

UMA ANÁLISE DA VIABILIDADE DE ESTIMAR SOMATOTIPOS DE FISCULTURISTAS ATRAVÉS DE MEDIÇÕES EM IMAGENS

THALES DE OLIVEIRA GONÇALVES*, PATRICK MARQUES CIARELLI*, KLAUS FABIAN COCO*, ELIANE CUNHA GONÇALVES†, JORGE WASHINGTON BROMBLEY CASTRO‡

*Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, Espírito Santo, Brasil

†Faculdade Estácio de Sá, Vitória, Espírito Santo, Brasil

‡Escola Superior de Ciências da Santa Casa de Misericórdia, Vitória, Espírito Santo, Brasil

Emails: thales.goncalves@aluno.ufes.br, patrick.ciarelli@ufes.br, klaus.coco@ufes.br, elianecgc@hotmail.com, jwchileno@hotmail.com

Abstract— Somatotype is an important tool for physical education professional. It can assist in the preparation of bodybuilding training, identification of athletes when children, study of olympic competitors, among other importances. However, obtaining it demand a series of direct measurements on the individual's body, which proves to be a time-consuming procedure, expensive, and requires highly qualified professionals with anatomical knowledge. This work is a study of the possibility of obtaining the somatotype automatically by image processing. Thus, 48 measurements were evaluated and a selection of only 11 measurements were enough to estimate the somatotype of the bodybuilders with only two different positions.

Keywords— Somatotype, Feature Selection, Artificial Neural Networks, Genetic Algorithm

Resumo— O somatotipo é uma importante ferramenta para profissionais da educação física. Ela pode auxiliar na preparação do treino de fisiculturistas, identificação de atletas ainda quando crianças, estudo de competidores olímpicos, entre outras importâncias. Entretanto, sua obtenção demanda uma série de medições diretas no corpo do indivíduo, o que mostra ser um procedimento demorado, dispendioso, além de necessitar de profissionais altamente qualificados e com conhecimentos anatômicos. O presente trabalho consiste em um estudo da possibilidade de obter o somatotipo de maneira automática através de medições extraídas de imagens. Para tal, 48 medições do corpo humano foram avaliadas e foi observado que apenas 11 medições são suficientes para estimar razoavelmente o somatotipo dos indivíduos com apenas duas posições diferentes.

Palavras-chave— Somatotipo, Seleção de Características, Redes Neurais Artificiais, Algoritmo Genético

1 Introdução

Ao longo dos tempo, vários estudiosos tentaram entender o corpo humano e a sua relação com os aspectos da personalidade. Entretanto, pesquisas dessa natureza só começaram a ser feitas com um rigor científico no início do século passado (Carter e Heath, 1990). Em 1940, o fisiologista William Herbert Sheldon cunhou o termo somatotipo para designar a teoria na qual a estrutura física de cada corpo humano é formada por uma combinação de três folhetos embrionários: endomorfa, mesomorfa e ectomorfa (Sheldon et al., 1940).

Com o tempo, a classificação de um indivíduo pelo seu somatotipo se tornou uma ferramenta fundamental para diversas áreas da educação física, tais como a orientação de treinos de fisiculturistas (Da Silva et al., 2003), identificação de possíveis atletas ainda quando crianças (Jakšić e Cvetković, 2009), estudo de competidores olímpicos (Thorland et al., 1980), dentre outros.

Entretanto, o método utilizado atualmente para calcular o somatotipo humano requer um grande tempo para a obtenção das medidas corpóreas, além de profissionais treinados para isso. Uma opção para tornar esse processo mais rápido e barato seria a automatização do processo através da utilização de imagens fotográficas e processamento de imagens para a extração das medidas.

Infelizmente, certas medidas extraídas do corpo,

como dobras cutâneas, não são possíveis de serem obtidas facilmente através de imagens, sendo impossível usar o sistema de equações de Heath-Carter (Carter e Heath, 1990), que é o método atual para a obtenção do somatotipo. Neste contexto, este trabalho tem como proposta analisar a viabilidade de usar medições corpóreas de fácil obtenção em imagens que podem ser úteis para estimar o somatotipo de um indivíduo. Como não será possível utilizar o sistema de Heath-Carter, serão utilizados métodos de regressão, como redes neurais, para realizar a estimativa (Gardner e Dorling, 1998). Esta abordagem visa automatizar um processo que atualmente é lento e dispendioso.

