

Modelagem e predição da velocidade horizontal do centro de massa em intensidades de treino baixa-moderada, alta e severa na natação pura através de redes neurais artificiais: uma abordagem fisiológica e biomecânica

Autores

Kelly de Jesus¹ Karla de Jesus¹ Helon Vicente Hultmann Ayala² Leandro dos Santos Coelho^{2, 3} Ricardo Jorge Fernandes^{1, 4}

kellyzinhamdm@gmail.com

Resumo

O estudo propôs comparar a acurácia de duas redes neurais na modelagem e predição da velocidade horizontal do centro de massa (CM) em diferentes intensidades de treino na natação pura. Dez nadadores realizaram o protocolo incremental de 7 x 200 m em nado crol até a exaustão, sendo medidos os gases expiratórios e concentrações de lactato sanguíneo. Duas câmaras de vídeo de superfície e quatro subaquáticas registaram imagens independentes, as quais foram processadas para a reconstrução tridimensional de dois ciclos de nado (25 e 175 m). Parâmetros fisiológicos e biomecânicos foram medidos como dados de entrada para estimar a velocidade horizontal do CM em intensidade de nado baixa-moderada, alta e severa. As redes neurais Multilayer Perceptron (MLP, uma camada escondida de seis neurônios) e Radial Basis Function (RBF, Gaussiana) foram implementadas com os algoritmos de Levenberg-Marquardt e Orthogonal Least Square, respectivamente. Ambos tipos de redes neurais modelaram e predisseram a velocidade horizontal do CM com erros médios percentual absoluto < 5% durante a fase de validação. A melhor validação correspondeu a erros de 0.13 e 0.15%; 0.63 e 0.46%; 0.51 e 1.11% para a intensidade baixa-moderada, alta e severa, utilizando MLP e RBF, respectivamente. Estes resultados evidenciaram que a combinação de parâmetros fisiológicos e biomecânicos como entrada para as redes neurais podem modelar e predizer precisamente o desempenho dos nadadores durante um protocolo incremental

Palavras-chave

inteligência artificial, modelagem não linear, natação competitiva, diagnóstico e prescrição de treino, desempenho

¹ Centro de Pesquisa, Educação, Inovação e Intervenção em Desporto, Faculdade de Desporto, Universidade do Porto

² Programa de Graduação em Sistemas de Engenharia e Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Paraná

³ Programa de Graduação de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná

⁴ Laboratório de Biomecânica do Porto, Faculdade de Desporto, Universidade do Porto

INTRODUÇÃO

Nas próximas Olimpíadas a Seleção de Natação Portuguesa terá pelo menos dois representantes no evento de 200 m estilos. Estes eventos de média duração têm sido vencidos por diferenças correspondentes a décimos de segundo (e.g. 0.06 s entre o 1º e 2º colocados nos 200 m crol masculino no último Campeonato Mundial de Natação - Kazan). Tal fato tem impulsionado investimentos nos métodos de treino, ajudando nadadores a garantir picos de desempenho em competições alvo [1-3]. Como os eventos de média duração dependem significativamente da contribuição aeróbia e anaeróbia [4-6], pesquisadores tem estudado os testes incrementais que medem o presente estado e a capacidade potencial de desempenho utilizando parâmetros fisiológicos e biomecânicos [4,7,8].

Protocolos incrementais em natação pura contemplam esforços entre intensidades baixa-moderada a severa [9,10] e medem parâmetros cruciais como a velocidade à máxima capacidade aeróbia ($\dot{V}O_{2máx}$ [11]). A intensidade baixa-moderada inclui esforços até o limiar anaeróbio (LAN [10,12-13]), os quais evidenciam similar $\dot{V}O_{2basal}$, amplitude do $\dot{V}O_2$, atraso e constante temporal da componente rápida e lenta, respectivamente [9]. A intensidade alta comparada a esforços severos revela valores menores de $\dot{V}O_{2basal}$, amplitude do $\dot{V}O_2$, atraso e constante temporal da componente rápida e lenta, respectivamente, e lactato máximo sanguíneo ($[La_{máx}]$) [9,14-15]. A intensidade severa corresponde aos exercícios com ($[La_-]$) e $\dot{V}O_2$ não estáveis, evidenciando uma pronunciada componente lenta e maiores $[La_-]$ comparado a intensidades prévias [9-10,16]. Correlações significativas entre o desempenho na natação pura e variáveis fisiológicas e biomecânicas [4,8,17] tem motivado o monitoramento dos parâmetros mecânicos, segmentares e anatômicos do nado, ou do centro de massa (CM) nos testes incrementais [2,7-8]. A eficiência da técnica de nado e coordenação entre membros se tornaram indicadores úteis para análise da técnica e respectivos efeitos dos esforços em diferentes intensidades [2,7-8]. Pesquisadores mencionam que aumentos na velocidade implicam maior frequência e menor comprimento de ciclo de nado [2,4,8], estabilidade das flutuações intracíclicas da velocidade [2], manutenção ou redução da eficiência propulsiva [2,8] e aumento da contribuição de membros superiores e inferiores e respectiva coordenação [2,7-8].

