação (M_{validação} e F_{validação}) and cross-validation groups (M_{validação cruzada} e F_{validação cruzada}).

		Time (s)	CE	TE _{abs}	TE _{rel}	SEM	r	R ²	T
M _{validação}	Critério	10,95 (±45)	<0,001	0,12	1,13	0,02	0,99*	0,98	-0,03
	Predito	10,95 (±36)							
M _{validação cruzada}	Critério	10,87 (±38)	-0,02	0,10	0,88	0,03	0,99*	0,98	0,30
	Predito	10,89 (±31)							
F _{validação}	Critério	11,87 (±59)	<0,001	0,10	0,85	0,02	0,99*	0,98	-0,02
	Predito	11,87 (±51)							
F _{validação cruzada}	Critério	11,84 (±33)	-0,03	0,08	0,64	0,02	0,98*	0,96	-0,54
	Predito	11,85 (±31)							

*p<0,05. Coeficiente de correlação linear de Pearson [(r) entre os valores padrão e critério], coeficiente de determinação (R²), erro constante (EC), erro padrão da medida (EPM), erro total absoluto (TE_{abs}), erro total relativo (TE_{rel}).

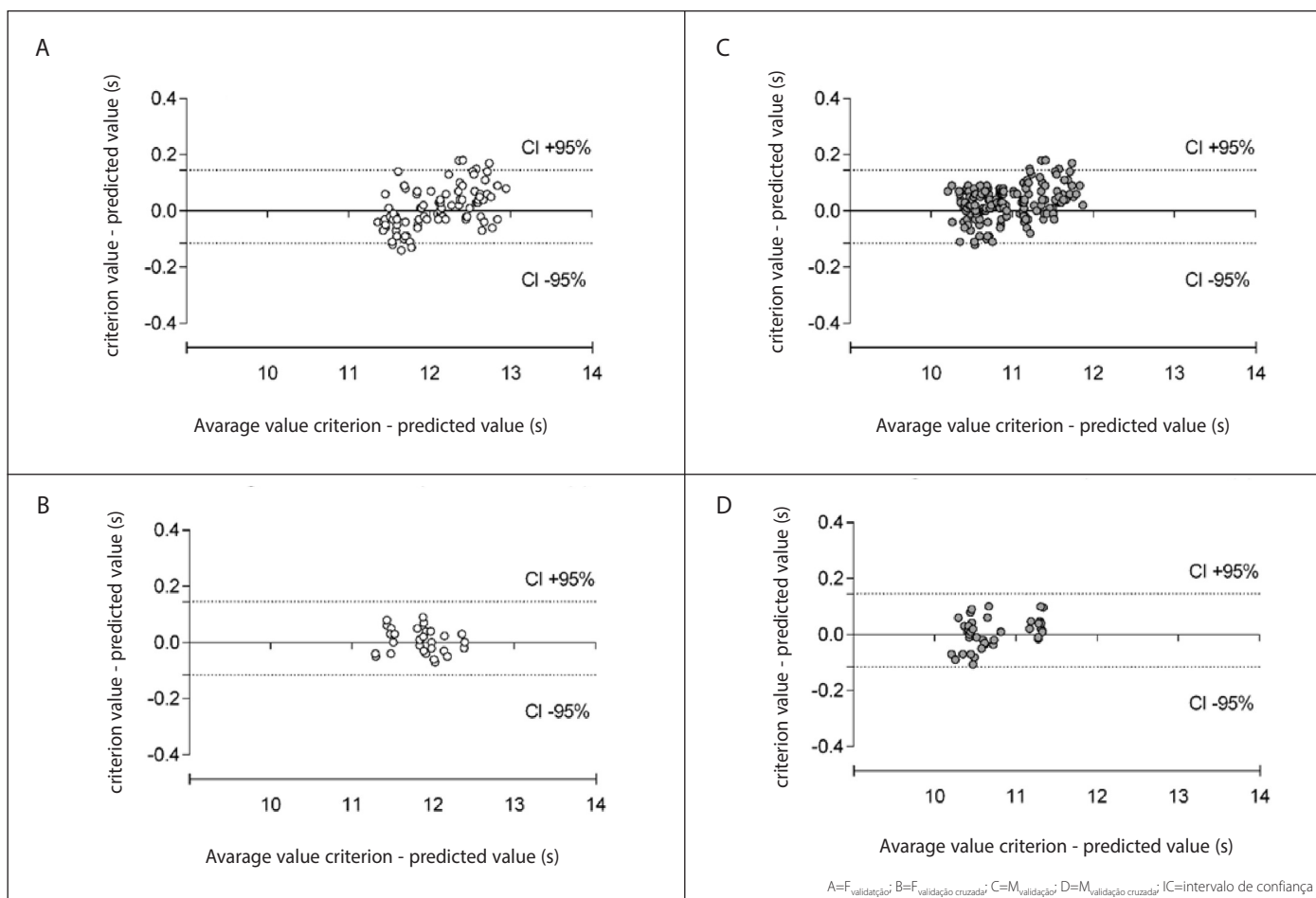


Figura 1. Análise de Bland-Altman com valores critério (*criterion value*) e predito (*predicted value*) para o teste de 100 metros rasos.

DISCUSSÃO

O teste 60m tem sido usualmente utilizado por treinadores e preparadores físicos para predição do desempenho em 100m, porém de forma empírica, justificando a realização do presente estudo.

Os modelos preditores de desempenho se mostraram promissores dado que os valores preditos ($10,95 \pm 0,38s$ e $11,84 \pm 0,55s$) se apresentaram próximos aos valores critérios ($10,95 \pm 0,45s$ e $11,84 \pm 0,59s$) para $M_{validação}$ e $F_{validação}$, respectivamente, e por apresentarem valores extremamente baixo de SEM (0,02s para ambos os sexos), EC ($< 0,001s$ para ambos os sexos), ET_{abs} de 0,12s e 0,10s (para $M_{validação}$ e $F_{validação}$, respectivamente) e ET_{rel} de 1,13% e 0,85% (para $M_{validação}$ e $F_{validação}$, respectivamente) (TABELA 2). Esses resultados apontam acurácia do modelo na predição gerados.

O valor de EPM de 0,02s sugere uma amplitude dentro da qual o “valor verdadeiro” pode ser esperado considerando o erro associado²⁵. Considerando uma condição hipotética do atleta percorrer a distância em 11,20s, pode-se afirmar com 95% de confiança (± 2 EPM), que o “valor verdadeiro” para este indivíduo se encontra entre 11,24s e 11,16s. Logo, alterações maiores a 0,02s representariam alteração real no desempenho e não a erro de medida.

