

Utilização da lógica fuzzy na determinação da intensidade do exercício aeróbico

Use of fuzzy logic in determining the intensity of aerobic exercise

El uso de la lógica difusa en la determinación de la intensidad del ejercicio aeróbico

Evaldo Rui Tavares Santos Júnior | coach.evaldo.junior@hotmail.com

Universidade Estácio de Sá, Programa de Pós-graduação em Musculação e Treinamento de Força. Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

Tony Meireles Santos | tonyms@prohealth.com.br

Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Ciências da Saúde, Departamento de Educação Física. Recife, PE, Brasil.

Antônio Carlos de Abreu Mól | mol@ien.gov.br

Comissão Nacional de Energia Nuclear, Instituto de Engenharia Nuclear. Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

Centro Universitário Carioca – UNICARIOCA; Núcleo de Computação Aplicada. Rio de Janeiro, RJ, Brasil

Resumo

Considerando que as diretrizes de prescrição do treinamento aeróbio são gerais, alguns autores propuseram modelos que aumentem a precisão da prescrição. A lógica nebulosa tem sido utilizada para solução de problemas na área da saúde e sua utilização poderia melhorar o processo decisório sobre a intensidade com que cada indivíduo deverá se exercitar. O objetivo deste estudo é propor um modelo para determinação da intensidade do exercício aeróbio através da lógica nebulosa. Os conjuntos nebulosos foram moldados através de cinco variáveis de entrada, tendo como única variável de saída a intensidade do exercício. A partir desses conjuntos, foi desenvolvida uma matriz composta por 40 regras posteriormente incluídas no software MATLAB. A inferência e a defuzzificação foram trabalhadas segundo os métodos de Mamdani e centro de área, respectivamente. O modelo desenvolvido é um aperfeiçoamento dos existentes na literatura e mostrou-se promissor como estratégia de apoio à tomada de decisão para prescrição do treinamento aeróbio.

Palavras-chave: Lógica fuzzy; Inteligência artificial; Técnicas de apoio para a decisão; Prescrição eletrônica; Informática em saúde; Exercício aeróbico; Prescrição/exercício.

Abstract

Since the prescribing guidelines of aerobic training are general, some authors have proposed models that provide an increase in the accuracy of the prescription. Fuzzy logic has been used to solve problems in the field of health and the use of this technique of artificial intelligence in exercise prescription could improve decision-making about the degree of intensity with which each individual must exercise himself. The objective of the present study is to propose a model for determining the intensity of aerobic exercise through a strategy of artificial intelligence (fuzzy logic). Fuzzy sets were shaped through five input variables having as output variable the intensity of the exercise. From these sets it was developed a matrix composed of 40 rules and subsequently these rules were included in the MATLAB software. The inference and the defuzzification were worked according to the methods of Mamdani and the center of area, respectively. The developed model is a refinement of those existing in the literature about the subject and proved to be a promising strategy giving support to the decision-making for the prescription of aerobic activities.

Keywords: Fuzzy logic; Artificial intelligence; Decision support techniques; Electronic prescription; Health informatics; Aerobic exercise; Prescription/exercise.

Resumen

Teniendo en cuenta que las directrices de prescripción de entrenamiento aeróbico son generales, algunos autores han propuesto modelos para aumentar la precisión de la prescripción. La lógica difusa es utilizada con frecuencia para resolver problemas en el cuidado de la salud y su uso podría mejorar la toma de decisiones de la intensidad con la cual cada individuo debe practicar el ejercicio. El objetivo de este estudio es proponer un modelo para determinar la intensidad del ejercicio aeróbico a través de la lógica difusa. Los conjuntos difusos se formaron a través de cinco variables de entrada, y la única variable de salida es la intensidad del ejercicio. A partir de los conjuntos se ha desarrollado una matriz de 40 reglas más tarde incluidas en el software MATLAB. La inferencia y la defuzzyficación fueron elaboradas utilizando los métodos de Mamdani y el del centroide, respectivamente. El modelo es una mejora del modelo actual y se reveló prometedor como una estrategia de apoyo a la toma de decisiones para prescribir el entrenamiento aeróbico.

Palabras clave: Lógica difusa; Inteligencia artificial; Técnicas de apoyo para la decisión; Prescripción electrónica; Informática en la salud; Ejercicio aeróbico; Prescripción/ejercicio.