Embora a aplicação de técnicas de processamento de imagens tendo o corpo humano como foco seja um tema abordado há tempo (Contini et al., 1963; Clauser et al., 1969; Baca, 1996), até o conhecimento dos autores, existe uma carência de atenção do meio acadêmico da área de ciências exatas em estudos com o objetivo de estimar o somatotipo. Sendo essa uma outra motivação para este estudo.

Este trabalho possui a seguinte estrutura. Na Seção 2 é apresentado um embasamento teórico, mostrando um histórico e os procedimentos atuais para o cálculo do somatotipo. Uma breve descrição das técnicas de aprendizado de máquina utilizadas nesse trabalho é realizada Seção 3. Na Seção 4 são explanados os procedimentos metodológicos realizados para que os objetivos fossem alcançados. Na seção 5 são mostrados e discutidos os resultados obtidos e, finalmente,

a Seção 6 consiste em uma conclusão e caminhos para trabalhos futuros.

2 Embasamento Teórico

Todos os humanos possuem as três componentes do somatotipo, que são o endomorfismo, mesomorfismo e o ectomorfismo. Embora as proporções dessas três componentes mudem ao longo da vida, a componente predominante dificilmente é substituída por outra, sendo essa responsável por dar as características mais proeminentes nas pessoas (Fernandes Filho, 2003).

Indivíduos que apresentam o endomorfismo predominante possuem as seguintes características corpóreas: corpo arredondado e flácido; concentração de massa no centro do corpo; domínio do abdômen sobre o tórax e deste sobre os membros; pescoço curto e volumoso; ausência de relevos musculares e projeções ósseas pouco perceptíveis à palpação (Sheldon et al., 1940).

Algumas das características apresentadas por indivíduos predominantemente mesomórficos são: musculatura saliente, com músculos definidos, maciços e com fortes relevos musculares; ossos longos, salientes e fortes, com maiores diâmetros transversos; tronco grande e fortemente musculoso; membros musculosos em toda sua extensão; volume torácico dominando o abdominal, com tórax mais largo no ápice do que na base; pélvis forte, quadris largos; musculatura abdominal bem definida na vizinhança com as cristas ilíacas (Sheldon et al., 1940).

Finalmente, o ectomorfismo predominante caracteriza indivíduos com as seguintes características: ossos pequenos e delicados; domínio da linearidade e aspecto de fragilidade; músculos fracos, delicados e finos; costelas proeminentes; membros superiores e inferiores longos e finos, o oposto do endomorfo; lábios delicados e finos (Sheldon et al., 1940).

Para a quantificação das três componentes do somatotipo, Sheldon et al. (1940) utilizaram imagens de 4000 estudantes em três visões diferentes: frontal, perfil e dorsal e, através de medições realizadas nas imagens, determinava o somatotipo do indivíduo. Entretanto, o uso de fotografia naquela época apresentava uma série de limitações, o que tornava a tomada das medidas antropométricas sobre fotografias em uma técnica dispendiosa, demorada, além de necessitar de ambiente adequado.

Para solucionar o problema do método de Sheldon de fazer medições em imagens frente à tecnologia da época, Carter e Heath (1990) propuseram um outro método, no qual as medições seriam realizadas diretamente no indivíduo e, ainda, expressões matemáticas bem definidas seriam utilizadas para inferir as componentes do somatotipo (Fernandes Filho, 2003). São dez as medições necessárias para o cálculo do somatotipo pelo método de Heath-Carter: estatura em extensão máxima (H), massa corporal (M), dobra cutânea do tríceps (TR), dobra cutânea supra espinhal (SE),

dobra cutânea subescapular (SB), dobra cutânea panturrilha medial (PA), diâmetro ósseo bi-epicondilar de úmero (DU), diâmetro ósseo bi-epicondilar de fêmur (DF), perímetro de braço flexionado em contração máxima (PB) e perímetro de panturrilha (PP) (Carter e Heath, 1990).