Esta abordagem contribui de sobremaneira para treinadores que utilizam os testes como indicadores de desempenho, uma vez que pode-se considerar uma “real” condição do atleta.

EC inferior a 0,001s, ET_{rel} de 1,13% e 0,85% (para $M_{validação}$ e $F_{validação}$, respectivamente), coeficientes de correlação próximos a perfeita ($r=0,99$)²² e de determinação de 98%, e ausência de diferenças ($p < 0,001$) entre os valores critério e preditos, sinalizam que os modelos apresentam acurácia e validade.

A análise de Bland-Altman (Figura 1) ratifica esta condição dado a concordância substancialmente elevada observada entre os tempos critério e predito.

Com isto, pode-se considerar que os modelos propostos se apresentaram válidos na predição do desempenho na prova de 100 metros, em homens e mulheres.

Considerando a possibilidade de extrapolação do uso dos modelos gerados, o conhecimento das respostas encontradas em outra população se fez necessário. Neste quesito, para os grupos $M_{validação}$ cruzada e $F_{validação}$ cruzada, a aplicação dos modelos gerou valores preditos de $10,89 \pm 0,31s$ e $11,85 \pm 0,31s$, respectivamente, condizentes aos valores critério ($10,87 \pm 0,38s$ e $11,84 \pm 0,33s$, respectivamente).

Seguindo os resultados encontrado para os grupos $M_{validação}$ e $F_{validação}$ os valores de EPM foram extremamente baixo (0,03s e 0,02s para $M_{validação}$ cruzada e $F_{validação}$ cruzada, respectivamente), assim como o EC (-0,02s e -0,03s para $M_{validação}$ cruzada e $F_{validação}$ cruzada, respectivamente), ET_{abs} de 0,10s e 0,80s (para $M_{validação}$ cruzada e $F_{validação}$ cruzada, respectivamente) e ET_{rel} de 0,88% e 0,64% (para $M_{validação}$ cruzada e $F_{validação}$ cruzada, respectivamente). (Tabela 2)

Os coeficientes de correlação e de determinação também apresentaram valores próximos a perfeita²² ($0,98 < r < 0,99$, $96\% < R^2 < 98\%$) em ambos subgrupos (Tabela 2)

Com estes resultados pode ser observado que quando os modelos gerados foram aplicados em uma amostra distinta, resultados com baixa magnitude de erro foram encontrados, e altos níveis de concordância entre os valores preditos e os reais (Figura 1B e 1D).