A despeito da importância de medir os parâmetros fisiológicos e biomecânicos, pesquisadores deveriam indicar as variáveis determinantes que modelam e predizem precisamente o desempenho em cada intensidade de treino na natação pura. Estudos focando em adaptações fisiológicas e biomecânicas em natação pura estão baseados em conceitos matemáticos lineares. Os métodos não-lineares são mais vantajosos na área do desporto competitivo [3,18], sendo as redes neurais ferramentas robustas utilizadas para modelar e estabelecer previsões de séries de tempo [19]. O presente estudo propõe comparar a precisão da modelagem e predição entre dois tipos de redes neurais (i.e. Multilayer Perceptron - MLP e Radial Basis Function - RBF) para estimar a velocidade horizontal do CM em intensidade baixa-moderada, alta e severa num protocolo incremental na técnica de crol utilizando variáveis fisiológicas e biomecânicas. Hipotetizou-se que ambos

os tipos de redes neurais utilizados modelariam e prediriam com pequeno erro o desempenho das intensidades estipuladas.

MÉTODOS

Declaração de ética

O Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade do Porto aprovou o estudo (CEFADE 172013) e todos procedimentos corresponderam aos requerimentos estipulados na Declaração de Helsinki. Nadadores e pais e/ou tutores (participantes abaixo de 18 anos) assinaram o termo de consentimento antes do experimento.

Participantes

Dez nadadores proficientes na técnica de crol (competidores a nível nacional a pelo menos 5 anos) participaram do estudo (Tabela 1). Nadadores, adotando seis batimentos de membros inferiores em cada ciclo de nado, foram informados quanto a proposta de estudo e restrições práticas antes dos testes e já haviam participado em experimentos semelhantes [9-10].

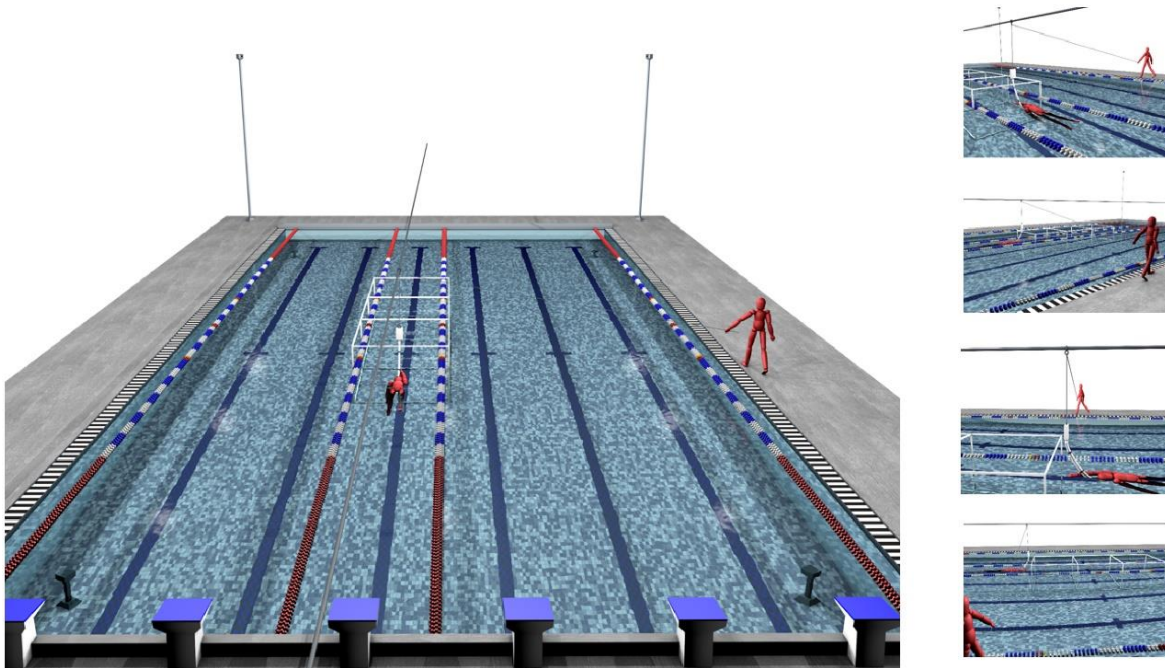
Tabela 1. Caracterização amostral individual e média do grupo de nadadores participantes com dados antropométricos e de desempenho.

Nadadores	Idade (anos)	Massa corporal (kg)	Estatura (m)	Envergadura (m)	% Recorde mundial nos 200 m crol (piscina curta)
1	17	68	1.77	1.80	82.2
2	24	73	1.82	1.83	81.4
3	22	78	1.92	1.92	80.3
4	19	73	1.78	1.80	80.8
5	20	75	1.84	1.85	81.2
6	21	74	1.89	1.90	78.2
7	21	74	1.72	1.75	83.1
8	16	77	1.87	1.89	80.5
9	20	72	1.82	1.84	81.2
10	19	69	1.72	1.75	82.8
Média	19.9	73.3	1.81	1.83	81.1
Desvio-padrão	4.31	4.72	0.06	0.07	2.71

Teste experimental

Os nadadores responderam um questionário sobre o respectivo desempenho na prova de 200 m crol e foram medidos para altura, massa corporal e envergadura. Um aquecimento de 20 min na técnica de nado crol a intensidade baixa-moderada foi realizado numa piscina de 25 m coberta em condições ambientais constantes [9]. Desde que o movimento da respiração influencia a magnitude do rolamento na técnica de crol [20], participantes foram orientados a nadar em apneia no espaço calibrado localizado ao meio da piscina [2]. Nadadores foram marcados com fitas pretas com pontos reflexivos nas seguintes marcas anatômicas (cf. Figura 1).