O cálculo das componentes de endomorfismo (Endo), mesomorfismo (Meso) e ectomorfismo (Ecto) são dadas pelas Equações (1) - (3):

$$\text{Endo} = -0,7182 + 0,1451XC - 0,00068XC^2 + 0,0000014XC^3 \quad (1)$$

$$\text{Meso} = 0,858DU + 0,601DF + 0,188PcB + 0,161PcP - 0,131H + 4,5 \quad (2)$$

$$\text{Ecto} = \begin{cases} 0,1 & , \text{se } IP \leq 38,25 \\ 0,463IP - 17,63 & , \text{se } 38,25 < IP \leq 40,75 \\ 0,732IP - 28,58 & , \text{se } 40,75 < IP \end{cases} \quad (3)$$

Onde as seguintes expressões auxiliares são utilizadas:

$$XC = \frac{170,18}{H}(TR + SB + SE) \quad (4)$$

$$IP = \frac{H}{\sqrt[3]{M}} \quad (5)$$

$$PcB = PB - TR \quad (6)$$

$$PcP = PP - PA \quad (7)$$

Assim, o somatotipo de um indivíduo é representado pela tripla ordenada com os valores de Endo - Meso - Ecto correspondentes.

Apesar de o método de Heath-Carter ter melhorado a forma de estimar o somatotipo de um indivíduo frente a tecnologia da época, ele requer um grande tempo para a obtenção das medidas do corpo humano e de profissionais treinados para isso, mostrando-se ser um método demorado e dispendioso. Um método que pudesse automatizar este processo seria útil para reduzir os custos e o tempo.

Portanto, este trabalho tem como objetivo analisar a viabilidade de obter as componentes do somatotipo de indivíduos através de medições tomadas de imagens.

3 Técnicas Abordadas

Como as medidas utilizadas neste trabalho não podem ser aplicadas no sistema de equações de Heath-Carter, foram selecionadas quatro técnicas de regressão para realizar a estimativa do somatotipo: Regressão Ingênua (RI), Árvore de Regressão (AR) (Breiman et al., 1984) e duas Redes Neurais Artificiais: *Multi Layer Perceptron* (MLP) (Gardner e Dorling, 1998) e *General Regression Neural Network* (GRNN) (Specht, 1991).

A RI é uma técnica ingênua de regressão que utiliza a média dos alvos da base de treinamento para inferir a estimativa da base de teste. É uma técnica simples e pouco robusta, porém foi escolhida para efeitos de comparação com as outras técnicas. É esperado que estas apresentem resultados melhores em relação à RI.

A AR se baseia nas entradas da base de treinamento para crescer uma árvore de regressão a qual divide o espaço das variáveis de entrada em regiões disjuntas e é utilizada posteriormente para prever a saída de dados de teste (Breiman et al., 1984).

A MLP é uma rede neural que dispõe seus neurônios em camadas de tal forma que os neurônios de uma dada camada alimentam com seus sinais de saída apenas os neurônios da camada a frente. As conexões entre os neurônios dispõe de pesos, os quais são ajustados na fase de treinamento através de um algoritmo de treinamento (Gardner e Dorling, 1998).

A GRNN é uma rede neural que infere uma regressão de dados a partir da soma ponderada de gaussianas. Esta ponderação é proporcional ao inverso da exponencial da distância entre um dado avaliado e cada ponto da base de treinamento (Specht, 1991).

Além dessas técnicas, foi utilizado um Algoritmo Genético (GA) para uma otimização multiobjetivo em conjunto com uma rede MLP para a seleção das medições corpóreas mais relevantes na estimativa do somatotipo. O GA é uma técnica estocástica da família de Algoritmos Evolucionários os quais, inspirados na teoria de evolução e seleção natural de Darwin, gera uma população de indivíduos (que representam soluções de um problema) e, através de operadores de seleção, cruzamento e mutação, guiam para o surgimento de indivíduos mais bem adaptados (melhores soluções) (Deb, 2001).

A otimização multiobjetivo empregada neste trabalho visava a minimização de duas funções objetivo (FO). Neste caso, uma solução domina outra quando todas suas avaliações das FO's são menores ou iguais em relação à outra solução. Quando, ao comparar duas soluções, verifica-se que elas mutuamente não dominam uma à outra, é dito que elas são igualmente ótimas. O conjunto de soluções igualmente ótimas, que é retornado de uma otimização multiobjetivo, é chamado de curva de Pareto (Deb, 2001). No caso deste trabalho (duas funções a serem minimizadas), a curva de Pareto deve ser monotônica decrescente.

4 Metodologia

4.1 Base de Dados

Foram coletadas fotografias em diferentes posições de 44 fisiculturistas, dos quais 16 eram mulheres e 28 eram homens. Cada indivíduo teve seu peso medido e, diretamente em seu corpo, também foram obtidas as medições necessárias para calcular seu somatotipo utilizando o método de Heath-Carter descrito na Seção 2, o qual será utilizado como referência para confrontar os resultados obtidos neste trabalho.