A análise de Bland-Altman dos subgrupos $M_{validação}$ e $F_{validação}$ (Figura 1A e 1C) revelou também tendência dos modelos de regressão em produzir maiores valores de EPM nos atletas de menor desempenho. Estes resultados estão de acordo com a literatura, uma vez que, ao ser

comparado distintos trechos da prova de 100m de atletas de nível nacional e finalistas de campeonatos mundiais, foi encontrado nos atletas de menor desempenho, redução significativa ($p < .05$) da velocidade após 60 metros.² Assim, atletas de maior desempenho tendem a produzir menor alteração de velocidade nos trechos finais de prova do que atletas de nível inferior de desempenho.

Diante deste cenário, os resultados encontrados sugerem modelos com aceita validade externa, dada a possibilidade de aplicação destes em outras amostras de velocistas, com acurada resposta.

Não obstante, apesar de ter sido encontrada reposta de relevante cunho prático, uma possível limitação acerca da construção dos modelos propostos pode ser encontrada, em função da relação proposta entre o número de variáveis preditoras e o número de casos observados, sugerida de 10 casos de dados para cada previsor do modelo.

Todavia, embora tenha sido utilizada no presente estudo uma relação muito próxima a recomendada (12 casos para cada previsor do modelo em $F_{validação}$ e 20 casos para cada previsor do modelo em $M_{validação}$), este não compromete o modelo gerado, uma vez que recomenda-se também, que o tamanho da amostra dependa do tamanho do efeito que se deseja detectar¹⁷. Considerando que tem sido proposto o cálculo da influência do tamanho da amostra na investigação, através da equação

$k/(n-1)$, sendo k o número de variáveis preditoras, e n o número de casos observados,¹⁷ no presente estudo, obteve-se um tamanho de efeito de 0,05 e 0,03 para $F_{validação}$ e $M_{validação}$, respectivamente. Portanto, classificado com magnitude trivial ou pequena,²² e sinalizando que o tamanho da amostra não influenciou na modelagem das equações, logo, na predição do desempenho desejado.

CONCLUSÃO

Os resultados sugerem que os modelos apresentaram validade externa, dado a possibilidade de aplicação a outras amostras de velocistas com resposta precisa quando se pretende prever o desempenho em 100m, a partir de parâmetros obtidos na distância de 60m. Essa possibilidade de extrapolação é justificada pela redução dos erros nos valores previstos, sem diferenças significativas entre os valores críticos e previsto, altos níveis de concordância, de coeficiente de correlação de Pearson e de determinação.

Todos os autores declararam não haver qualquer potencial conflito de interesses referente a este artigo.

CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES: Cada autor citado a seguir contribuiu individual e significativamente para o desenvolvimento deste artigo. RMA (0000-0002-4816-5635)*: Contribuição substancial na concepção ou desenho do trabalho; aquisição, análise ou interpretação dos dados para o trabalho; redação do trabalho; Aprovação final da versão do manuscrito a ser publicado. AJFr (0000-0002-6635-8019)*: Contribuição substancial na concepção ou desenho do trabalho; revisão crítica do seu conteúdo intelectual; Aprovação final da versão do manuscrito a ser publicado. ACA (0000-0002-2527-2163)*: Contribuição substancial na concepção ou desenho do trabalho, interpretação dos dados para o trabalho; revisão crítica do seu conteúdo intelectual; Aprovação final da versão do manuscrito a ser publicado. JCS (0000-0002-3646-3387)*: Contribuição substancial na concepção ou desenho do trabalho; interpretação dos dados para o trabalho; revisão crítica do seu conteúdo intelectual; Aprovação final da versão do manuscrito a ser publicado. *ORCID (Open Researcher and Contributor ID).