Figura 1. Definição dos pontos anatômicos utilizados na reconstrução do modelo tridimensional



Experimentos foram conduzidos entre 8 e 12 h e consistiram num protocolo incremental descontínuo na técnica de crol de 7 x 200 m (partida dentro da água e viragens abertas), com aumentos de $0.05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ na velocidade e intervalos de 30 s de descanso entre os patamares, até a exaustão voluntária para medir o $\dot{V}O_{2\text{máx}}$ [7,9,13]. A velocidade de cada patamar foi estipulada [21], sendo controlada através de um “pacer” visual (GBK-Pacer, GBK-electronics, Portugal) e o tempo de cada patamar sendo controlado com um cronómetro (Seiko, Japão).

Recolha e análise de dados fisiológicos

A troca dos gases respiratórios foi medida pelo analisador de gás (K4b2, Cosmed, Itália [9-10]) que foi conectado ao nadador por um snorkel respiratório e sistema de válvula (Aquatrainer; Cosmed, Italy [9,10-22]). Os analisadores de gases e o transdutor de volume da turbina foram calibrados, sendo também medidas a pressão, temperatura ambiente e humidade relativa [9,10,13]. Ao final de cada patamar de 200 m, a temperatura de ar expirado detectada na turbina foi medida com um termómetro (Kramer Med Inc., Italy). Frequência cardíaca foi aferida no intervalo de descanso e a cada 5 s do protocolo (Polar Vantage NV, Polar Electro Oy, Finlândia). Amostras de sangue capilar ($25 \mu\text{L}$) para análise de [La-] (Lactate Pro, Arkay Inc., Japan) foram recolhidas [9].

Os dados de $\dot{V}O_2$ recolhidos a cada respiração foram editados em duas etapas para excluir respirações errantes [23] e foram posteriormente analisados para cada um dos 7 patamares para categorização das intensidades através da determinação do LAn e $\dot{V}O_{2\text{máx}}$ [16,24].

A modelagem da curva de [La-] determinou o LAn [7,13,25]. Os critérios fisiológicos convencionais identificaram o $\dot{V}O_2 \text{ max}$ [26]. Os patamares correspondentes as intensidades baixa-moderada, alta e severa foram categorizados assumindo os valores de LAn e $\dot{V}O_2 \text{ max}$ como indicadores metabólicos [9].

Para analisar a cinética pulmonar do $\dot{V}O_2$, os dados de $\dot{V}O_2$ relativo ($\text{mL}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{min}^{-1}$) foram modelados através da função exponencial dupla para modelar separadamente a componente rápida (fase II) e lenta, (fase III) [27,28], Equação 1.

$$\dot{V}O_2(t) = \dot{V}O_{2b} + A_p \cdot (1 - e^{-(t - TD_p)/t_p}) + A_s \cdot (1 - e^{-(t - TD_s)/t_s}) \quad (1)$$

onde $\dot{V}O_{2b}$ ($\dot{V}O_2(t)$ basal), A_p , TD_p and t_p são a amplitude, atraso e constante temporal da componente rápida, respectivamente; e A_s , TD_s e t_s são parâmetros correspondentes a componente lenta.

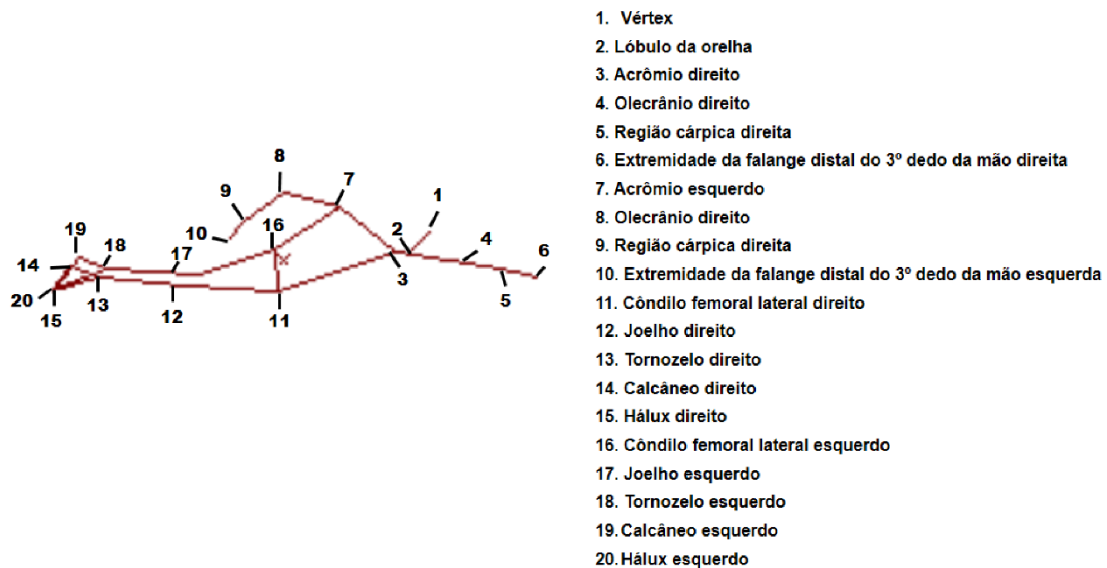
A resposta dos dados de $\dot{V}O_2$ foi ajustada através da regressão não linear dos mínimos quadrados (MatLab R2010, The Mathworks Inc., USA). Os parâmetros do modelo foram estimados pela função derivada [9].

O dispêndio energético total foi calculado pelos valores net de $\dot{V}O_2$ e [La-] (diferença entre o valor mais elevado ao final de cada patamar e o valor basal [29]).