Após definidos os eixos de referência conforme a Figura 1a, as medições foram tomadas manualmente nas imagens. Estas possuíam marcações de tamanhos conhecidos para poder estimar as dimensões reais das medidas (Figura 1b).

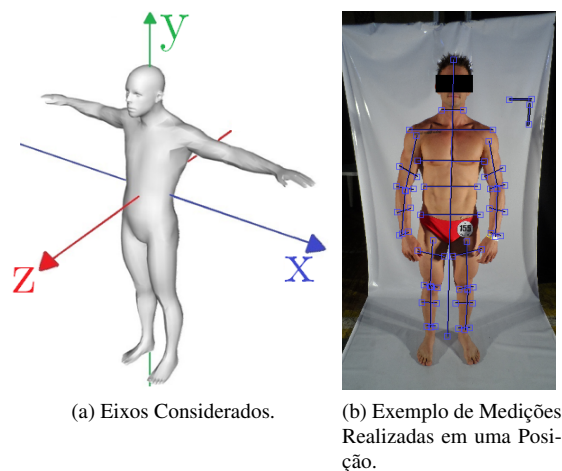


Figura 1: Medições na Imagem.

Considerando estes eixos, foram propostas 29 medidas do corpo através das imagens: estatura (direção y), pescoço (direções x, z), ombro (x), busto (x), cintura (x, z), quadril (x, z), braço (x, y, z), cotovelo (x, z), antebraço (x, y, z), pulso (x, z), coxa (x, y, z), joelho (x, z), panturrilha (x, y, z) e tornozelo (x, z).

A partir destas medições diretas das imagens foram propostas mais 17 indiretas: envergadura; 11 perímetros (de pescoço, cintura, quadril, braço, cotovelo, antebraço, pulso, coxa, joelho, panturrilha e tornozelo); 4 razões (braço, antebraço, coxa, panturrilha); e a relação estatura/envergadura.

Como a envergadura corresponde à distância das pontas dos dedos de uma pessoa quando com braços abertos horizontalmente, esta era aproximada pela soma das medições obtidas: antebraço (y) + braço (y) + ombro (x) + braço (y) + antebraço (y).

Para a obtenção do perímetro, as partes do corpo envolvidas eram aproximadas por uma elipse de diâmetros iguais às suas medições obtidas nos eixos x e z (note que todas as partes em que os perímetros são calculados possuem medições nessas direções).

As medidas de razão foram obtidas pela divisão da área da mesma elipse citada anteriormente pela medição da respectiva parte na direção y (note novamente que as partes em que são calculadas as razões possuem medições em todos os eixos).

Finalmente, a relação envergadura/altura era obtida pela simples divisão desses dois fatores.

Além dessas medidas, também foram adicionadas as informações de sexo e peso dos fisiculturistas, totalizando em 48 características para cada indivíduo (29 medições diretas, 17 indiretas, sexo e peso).

4.2 Métricas

O desempenho do método aplicado foi avaliado através das medidas de erro médio (ME), do erro percentual absoluto médio (MAPE), do erro absoluto médio (MAE) e da raiz do erro quadrático médio (RMSE) (Equações (8) - (11)). O ideal é que cada uma dessas métricas fosse 0, que corresponderia à estimativa sem erros.

Cada métrica é levantada separadamente para as componentes do somatotipo. Nas equações, n representa o número de indivíduos na parte de teste da base de dados; y_i é o valor medido da componente através do método de Heath-Carter; e $\hat{y}_i$ corresponde ao valor obtido pelos regressores.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

4.3 Seleção de Características

Para identificar as medidas mais relevantes para cada uma das três componentes do somatotipo, foi realizada uma etapa de seleção de características. Para isto, foi utilizado um algoritmo genético multiobjetivo (Deb, 2001) com uma população de 200 indivíduos e 100 gerações, cruzamento e mutação uniformes e seleção por torneio de tamanho 4 (2% da população). Cada indivíduo correspondia a um vetor *bitstring* de 48 posições indicando se a i -ésima característica seria selecionada. A otimização tinha dois objetivos a minimizar: a quantidade de medições a serem extraídas da imagem e o erro quadrático médio obtido por uma MLP utilizando as características selecionadas.