INFORMAÇÕES DO ARTIGO

Contribuição dos autores:

Concepção e desenho do estudo: Evaldo Santos Júnior, Tony Santos e Antônio Mól

Aquisição, análise ou interpretação dos dados: Evaldo Santos Júnior

Redação do manuscrito: Evaldo Santos Júnior

Revisão crítica do conteúdo intelectual: Evaldo Santos Júnior, Tony Santos e Antônio Mól

Análise estatística: Evaldo Santos Júnior e Antônio Mól

Declaração de conflito de interesses: Os autores declaram que não há quaisquer conflitos de interesse.

Fontes de financiamento: Não houve.

Agradecimento/Contribuições adicionais: À Dra. Ana Paula Legey por suas importantes revisões e sugestões.

Histórico do artigo: Submetido: 13.12.2013 | Aceito: 21.05.2015 | Publicado: 30.jun.2015

Licença: CC BY-NC atribuição não comercial. Com essa licença é permitido acessar, baixar (download), copiar, imprimir, compartilhar, reutilizar e distribuir os artigos, desde que para uso não comercial e com a citação da fonte, conferindo os devidos créditos de autoria e menção à Reciiis. Nesses casos, nenhuma permissão é necessária por parte dos autores ou dos editores

Introdução

O exercício aeróbio é uma modalidade de treinamento que envolve grandes grupamentos musculares e é realizado de forma cíclica¹. Tem sido amplamente utilizado com propósitos de melhora do condicionamento físico, melhora do perfil lipídico, controle ponderal², tratamento de fibromialgia³, depressão, hipertensão arterial, melhora da tolerância à glicose, densidade mineral óssea e qualidade de vida⁶.

Uma importante questão em relação a essa modalidade de treinamento é a determinação da intensidade com que o indivíduo deverá se exercitar. Considerando que as últimas diretrizes de prescrição de exercícios aeróbios são gerais¹, alguns autores têm se dedicado nos últimos anos a elaborar estratégias que aumentem a precisão das variáveis de prescrição do treinamento.

Duas estratégias têm sido estudadas nos últimos anos⁸: uma delas, a do ACSM¹, fundamenta-se basicamente em enquadrar um indivíduo em um dos cinco níveis de hábitos de atividade física (sedentário, mínimo de atividade física, esporádica atividade física, habitual atividade física e altos níveis de atividade física) e identificar o ponto médio correspondente à zona de intensidade sugerida para cada nível¹. Outra estratégia foi proposta por Santos et al., na qual se utiliza o nível de condicionamento cardiorrespiratório do indivíduo (expresso em $VO_{2máx}$) para determinar as variáveis de prescrição através de equações de regressão⁷.

A inteligência artificial, particularmente a lógica nebulosa, busca incorporar em sistemas computacionais a forma como o ser humano toma decisões⁹. Nos últimos anos, vários estudos têm utilizado essa estratégia para solução de problemas na área da saúde¹⁰⁻¹⁴.

A lógica nebulosa (LN) foi proposta por Lotfi Zadeh, em 1965, e foi desenvolvida para lidar com problemas em que há incerteza sobre se um elemento é parte de um determinado conjunto, o que torna possível lidar com o conceito de verdades parciais e conjuntos linguísticos¹³. Confrontando a lógica binária, considerada limitada e não compatível com a realidade humana, a LN propôs o uso do grau de pertinência, permitindo que um elemento pertença parcialmente a um conjunto. Seu processo decisório se baseia em variáveis linguísticas que simulam e replicam elementos do pensamento humano, permitindo a utilização de termos como mais alto, mais frio, melhor; ou vagos, tais como alto, baixo, bom¹⁵.

A utilização dessa técnica na prescrição do exercício poderá melhorar o processo decisório sobre a intensidade com que cada indivíduo deverá se exercitar. Neste sentido, o objetivo do presente estudo é propor um modelo para determinação da intensidade do exercício aeróbio através da lógica nebulosa.

Fundamentação teórica

Para melhor compreensão do desenvolvimento do modelo proposto no presente trabalho, é importante o conhecimento das etapas do raciocínio da LN:

Escolha das variáveis de entrada

Após escolher o tema que será estudado, a primeira etapa no raciocínio da LN é a escolha e ordenação das variáveis de entrada. Feito isso, o próximo passo é transformá-las em variáveis numéricas, para que possam ser incluídas nos conjuntos de pertinência¹¹.