Recolha e análise de dados biomecânicos

A técnica de crol foi estudada tridimensionalmente (3D [eixos horizontal (x), vertical (z) e lateral (y)]) durante o protocolo incremental através de imagens gravadas por duas câmeras de superfície e quatro subaquáticas (HDR CX 160E, Sony Electronics Inc., Japão), operando a 50 Hz com tempo de exposição de 1/250 s. O posicionamento das câmeras está descrito detalhadamente em de Jesus et al. [30]. Os nadadores foram monitorados quando passando num espaço pré-calibrado por um volume de calibração (Figura 2; cf. de Jesus et al. [30]). A sincronização das imagens foi obtida através de um par de ledes [30].

Figura 2. Prisma retangular utilizado como volume de calibração estático com 2000 x 2500 x 2000 mm (comprimento, altura e largura, respectivamente).



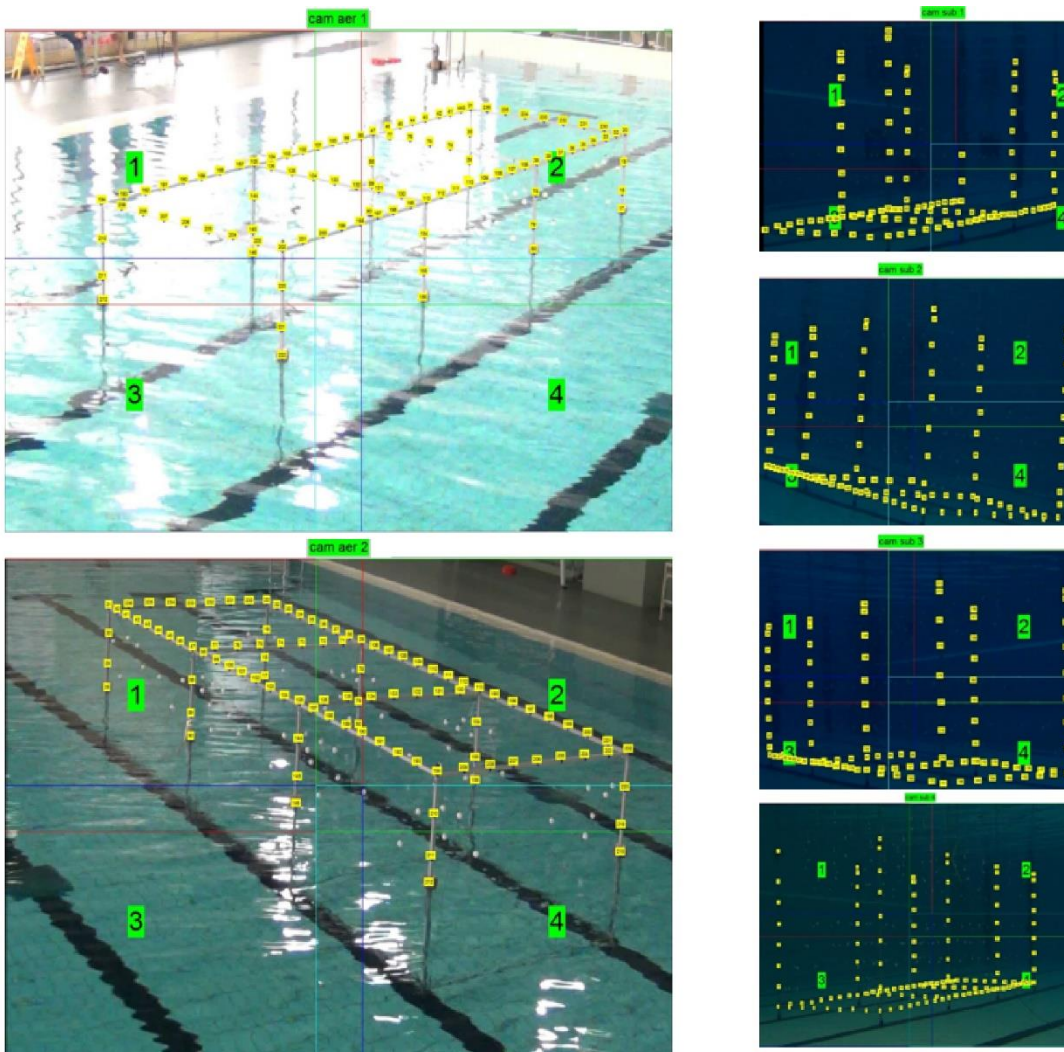
A cinemática de dois ciclos consecutivos de nado crol foi registrada durante o 1º e 7º parcial de cada 200 m do protocolo. Cada ciclo de nado foi definido conforme de Leva [31] com valores médios utilizados em subsequente análise estatística. Ariel Performance Analysis (Ariel Dynamics Inc., EUA) foi utilizado para digitalização dos pontos anatômicos separadamente para as vistas de superfície e subaquáticas, seguindo o modelo antropométrico previamente proposto [31]. Vinte e quatro pontos no volume de calibração foram digitalizados e o algoritmo de transformação linear direta foi utilizado para a obtenção de um único arquivo com as coordenadas do objeto no espaço 3D [32]. Os dados digitalizados foram suavizados e filtrados². Os erros de reconstrução foram calculados com 21 pontos de validação [2], sendo para cada eixo (x, y e z) respectivamente: (i) 2.96, 2.74, e 2.14 mm representando 0.10, 0.09 and 0.15% do espaço calibrado na superfície; e (ii) 4.11, 5.02 and 3.11 mm, representando 0.12, 0.16 and 0.24% do espaço calibrado subaquático. A técnica de crol foi dividida em quatro fases (i.e. entrada e agarre, puxada, empurre e recuperação) a partir da posição da 3ª falange distal nos eixos x e z relativa a uma referência externa e ao acrômio (para maiores detalhes ver [20,33]). A cinemática 3D da técnica de crol foi analisada de acordo com os parâmetros apresentados na Tabela 2.