Foi utilizada uma MLP com 10 neurônios na camada oculta, com função de transferência sigmoideal nos neurônios da camada oculta e função linear no único neurônio da camada de saída. As MLP's foram treinadas com o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt com 1000 épocas, taxa de aprendizado de 0,05 e o método *Leave-One-Out* foi empregado para a divisão da base de dados. Este método utiliza apenas um indivíduo (amostra) da base para teste e todos os outros para treino. Este processo é repetido até que todas as amostras da base sejam usadas como teste uma única vez. Note que a MLP utilizada possui apenas um neurônio na camada de saída pois a seleção de características é realizada separadamente para cada componente do somatotipo.

As características não apresentavam quantidades uniformes de medições na imagem, por exemplo: medir a cintura no eixo x requeria apenas uma medição

na posição frontal, enquanto estimar seu perímetro requeriam duas medições (nos eixos x e z) e ainda os sexo e peso não requeriam nenhuma medição na imagem. Essas ponderações foram consideradas pela função objetivo.

4.4 Avaliação das Técnicas

As quatro técnicas de regressão abordadas na Seção 3 (RI, AR, MLP e GRNN) foram implementadas e avaliadas para estimar o somatotipo dos indivíduos da base de dados utilizando as medições selecionadas na etapa de seleção de características. As técnicas de RI e AR não necessitam de parâmetros de ajuste (foi utilizada a configuração padrão do Matlab para o AR). Para a MLP, o número de neurônios na camada oculta foi variado de 2 a 20 em múltiplos de 2 e o restante dos parâmetros foi o mesmo descrito na Subseção 4.3. A GRNN só necessita um parâmetro de ajuste: o desvio padrão das gaussianas utilizadas. Este parâmetro foi avaliado com os valores 0,001, 0,01, 0,05, 0,10, 0,15, 0,20, 0,25, 0,40, 0,60, 0,80, 1,00, 2,00, 5,00 e 10,00.

Inicialmente, 25% da base de dados foi aleatoriamente separada para validação. Para as técnicas que precisam de ajuste de parâmetros, um valor de RMSE foi obtido para cada configuração de parâmetro na parte de validação. A configuração com o menor valor de RMSE foi avaliada no *Leave-One-Out*, aplicado apenas sobre os 75% restantes dos dados. Para as técnicas que não precisam de parâmetros de ajuste, a avaliação era direta sobre os 75% dos dados. Este procedimento foi repetido 50 vezes para cada técnica e para cada conjunto de medições selecionado na etapa de seleção de características e, a cada realização, todas as métricas citadas na Seção 4.2 eram levantadas.

5 Resultados e Discussões

A Figura 2 mostra as curvas de Pareto obtidas na seleção de características para cada componente do somatotipo (descrita na Subseção 4.3). Nos gráficos são mostrados os eixos de RMSE pelo número de características selecionadas, e cada ponto no gráfico representa o menor valor de RMSE obtido usando a quantidade de medições indicadas.

Cada ponto da Figura 2 está relacionado com um conjunto de características selecionadas. A avaliação de técnicas (descrita na Subseção 4.4) foi realizada para cada um destes conjuntos e aquele que apresentasse menor RMSE (para qualquer técnica de regressão) era escolhido. O ponto referente ao conjunto escolhido foi destacado em cada subitem da Figura 2.

Note que as curvas de Pareto mostradas na Figura 2 representam, por definição, as RMSE's mínimas encontradas na etapa de seleção de características. Em contrapartida, as RMSE's obtidas na avaliação das técnicas resultam de uma média de 50 realizações para cada conjunto de medidas selecionadas (conforme descrito na Subseção 4.4) e portanto se mostram ser uma abordagem mais robusta e confiável.

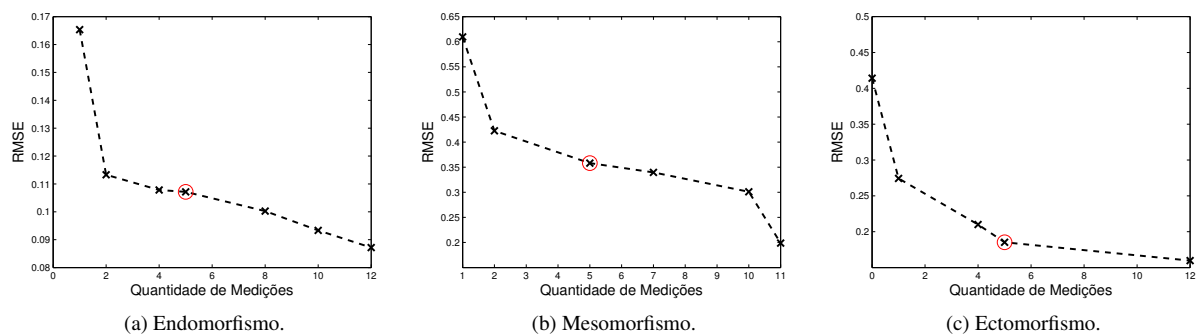


Figura 2: Curvas de Pareto Obtidas.