Determinação das variáveis linguísticas

Os termos linguísticos são usados para expressar conceitos e conhecimentos no cotidiano da comunicação humana¹⁶. Por exemplo, se diz que “o dia está muito quente” ou que “tal pessoa é idosa”. A variável linguística é considerada uma variável cujo valor é expresso de forma qualitativa por um termo (que fornece um conceito à variável) e quantitativa por uma função de pertinência¹⁶. Uma variável linguística é caracterizada por $\{n, T, X, m(t)\}$ em que n é o nome da variável (por exemplo, idade ou temperatura), T é o conjunto de termos linguísticos de n (por exemplo, jovem, velho, alto, baixo, quente e frio), X é o domínio (Universo) de valores de n sobre o qual o significado do termo linguístico é determinado (criança pode ser um conjunto entre 0 e 10 anos) e $m(t)$ é uma função semântica que assinala para cada termo linguístico $t \in T$ o seu significado, que é um conjunto nebuloso em X (ou seja: $m: T \rightarrow (X)$ em que (X) é o espaço dos conjuntos nebulosos¹⁶.

n = idade

T = criança

X = criança é um conjunto nebuloso que compreende valores de 0 a 10

$m(t)$ = é uma função semântica que traduz o quanto uma criança de 7 anos pertence ao conjunto nebuloso *criança*.

Fuzzyficação

Os conjuntos nebulosos são definidos por suas funções de pertinência, que localizam o dado estudado dentro do conjunto a que o mesmo pertence, fornecendo a ele um grau de pertinência, e a transição de um conjunto para outro é feita de forma suave¹⁷. Pertinência é uma relação que estabelece o vínculo de cada elemento a um conjunto. Em um conjunto definido A , a pertinência de um elemento x se descreve mediante a função característica $\mu_A(x)$ em que:

$\mu_A(x) = 1$, indica que x está completamente incluído no conjunto A

$\mu_A(x) = 0$, indica que x é completamente excluído no conjunto A

$0 < \mu_A(x) < 1$, indica que x é parcialmente compatível com conjunto A com grau $\mu_{A(x)}$.

Logo, a função de pertinência associa a cada elemento x pertencente a A um número real $\mu_{A(x)}$ no intervalo $[0,1]$, que representa o grau de pertinência do elemento x ao conjunto A , isto é, quanto é possível o elemento x pertencer ao conjunto A ¹⁸. Outro conceito importante é a definição dos valores do *núcleo* (valores com total pertinência no conjunto) e dos valores de *suporte* do conjunto (valores intermediários). Para os dados intermediários utilizam-se graus de pertinência. O grau de pertinência é determinado pelo autor, e o resultado deve ter coerência na compreensão das regras¹¹.

Criação das regras

As regras, que representam o conhecimento e experiência de um especialista, têm o objetivo de descrever situações específicas cuja inferência conduz ao resultado¹⁸. Elas são basicamente compostas de duas partes principais:

SE *situação* ENTÃO *ação*

A parte SE da regra descreve a *situação* para a qual ela é designada e a parte ENTÃO descreve a *ação* do sistema nebuloso nesta situação. A *situação* compõe um conjunto de condições que, quando satisfeitas, determinam o processamento da *ação*; a parte ENTÃO da regra, através de um mecanismo de inferência nebulosa, dispara uma regra. Sendo assim, a *ação* compõe um conjunto

de diagnósticos que são gerados com o acionamento da regra e, após processados em conjunto, geram uma resposta quantitativa para cada variável de saída do sistema¹⁸.

Inferência (Sistema de Mamdani)

O modelo de processamento definido para o sistema de conhecimento nebuloso depende basicamente da forma de armazenamento de informações escolhidas, ou seja, das propriedades sintáticas definidas¹⁸. O método Mamdani, criado na Inglaterra pelo professor Ebrahim Mamdani, em 1975, serviu por muitos anos de padrão para a utilização dos conceitos da lógica nebulosa em processamento de conhecimento¹⁸.

No modelo de inferência nebulosa de Mamdani, utilizam-se as operações de união e interseção entre conjuntos, da mesma forma que Zadeh sugeriu na década de 1960, por meio de operadores de máximo e mínimo, respectivamente¹⁹.

O método Mamdani possui módulos de interface que transformam as variáveis de entrada (baseadas em grandezas numéricas) em conjuntos nebulosos equivalentes e, posteriormente, as variáveis nebulosas geradas são transformadas em variáveis numéricas proporcionais, adequadas para os sistemas de atuação existentes¹⁸.