Tabela 2. Parâmetros cinemáticos e respectiva definição.

Parâmetros	Definição
Cinemática geral do nado:	
Frequência de ciclo	Inverso do tempo para completar um ciclo de nado.
Comprimento de ciclo	Distância horizontal percorrida pelo CM do nadador em cada ciclo de nado.
Velocidade média	Velocidade média de deslocamento do CM em cada ciclo de nado.
Cinemática do CM:	
Flutuação intracíclica da velocidade horizontal do CM	Flutuação intracíclica da velocidade anterior-posterior do deslocamento do CM.
Flutuação intracíclica da velocidade vertical do CM	Flutuação intracíclica da velocidade vertical do deslocamento do CM.
Eficiência:	
Eficiência propulsiva	Calculada de acordo com a equação: $np = ((v \cdot 0.9) / 2\pi SF l) (2/\pi)$ sendo v a velocidade média do CM, SF a frequência do ciclo de nado, l a distância média entre o segmento do ombro a mão (medindo o comprimento do membro superior e o ângulo médio do cotovelo durante a fase de puxada do ciclo de nado). A equação foi adaptada para a contribuição dos membros inferiores de acordo com [36].
Cinemática segmentar e anatómica:	
Deslocamento horizontal posterior da mão direita e esquerda	Deslocamento horizontal mão desde o instante de entrada na água até o final da ação ascendente
Velocidade da mão direita e esquerda	Velocidade média horizontal do deslocamento da mão desde o instante de entrada na água até o final da ação ascendente.
Amplitude do pé direito e esquerdo	A diferença na coordenada do eixo vertical do hálux entre a posição mais ascendente e descendente da ação dos membros inferiores.
Velocidade do pé direito e esquerdo	A velocidade do pé direito e esquerdo durante o batimento descendente (entre a coordenada vertical mais ascendente e descendente do hálux) e ascendente de membros inferiores (entre a coordenada vertical mais descendente e ascendente do hálux).
Ângulo do cotovelo direito e esquerdo na fase de puxada e empurre do ciclo de braçada	A diferença entre o ângulo do cotovelo na posição média do ciclo de braçada e o início do deslocamento posterior da 3ª falange distal, e final do movimento mais posterior da 3ª falange distal e a posição média do ciclo de braçada, respectivamente.
Coordenação entre membros superiores:	
Índice de Coordenação	Tempo despendido entre as fases propulsivas de cada membro superior e expresso como a percentagem de duração total ciclo de nado [33]. Os três modos de coordenação foram definidos como: (i) <i>catch-up</i> ($IdC < 0\%$); (ii) oposição ($IdC = 0$); e (iii) sobreposição ($IdC > 0\%$).

A Figura 3 mostra o cenário de recolha de dados fisiológicos e biomecânicos.

Figura 3. Representação esquemática do *set-up* experimental de recolha de dados fisiológicos e cinemáticos tridimensionais.



Análise estatística

Assumindo os parâmetros fisiológicos e biomecânicos como variáveis de entrada, dois tipos de redes neurais foram implementados para estimar a velocidade horizontal do CM em intensidades de nado baixa-moderada a severa, nomeadamente MLP e RBF.

A rede neural MLP foi construída com a ferramenta padrão do Matlab (Matlab's Neural Networks Toolbox v.4.0.3, The Mathworks, Incorp., EUA). O método de Levenberg-Marquardt permite o treino supervisionado através da minimização da soma dos erros quadráticos entre os resultados alvo e aqueles obtidos pelo modelo. A rede neural do tipo

RBF foi treinada conforme o algoritmo descrito em Chen et al. [34]. Este trata-se de um procedimento de dois estágios, baseado na seleção dos centros Gaussianos das RBFs, dos pontos de entrada e a definição dos pesos dos resultados, usando o algoritmo Orthogonal Least Square.

MLP e RBF foram aplicados com 80-20% de separação dos dados para o procedimento de treino e estimação. Os modelos foram testados em 50 conjuntos de amostra divididas aleatoriamente entre treino ou validação de acordo com diferentes sementes de número aleatório. Depois do procedimento de tentativa e erro, estabeleceram-se os seguintes parâmetros para as simulações: (i) seis neurônios para o MLP e (ii) 0.003 como critério de tolerância para finalizar a inclusão de novos centros e a largura foi estabelecida igualmente entre todas as RBFs.