REFERÊNCIAS

1. Krzysztof M, Mero A. A kinematics analysis of three best 100 m performances ever. *J Hum Kinet.* 2013;36:149-60.
2. Mackala K. Optimisation of performance through kinematic analysis of the different phases of the 100 metres. *NSA.* 2007;22(2):7-16.
3. Okkonen O, Hakkinen K. Biomechanical comparison between sprint start, sled pulling, and selected squat-type exercises. *J Strength Cond Res.* 2013;27(10):2662-73.
4. Morin JB, Jeannin T, Chevallier B, Belli A. Spring-mass model characteristics during sprint running: Correlation with performance and fatigue-induced changes. *Int J Sports Med.* 2006;27(2):158-65.
5. Taylor MJ, Beneke R. Spring mass characteristics of the fastest men on Earth. *Int J Sports Med.* 2012;33(8):667-70.
6. Morin JB, Tomazin K, Edouard P, Millet GY. Changes in running mechanics and spring-mass behavior induced by a mountain ultra-marathon race. *J Biomech.* 2011;44(6):1104-7.
7. Weyand PG, Sternlight DB, Bellizzi MJ, Wright S. Faster top running speeds are achieved with greater ground forces not more rapid leg movements. *J Appl Physiol (1985).* 2000;89(5):1991-9.
8. Ettema GJ. Muscle efficiency: The controversial role of elasticity and mechanical energy conversion in stretch-shortening cycles. *Eur J Appl Physiol.* 2001;85(5):457-65.
9. Fletcher JR, Pfister TR, Macintosh BR. Energy cost of running and achilles tendon stiffness in man and woman trained runners. *Physiol Rep.* 2013;1(7):e00178.
10. Fourchet F, Girard O, Kelly L, Horobeanu C, Millet GP. Changes in leg spring behaviour, plantar loading and foot mobility magnitude induced by an exhaustive treadmill run in adolescent middle-distance runners. *J Sci Med Sport.* 2015;18(2):199-203.
11. Smith D, Telford R, Peltola E, Tumilty D. Protocols for the physiological assessment of high-performance runners. In: Gore C. *Physiological Tests for Elite Athletes.* Champaign, Illinois: Human Kinetics; 2000: p.334-44.
12. Thomas J, Nelson J, Silverman S. *Research methods in physical activity* 6th ed. Champaign, Illinois: Human Kinetics; 2010.
13. Atkinson G, Nevill AM. Statistical methods for assessing measurement error (reliability) in variables relevant to sports medicine. *Sports Med.* 1998;26(4):217-38.
14. Murphy AJ, Lockie RG, Coutts AJ. Kinematic determinants of early acceleration in field sport athletes. *J Sports Sci Med.* 2003;2(4):144-50.
15. Graubner R, Nixdorf E. Biomechanical analysis of the sprint and hurdles events at the 2009 IAAF world championships in athletics. *New Stud Athlet.* 2011;26(1/2):19-53.
16. Cunha JVA, Coelho AC. Regressão Linear Multipla. In: Corrar LJ, Paulo E, Dias Filho JM. *Análise multivariada para os cursos de Administração, Ciências Contábeis e Economia.* São Paulo: Atlas; 2009; p.131-231.
17. Field A. *Discovering statistics using SPSS.* 2nd ed. Thousand Oaks, California: SAGE Publications; 2005.
18. Savin NE, White KJ. The Durbin-Watson test for serial correlation with extreme sample sizes or many regressors. *Econometrica.* 1977;45(8):1989-96.
19. Hair JF, Black WC, Babin BJ, Anderson RE, Tatham RL. *Análise Multivariada de Dados.* 6. ed. Porto Alegre: Bookman; 2009.
20. Hoerl AE, Kennard RW. Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems. *Technometrics.* 1970;12(1):55-67.
21. Perini TA, Oliveira GLD, Ornellas JdS, Oliveira Fpd. Technical error of measurement in anthropometry. *Rev Bras Med Esporte.* 2005;11(1):86-90.
22. Hopkins WG. A scale of magnitudes for effect statistic. 2002 [Access in 2014 dec 1]. Available in: <http://www.sportsci.org/resource/stats/index.html>.
23. Bland JM, Altman DG. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet.* 1986;1(8476):307-10.
24. Neter J, Wasserman W, Kutner MH, Nachtsheim CJ. *Applied linear regression models.* 3rd ed. Chicago, Illinois: McGraw-Hill; 1996.