Defuzzyficação

A defuzzyficação é um procedimento que objetiva interpretar a distribuição de possibilidades de saída de um modelo linguístico nebuloso de forma quantitativa. Esse procedimento fornece um valor numérico representativo que captura o significado essencial dessa distribuição de possibilidades¹⁶. Em outras palavras, o processo de *defuzzyficação* consiste na transformação de uma informação qualitativa em uma informação quantitativa.

Entre as diversas técnicas para realizar esse processo, a mais comumente utilizada é o método do centro de área (também conhecido como método do centro de gravidade ou do centroide)¹⁶.

No método do centro de área (CA), a saída é o valor que corresponde ao centro de gravidade do conjunto nebuloso de saída, um procedimento similar ao usado para calcular o centro de gravidade em física¹⁶. Um ponto centroide sobre o eixo dos X's é determinado para cada função de pertinência e, em seguida, essas funções são limitadas em altura pela força da regra aplicada, e as áreas das funções de pertinência são calculadas. A *defuzzyficação* consiste na média ponderada dos pontos centroides do eixo dos X's e as áreas calculadas¹⁶.

Métodos

Escolha das variáveis

Foram escolhidas cinco variáveis relacionadas à prescrição de exercícios aeróbios, que podem ser coletadas numa anamnese realizada antes de uma prescrição ou em uma avaliação física. São elas:

Frequência semanal e tempo disponível para o treinamento: essas duas variáveis se relacionam para determinação da intensidade e possuem uma relação de proporção inversa com a mesma. Por isso, foram alocadas no mesmo item para serem justificadas. De acordo com o ACSM¹, se existe uma maior disponibilidade para o treinamento (por exemplo, 30 minutos por dia, cinco vezes na semana), a prescrição pode ser feita em zonas moderadas de intensidade (entre 40 e 60% do VO₂R ou da FCR). No entanto, se a disponibilidade for menor (por exemplo, três vezes na semana, entre 20 e 25 minutos por sessão), é necessário que o exercício seja realizado vigorosamente (intensidades maiores que 60% do VO₂R ou da FCR).

Excesso de peso: para pessoas obesas ou acima do peso, uma perda de 5 a 10% da massa corporal fornece benefícios significativos para a saúde e, para que isso aconteça, o gasto energético deve superar o consumo de energia¹. Para promover ou manter a perda de peso, são recomendados 50 a 60 minutos por dia, totalizando 300 minutos semanais com intensidades moderadas ou 150 minutos com intensidades vigorosas. Essa quantidade maior de exercício é organizada para que se atinja uma meta calórica semanal de pelo menos 2000 kcal¹. No presente modelo, essa variável será obtida na anamnese, quando o indivíduo dirá quantos quilogramas deseja eliminar. Em seguida, esse valor será transformado em percentual de excesso de peso.

Fatores relacionados à adesão ao exercício: para pontuar essa variável, foram elaboradas sete perguntas fechadas que se relacionam com a adesão e possuem ligação com a intensidade do exercício²⁰⁻²². A tabela 1 apresenta as perguntas e suas respectivas pontuações:

Tabela 1 - Perguntas, respostas e pontuações da variável adesão

Perguntas	Respostas e pontuações		
Gosta de realizar treinos intensos?	Sim (1 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (0 ponto)
Gosta de realizar treinamento aeróbio?	Sim (1 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (0 ponto)
Está se sentindo motivado(a) para treinar?	Sim (1 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (0 ponto)
Está se sentindo cansado(a)?	Sim (0 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (1 ponto)
Está sentindo dores musculares ou articulares?	Sim (0 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (1 ponto)
Está indisposto(a) ou com preguiça?	Sim (0 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (1 ponto)
O treino de ontem foi intenso?	Sim (0 ponto)	Mais ou menos (0,5 ponto)	Não (1 ponto)

Fonte: Elaborada pelos autores.

Nível de condicionamento: O nível de condicionamento será expresso em $VO_{2m\acute{a}x}$, que é considerado um parâmetro fisiológico que permite avaliar a capacidade funcional do sistema cardiorrespiratório e o nível de condicionamento de um indivíduo²³, também utilizado para prescrição. O nível de condicionamento tem uma relação com a intensidade do exercício: indivíduos com maior aptidão devem treinar com intensidades mais altas¹. No presente modelo, sugere-se a utilização de cálculos de predição da aptidão cardiorrespiratória sem a utilização de testes físicos, por ser considerada uma alternativa simples, viável e poderem ser coletadas em uma anamnese²⁵. No entanto, o modelo também permite a utilização do valor do $VO_{2m\acute{a}x}$, coletado através de um teste ergoespirométrico.