RESULTADOS

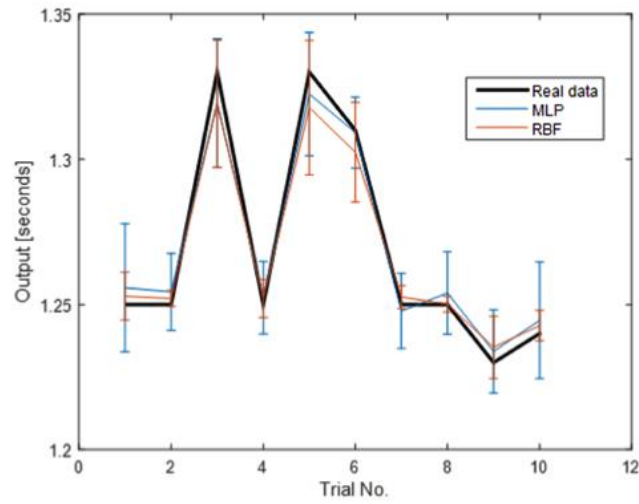
MLP e RBF modelaram e predisseram a velocidade horizontal do CM em intensidade baixa-moderada, alta e severa com erro médio percentual absoluto < 5% para a fase de validação (Tabela 3).

Tabela 3. Média \pm desvio-padrão do erro médio percentual absoluto nas fases de treino e validação, todos os dados e melhor validação para a intensidade de nado baixa-moderada, alta e severa pelas redes neurais (RN) *Multilayer Perceptron* (MLP) e *Radial Bases Function* (RBF).

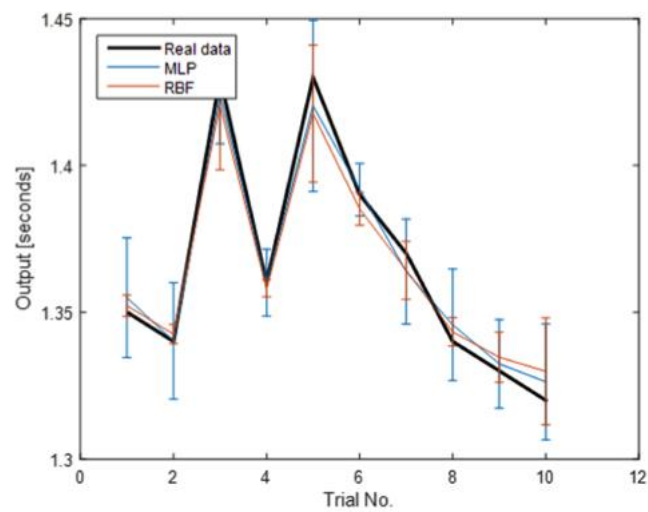
Intensidade	RN	Treino (%)	Validação (%)	Todos (%)	Melhor validação (%)
Baixa-moderada	MLP	5.51E-06 \pm 8.65E-06	2.43 \pm 1.44	0.49 \pm 0.29	0.13
	RBF	6.72E-02 \pm 4.54E-02	1.85 \pm 1.16	0.42 \pm 0.25	0.15
Alta	MLP	5.36E-06 \pm 8.56E-06	2.45 \pm 1.61	0.49 \pm 0.32	0.63
	RBF	1.28E-01 \pm 4.33E-02	1.82 \pm 0.92	0.47 \pm 0.17	0.46
Severa	MLP	4.70E-06 \pm 8.34E-06	3.89 \pm 1.78	0.78 \pm 0.36	0.51
	RBF	9.53E-02 \pm 6.23E-02	2.78 \pm 0.96	0.63 \pm 0.20	1.11

Os valores reais da velocidade do CM foram confrontados com o valor médio e desvio-padrão estimados pelo MLP e RBF para cada amostra. Através das predições médias, a Figura 2 evidencia que ambas redes neurais capturaram precisamente a velocidade horizontal do CM em intensidade baixa-moderada, alta e severa (Figura 4A, 4B e 4C, respectivamente) baseado nos dados fisiológicos e biomecânicos. As variâncias das predições foram similares para ambos modelos.

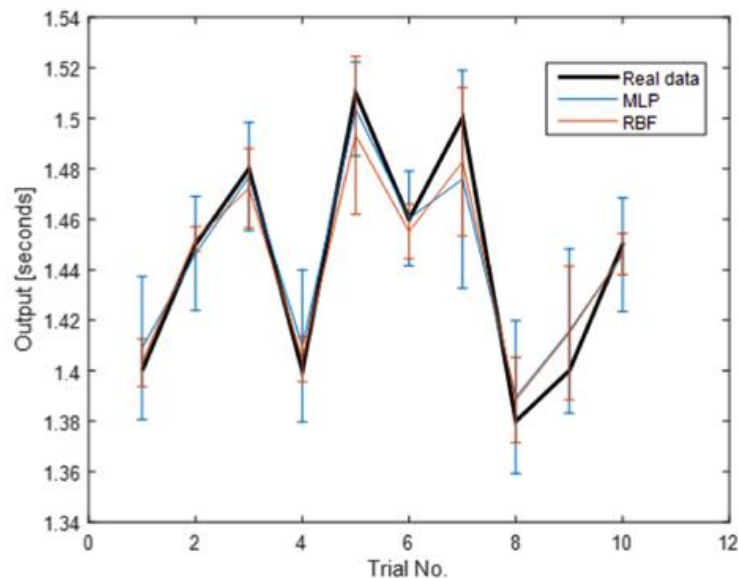
Figura 4. Velocidade horizontal real do CM (linha preta) e resultados previstos pelo modelo MLP (linha azul) e RBF (linha vermelha) para as três intensidades de nado estudadas: (A) baixa-moderada; (B) alta; e, (C) severa.



A)



B)



c)

DISCUSSÃO

A adaptação ao treino da natação pura é considerada um problema complexo não linear [3,18]. MLP e RBF mostraram-se apropriados para modelar e prever a velocidade horizontal do CM em intensidade baixa-moderada, alta e severa num protocolo tradicional incremental com variáveis de entrada fisiológicas e biomecânicas (erro médio percentual absoluto), corroborando a hipótese previamente estabelecida. Aspectos fisiológicos e biomecânicos devem ser combinados ao analisar informações obtidas a partir de determinados protocolos de monitoramentos de treino da natação pura [2,7,11].