Fuzzyficação

Os valores mínimos e máximos de cada variável de entrada foram os seguintes: frequência semanal (entre uma e sete vezes na semana); tempo disponível (entre 20 e 90 minutos); excesso de peso (entre 0 e 40%); adesão (entre 0 e sete pontos) e condicionamento (variando entre 16 e 80 $\text{ml} \times \text{kg}^{-1} \times \text{min}^{-1}$).

Esses valores foram organizados e fuzzyficados em três níveis nas quatro primeiras variáveis, e em cinco níveis na última variável, como se pode observar abaixo:

Variável frequência semanal: baixa / moderada/ alta.

Variável tempo disponível: pouco/ médio / muito.

Variável excesso de peso: pouco / moderado / muito.

Variável adesão: baixa / moderada / alta.

Variável condicionamento: baixo / baixo a médio / médio/ médio a alto / alto.

A variável de saída possuiu o valor mínimo de 30%, máximo de 90% e foi dividida e *fuzzyficada* em cinco níveis:

Variável intensidade: baixa / baixa a média / média / média a alta/ alta.

Criação das regras

A matriz de regras foi construída contando com um total de 40 regras, todas criadas com base na literatura especializada e, posteriormente, inseridas no software MATLAB versão 7.6.0 (MathWorks Inc.).

Exemplos de regra:

1. **SE** condicionamento é baixo/med., **ENTÃO** intensidade é baixa/med.
2. **SE** condicionamento é baixo, **ENTÃO** intensidade é baixa.
3. **SE** tempo disponível é muito **E** condicionamento é alto, **ENTÃO** intensidade é med./alta.
4. **SE** tempo disponível é muito **E** condicionamento é med./alto, **ENTÃO** intensidade é média.
5. **SE** frequência é baixa **E** condicionamento é med./alto, **ENTÃO** intensidade é alta.
6. **SE** frequência é baixa **E** condicionamento é médio, **ENTÃO** intensidade é med./alta.

Inferência das regras e defuzzyficação

Para inferência, foi utilizado o método de Mamdani, e para defuzzyficação foi escolhido o método do centro da área (CA).

Resultados

A tabela 2 mostra como foram organizados os intervalos para construção dos conjuntos de entrada e o conjunto de saída.

Tabela 2 - Variáveis de entrada e saída para construção dos conjuntos nebulosos

Variáveis de entrada	Conjuntos	Tipo geométrico	Intervalo
Frequência	Baixa	Trapézio	(0 0 2 4)
	Moderada	Triângulo	(2 4 6)
	Alta	Trapézio	(4 6 7 7)
Tempo disponível	Pouco	Triângulo	(20 20 40)
	Médio	Triângulo	(30 40 50)
	Muito	Trapézio	(40 60 90 90)
Excesso de peso	Pouco	Triângulo	(0 0 15)
	Moderado	Triângulo	(5 15 30)
	Muito	Trapézio	(15 30 40 40)
Adesão	Baixa	Triângulo	(0 0 3.5)
	Moderada	Triângulo	(0 3.5 7)
	Alta	Triângulo	(3.5 7 7)
Condicionamento	Baixo	Trapézio	(16 16 20.5 29.5)
	Baixo/médio	Triângulo	(20.5 29.5 38.5)
	Médio	Triângulo	(29.5 38.5 47.5)
	Médio/alto	Triângulo	(38.5 47.5 56.5 56.5)
	Alto	Trapézio	(47.5 56.5 80 80)
Variável de saída Intensidade	Baixa	Trapézio	(30 30 37.5 47.5)
	Baixa/média	Triângulo	(37.5 47.5 62.5)
	Média	Triângulo	(47.5 62.5 72.5)
	Média/alta	Triângulo	(62.5 72.5 85)
	Alta	Trapézio	(72.5 85 90 90)

Fonte: Elaborada pelos autores.

A tabela 3 mostra a intensidade gerada pelo modelo criado no presente trabalho em 10 casos criados aleatoriamente.

Tabela 3 - 10 casos criados aleatoriamente com a intensidade gerada pelo modelo

Casos	Frequência	Tempo	Excesso de peso	Adesão	Condicionamento	INTENSIDADE
1	6	28'	26%	7	59	78,7%
2	2	26'	29%	7	20	42,7%
3	5	40'	17%	1	41	62,6%
4	6	23'	21%	5	59	78,7%
5	1	44'	3%	2,5	22	45%
6	6	48'	28%	6	61	78,7%
7	6	57'	33%	3,5	47	66%
8	2	54'	35%	4,5	17	42,7%
9	2	58'	13%	4,5	33	59,6%
10	2	41'	25%	3,5	35	62,4%

Fonte: Elaborada pelos autores.

A figura 2 mostra como foi gerada a intensidade do caso 7 no modelo desenvolvido, em uma situação na qual o indivíduo treinará seis vezes por semana, terá disponível 57 minutos por dia de treino, tem 33% de excesso de peso, na pontuação da adesão atingiu 3,5 pontos e tem o $VO_{2máx}$ de $47 \text{ ml} \times \text{kg}^{-1} \times \text{min}^{-1}$. Neste caso, a intensidade de treino sugerida foi de 66% da FCR ou do VO_{2R} .

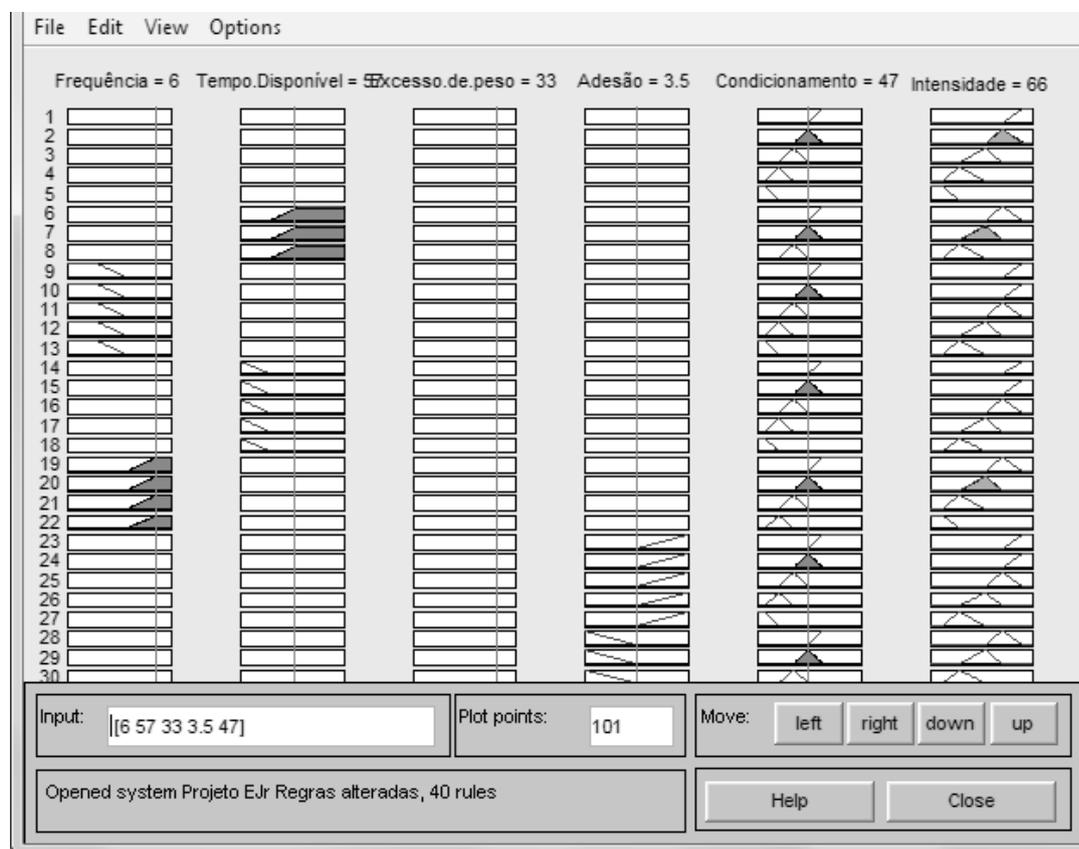


Figura 2: Intensidade gerada para um dos exemplos gerados.
 Fonte: Elaborada pelos autores, com base na inserção no MATLAB do valor das variáveis do caso 7.

Discussão

O presente estudo objetivou propor um modelo para a determinação da intensidade do exercício aeróbio. Poucas são as estratégias disponíveis na literatura com esse fim. Oliveira *et al.*⁸ compararam as respostas fisiológicas e afetivas de dois modelos de prescrição aeróbia – o modelo de intensidade pelo nível de atividade física (INAF)¹ e o modelo de intensidade pelo $VO_{2máx}$ ($IVO_{2máx}$)⁷ –, mostrando superioridade do segundo em relação ao primeiro.