A velocidade na natação tem sido apontada como dependente de fatores fisiológicos e biomecânicos [25], os quais foram incluídos como parâmetros de entrada em ambos tipos de redes neurais utilizadas. A seleção de variáveis essenciais para incluir nas redes neurais é um requerimento essencial para construir modelos de predição com alta acurácia [35]. As redes neurais resultam de aproximações dos sistemas dinâmicos e assumem que componentes do sistema, tão bem quanto suas associações alteram ao longo do tempo [3,18]. Erros de predição implicariam em bases imprecisas para a análise dos efeitos e tendências trazidas pelo treino, estrutura e preparação para competição e recomendações apropriadas para o treino continuado [11,21].

Embora sejam importantes os resultados apresentados no presente estudo, sabe-se que os eventos competitivos têm sido decididos por centésimos de segundo, implicando a redução severa de imprecisões na prescrição do treino. As redes neurais têm ganho ampla aceitação na captura e mapeamento de associações não lineares entre variáveis de entrada e

resultado, mas também apresenta certas limitações (e.g. natureza da caixa preta em representação de conhecimento [36]). Para resolver estes inconvenientes, pesquisadores têm sugerido a utilização combinada das redes neurais com outras técnicas de inteligência artificial (e.g. lógica fuzzy), sendo uma proposta para futuros estudos. Adicionalmente, a habilidade de generalização de ambas redes neurais implementadas foi apropriada na modelagem e predição da velocidade do CM durante o protocolo incremental. Contudo, estudos futuros deveriam testar ambas redes neurais com maior número de amostras [36] para ajuste mais genérico dos modelos durante o protocolo realizado na técnica de crol, mas também em amostras especializadas nas outras técnicas de nado, como a prova de 200 m estilos.

Os resultados observados no presente estudo indicam que MLP e RBF permitiram modelar e prever a velocidade horizontal do CM em intensidade baixa-moderada, alta e severa num protocolo de treino tradicional da natação pura utilizando parâmetros fisiológicos e biomecânicos. Próximos estudos darão atenção na extensão dos modelos implementados utilizando as redes neurais combinadas à lógica fuzzy, maximizando a predição do desempenho em testes incrementais na técnica de crol, mas também bruços, mariposa, costas e combinação das quatro técnicas

REFERÊNCIAS

- [1] Allen, S.V., Vandenbogaerde, T.J., Pyne, D.B., Hopkins, W.G. (2014). Predicting a nation's Olympic qualifying swimmers. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 10(4): 431-435.
- [2] Barbosa, T., de Jesus, K., Abraldes, J.A., Ribeiro, J., Figueiredo, P., Vilas-Boas, J.P., Fernandes, R.J. (2015). Effects of protocol step length on biomechanical measures in swimming. *International Journal of Sports Physiology and Performance* 10(2): 211-218.
- [3] Pfeiffer M, Hohmann A. (2012). Applications of neural networks in training science. *Human Movement Science*; 31(2): 344-359.
- [4] Psycharakis, S.G., Cooke, C.B., Paradisis, G.P., O'Hara, J., Phillips, G. (2008). Analysis of selected kinematic and physiological performance determinants during incremental testing in elite swimmers. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 22(3): 951-957.
- [5] Reis, J.F., Alves, F.B., Bruno, P.M., Vleck, V., Millet, G.P. (2012). Oxygen uptake kinetics and middle distance swimming performance. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 15(1): 58-63.
- [6] Rodríguez, F., Mader, A. (2010). Energy systems in swimming. In L. Seifert, D. Chollet, I. Mujika (eds.), *World Book of Swimming from Science to Performance*. Nova Science Publishers.
- [7] Figueiredo, P., Morais, P., Vilas-Boas, J.P., Fernandes, R.J. (2013a). Changes in arm coordination and stroke parameters on transition through the lactate threshold. *European Journal of Applied Physiology*, 113(8): 1957-1964.
- [8] Komar, J., Leprêtre, P.M., Alberty, J., Vantorre, J., Fernandes, R.J., Hellard, P., Chollet, D., Seifert, L. (2012). Effect of increasing energy cost on arm coordination in elite sprint swimmers. *Human Movement Science*, 31(3): 620-629.