Alguns autores têm utilizado as respostas afetivas para determinar o prazer envolvido no exercício físico²⁶, e a monitoração dessas respostas está associada com a sua possível implicação na adesão ao mesmo²⁷. Em geral, intensidades altas ou muito baixas são acompanhadas por respostas afetivas negativas e, como consequência, podem possuir implicações negativas na adesão, dos praticantes, a programas de atividades físicas. Já atividades com intensidade moderada parecem promover melhores respostas afetivas e possível adesão à prática.

Uma característica do modelo INAF é a baixa sensibilidade para determinar o nível de condicionamento do indivíduo e sua consequente limitação nas intensidades que seriam sugeridas para o treino. Como considera apenas cinco níveis de condicionamento (sedentário, mínimo de atividade física, esporádica atividade física, habitual atividade física e altos níveis de atividade física), as intensidades possíveis seriam apenas 37.5%, 47.5%, 62.5%, 72.5% e 77.5%, respectivamente.

O modelo $IVO_{2máx}$ ⁷ possui uma sensibilidade maior, já que utiliza o nível de condicionamento cardiorrespiratório do indivíduo (expresso em $VO_{2máx}$) para determinar as variáveis de prescrição (intensidade, frequência semanal e duração da sessão) através de equações de regressão. A limitação desse modelo é que nem sempre o indivíduo terá a disponibilidade de tempo para cumprir as recomendações sugeridas.

Considerando as limitações dos modelos supracitados, a estratégia proposta no presente trabalho buscou aperfeiçoar o modelo $IVO_{2máx}$ ⁷, já que leva em consideração, além do $VO_{2máx}$, outros fatores que interferem na prescrição, como explicado anteriormente. Além disso, o profissional deve avaliar a necessidade de aumentar ou diminuir a frequência semanal ou o tempo por sessão nas rotinas de treino do indivíduo, dependendo do seu nível de condicionamento e de seus objetivos.

Conclusão

O modelo desenvolvido mostrou-se promissor como estratégia de apoio à tomada de decisão para prescrição do treinamento aeróbio, ou seja, pode aumentar a precisão das prescrições elaboradas.

A inteligência artificial foi concebida; no entanto, outros estudos devem ser conduzidos para validar o modelo proposto neste estudo e testar os outros existentes para verificar se há superioridade de um deles.

Referências

1. American College of Sports Medicine. ACSM's guidelines for exercise testing and prescription. 8nd ed. Baltimore: Lippincott Williams and Wilkins. 2010.
2. Wong PC, Chia MY, Tsou IY, Wansaicheong GK, Tan B, Wang JC, et al. Effects of a 12-week exercise training programme on aerobic fitness, body composition, blood lipids and C-reactive protein in adolescents with obesity. *Ann Acad Med Singapore*. 2008; 37(4):286-93.
3. Hauser W, Klose P, Langhorst J, Moradi B, Steinbach M, Schiltewolf M, et al. Efficacy of different types of aerobic exercise in fibromyalgia syndrome: a systematic review and meta-analysis of randomised controlled trials. *Arthritis Res Ther*. 2010;12(3):R79.
4. Strawbridge WJ, Deleger S, Roberts RE, Kaplan GA. Physical activity reduces the risk of subsequent depression for older adults. *Am J Epidemiol*. 2002;156(4):328-34.