- [9] de Jesus, K., Sousa, A., de Jesus, K., Medeiros, A.I., Gonçalves, P., Figueiredo, P., Fernandes, R.J., Vilas-Boas, J.P. (2015a). The effects of intensity on $\dot{V}O_2$ kinetics during incremental free swimming. *Applied Physiology Nutrition, and Metabolism*, 40(9): 918-923.
- [10] Sousa, A.C., Vilas-Boas, J.P., Fernandes, R.J. (2014). $\dot{V}O_2$ kinetics and metabolic contributions whilst swimming at 95, 100, and 105% of the velocity at $\dot{V}O_{2max}$. *BioMed Research International*, 2014: 675363.
- [11] Smith, D.J., Norris, S.R., Hogg, J.M. (2002). Performance evaluation of swimmers. *Sports Medicine*, 32(9): 539-554.
- [12] Robergs, R.A. (2014). A critical review of the history of Low- to Moderate-Intensity steady-state VO_2 kinetics. *Sports Medicine*, 44(5): 641-653.
- [13] Fernandes, R.J., Sousa, M., Machado, L., Vilas-Boas, J.P. (2011). Step length and individual anaerobic threshold assessment in swimming. *International Journal of Sports Medicine*, 32(12): 940-946.
- [14] Carter, H., Jones, A.M., Barstow, T.J., Burnley, M., Williams, C.A., Doust, J. (2000). Oxygen uptake kinetics in treadmill running and cycle ergometry: a comparison. *Journal of Applied Physiology*, 89(3): 899-907.
- [15] Özyener, F., Rossiter, H., Ward, S., Whipp, B. (2001). Influence of exercise intensity on the on and off - transient kinetics of pulmonary oxygen uptake in humans. *Journal of Physiology*, 533 (pt 3) 533: 891-902.
- [16] Burnley, M., Jones, A.M. (2007). Oxygen uptake kinetics as a determinant of sports performance. *European Journal of Sport Science*, 7(2): 63-79.
- [17] Rodríguez, F.A., Keskinen, O., Malvela, M., Keskinen, O. (2003). Oxygen uptake kinetics during free swimming: a pilot study. In J-C. Chatard (ed.), *IX Biomechanics and Medicine in Swimming*, Saint Etienne, 379-384.
- [18] Edelmann-Nusser, J., Hohmann, A., Henneberg, B. (2002). Modeling and prediction of competitive performance in swimming upon neural networks. *European Journal of Sport Science*, 2(2): 1-10
- [19] Ayala, H.V.H., da Cruz, L.F., Coelho, L.S., Freire, R.Z. (2014). Swim velocity profile identification through a dynamic self-adaptative multiobjective harmonic search and RBF neural networks. In: Verleysen M (ed.). *European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*, 637-642.
- [20] McCabe, C.B., Sanders, R.H. (2012). Kinematic differences between front crawl sprint and distance swimmers at distance pace. *Journal of Sports Sciences*, 30(6): 601-608.
- [21] Fernandes, R.J., de Jesus, K., Baldari, C., de Jesus, K., Sousa, A.C., Vilas-Boas, J.P., Guidetti, L. 2012. Different VO_{2max} time-averaging intervals in swimming. *Int. J. Sports. Med.* 33(12): 1010-1015.
- [22] Baldari, C., Fernandes, R.J., Meucci, M., Ribeiro, J., Vilas-Boas, J.P., Guidetti, L. (2013). Is the new Aqua Trainer® snorkel valid for VO_2 assessment in swimming? *International Journal of Sports Medicine*, 34(4): 336-344.
- [23] de Jesus, K., Guidetti, L., de Jesus, K., Vilas-Boas, J.P., Baldari, C., Fernandes, R.J. (2014). Which are the best sampling intervals to characterize low to severe swimming intensities? *International Journal of Sports and Medicine*, 35(12): 1030-1036.
- [24] Poole, D.C., Jones, A.M. (2012). Oxygen uptake kinetics. *Comprehensive Physiology*, 2(2): 933-996.

- [25] Figueiredo, P., Pendergast, D.R., Vilas-Boas, J.P., Fernandes, R.J. (2013b). Interplay of biomechanical, energetic, coordinative, and muscular factors in a 200 m front crawl swim. *Biomed Research International*, 2013: 897232.
- [26] Poole, D.C., Wilkerson, D.P., Jones, A.M. (2008). Validity of physiological criteria for establishing maximal O₂ uptake during ramping exercise tests. *European Journal of Applied Physiology*, 102(4): 403-410.
- [27] Barstow, T.J., Molé, P.A. (1985). Simulation of pulmonary O₂ uptake during exercise transients in humans. *Journal of Applied Physiology*, 63(6): 2253-2261.
- [28] Rossiter, H.B. (2011). Exercise: kinetic considerations for gas exchange. *Comprehensive Physiology*, 1(1): 203-244.
- [29] Sousa, A., Figueiredo, P., Zamparo, P., Vilas-Boas, J.P., Fernandes, R.J. (2013). Anaerobic alactic energy assessment in middle distance swimming. *European Journal of Sport Science*, 113(8): 2153-2158.
- [30] de Jesus, K., de Jesus, K., Figueiredo, P., Vilas-Boas, J.P., Fernandes, R.J., Machado, R.J. (2015). Reconstruction accuracy assessment of surface and underwater 3D motion analysis: a new approach. *Computational Mathematical Methods in Medicine*, 2015: 269264.
- [31] de Leva, P. (1996). Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov's segment inertia parameters. *Journal of Biomechanics*, 29(9): 1223-1230.
- [32] Puel, F., Molier, J., Avalos, M., Mesnard, M., Cid, M., Hellard, P. (2012). 3D kinematics and dynamic analysis of the front crawl tumble turn in elite swimmers. *Journal of Biomechanics*, 45(3): 510-515.
- [33] Chollet, D., Chalies, S., Chatard, J.C. (2000). A new index of coordination from the crawl: description and usefulness. *International Journal of Sports Medicine*, 21(1): 54-59.
- [34] Chen, S., Cowan, C.N., Grant, P.M. (1991) Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2(2): 302-309.
- [35] Leondes, T.C. (2002). Neural networks and expert systems. In: *Intelligent systems: Technology and Applications*. Edited by C.T. Leondes. CRPress, USA. pp.II-45.
- [36] Zamparo, P., Pendergast, D.R., Mollendorf, J., Termin, A., & Minetti, A.E. (2005). An energy balance of front crawl. *European Journal of Applied Physiology*, 94(1-2), 134-144.