5. Silveira H, Moraes H, Oliveira N, Coutinho ES, Laks J, Deslandes A. Physical exercise and clinically depressed patients: a systematic review and meta-analysis. *Neuropsychobiology*. 2013;67(2):61-8.
6. Fleg JL. Aerobic exercise in the elderly: a key to successful aging. *Discov Med*. 2012 Mar;13(70):223-8.
7. Santos TM, Gomes PS, Oliveira BR, Ribeiro LG, Thompson WR. A new strategy for the implementation of an aerobic training session. *J Strength Cond Res*. 2012 Jan;26(1):87-93.
8. Oliveira BR, Deslandes AC, Thompson WR, Terra BS, Santos TM. Comparison of two proposed guidelines for aerobic training sessions. *Percept Mot Skills*. 2012;115(2):645-60.
9. Chernichovsky D, Bolotin A, de Leeuw D. A fuzzy logic approach toward solving the analytic enigma of health system financing. *Eur J Health Econ*. 2003;4(3):158-75.
10. Dudek G, Strzelewicz A, Krasowska M, Rybak A, Turczyn R. Fuzzy Analysis of the Cancer Risk Factor. *Acta Physica Polonica*. 2012;43(5):947-59.
11. Drable RG. *Lógica Nebulosa (Fuzzy Logic) na avaliação para risco de HPV [dissertação]*. Rio de Janeiro: MPES/UGF; 2013.
12. Rosati S, Montanaro A, Tralli A, Balestra G. Fuzzy logic applied to a Patient Classification System. *ConfProc IEEE Eng Med Biol Soc*. 2013:1310-3.
13. Picon AP, Ortega NRS, Watari R, Sartor C, Sacco ICN. Classification of the severity of diabetic neuropathy: a new approach taking uncertainties into account using fuzzy logic. *Clinics*. 2012;67(2):151-56.
14. Lo BWY, Macdonald L, Baker A, Levine MAH. Clinical Outcome Prediction in Aneurysmal Subarachnoid Hemorrhage Using Bayesian Neural Networks with Fuzzy Logic Inferences. *ComputMathMethods Med*. 2013;2013:1-10.
15. Sellitto MA. *Inteligência artificial: uma aplicação em uma indústria de processo contínuo*. *Gestão e Produção*. 2002;9(3):363-76.
16. Ortega NRS. *Aplicação da teoria dos conjuntos fuzzy a problemas da biomedicina [tese]*. São Paulo: Instituto de Física/USP; 2001.
17. Mendel J. Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial. *Proceedings of the IEEE*. 1995;83(3):345-77.
18. Campos Filho P. *Método para apoio à decisão na verificação da sustentabilidade de uma unidade de conservação, usando a lógica fuzzy [tese]*. Florianópolis: EPS/UFSC; 2004.
19. Zadeh LA. Fuzzy Sets. *Informantion and Control*. 1965;8:338-53.
20. Ekkekakis P, Lind E, Vazou S. Affective responses to increasing levels of exercise intensity in normal-weight, overweight, and obese middle-aged women. *Obesity (Silver Spring)*. 2010; Jan;18(1):79-85.
21. Santos MS, Fermino RC, Reis RS, Cassou AC, Añez CRR. Barreiras para a prática de atividade física em adolescentes. Um estudo por grupos focais. *Rev Bras Cineantropom Desempenho Hum* 2010;12(3):137-43.
22. Rohlfs ICP, Mara LS, Lima WC, Carvalho T. Relação da síndrome do excesso de treinamento com estresse, fadiga e serotonina. *Rev Bras Med Esporte*. 2005;11(6):367-72.
23. Basset DR, Howley ET. Maximal oxygen uptake: "classical" versus "contemporary" viewpoints. *Med Sci Sports Exerc*. 1997;29:591-603.
24. Billat VL, Flechet B, Petit B, Muriaux G, Koralsztein JP. Interval training at VO₂max: effects on aerobic performance and overtraining markers. *MedSci Sports Exerc*. 1999;31:156-63.
25. Maranhão Neto GA, Farinatti PTV. Equações de predição da aptidão cardiorrespiratória sem testes de exercício e sua aplicabilidade em estudos epidemiológicos: revisão descritiva e análise dos estudos. *Rev Bras Med Esporte*. 2003;9(5):304-14.
26. Parfitt G, Evans H, Eston R. Perceptually regulated training at RPE13 is pleasant and improves physical health. *Med Sci Sports Exerc*. 2012;44(8):1613-8.
27. Ekkekakis P. Let them roam free? Physiological and psychological evidence for the potential of self-selected exercise intensity in public health. *Sports Med*. 2009;39(10):857-88.
28. Lambourne K, Tomporowski P. The effect of exercise-induced arousal on cognitive task performance: a meta-regression analysis. *Brain Res*. 2010 Jun 23;1341:12-24

29. Ekkekakis P, Parfitt G, Petruzzello SJ. The pleasure and displeasure people feel when they exercise at different intensities. *Sports Med.* 2011;41(8):641-71.
30. Lind E, Ekkekakis P, Vazou S. The affective impact of exercise intensity that slightly exceeds the preferred level: 'pain' for no additional 'gain'. *J Health Psychol.* 2008 May;13(4):464-8.
31. Parfitt G, Rose EA, Burgess WM. The psychological and physiological responses of sedentary individuals to prescribed and preferred intensity exercise. *Br J Health Psychol.* 2006 Feb;11(Pt 1):39-53.