Como o conjunto com menor RMSE média não necessariamente é aquele com menor RMSE mínima, o ponto escolhido pertencente à curva de Pareto não é necessariamente o ponto mais abaixo do gráfico.

Os conjuntos escolhidos para estimar cada uma das três componentes do somatotipo possuíam 5 medições cada, totalizando 11 medições distintas. A Tabela 1 lista as medidas pertencentes a cada um desses conjuntos. A quantidade de medições utilizadas é bastante reduzida e podem ser facilmente coletadas de maneira automática de imagens digitais. Ainda, foi verificado que para a coleta destas medições, apenas duas posições já seriam suficientes (Figura 3).

Tabela 1: Medidas Selecionadas pelo Algoritmo Genético (em negrito as que se repetem).

ENDOMORFISMO	MESOMORFISMO	ECTOMORFISMO
Sexo	Estatuta (Direção y)	Sexo
Estatuta (Direção y)	Quadril (Direção x)	Quadril (Direção x)
Busto (Direção x)	Tornozelo (Direção x)	Bíceps (Direção x)
Quadril (Direção x)	Coxa (Direção z)	Coxa (Direção x)
Joelho (Direção z)	Braço (Razão)	Braço (Direção y)

A Tabela 2 mostra a média e o desvio padrão de cada técnica para cada métrica dos resultados obtidos para os experimentos descritos na Subseção 4.4. As técnicas avaliadas apresentaram relativamente pouca polarização, refletido no baixo valor de ME encontrado. Em particular, a técnica RI apresentou polarização nula, fato que ocorreu devido à abordagem *Leave-One-Out* empregada.

Para a componente de endomorfismo, a técnica GRNN apresentou o melhor resultado dentre as técnicas avaliadas do ponto de vista das métricas MAPE, MAE e RMSE. Já para a componente de meso- e ectomorfismo, a técnica que apresentou melhor desempenho foi a MLP, segundo mesmo conjunto de métricas.

As técnicas AR, MLP e GRNN conseguiram uma melhoria relativamente alta em relação à RI para as componentes de meso- e ectomorfia, o que foi de acordo com o esperado. Entretanto, a estimativa da endomorfia pelas técnicas de regressão abordadas não apresentaram resultados consideravelmente superiores à RI.

Para uma análise mais concisa da relação das me-

didadas com a endomorfia foi aplicado o Critério de Independência de Hilbert-Schmidt (HSIC) (Gretton et al., 2007). Não foi rejeitada a hipótese de quatro dentre as cinco medições selecionadas (todas, exceto joelho (z)) serem independentes da componente de endomorfismo, com significância de 0,95. Acredita-se que isto se deve ao fato de, tratando de uma base de fisiculturistas, esta componente não apresentar uma variância muito alta dentre as diferentes amostras colhidas.

Apesar de as técnicas AR, MLP e GRNN apresentarem resultados relativamente melhores em relação à RI para a componente de ectomorfismo, o erro obtido foi considerado ainda relativamente alto. Entretanto, esta é a componente do somatotipo de mais fácil obtenção pelo método de Heath-Carter pois demanda apenas a altura e o peso do indivíduo para ser obtida (Equações (3) e (5)), medidas que podem ser facilmente obtidas, quando não simplesmente informadas pela pessoa.

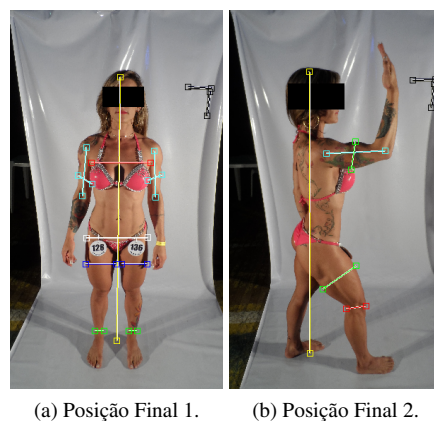


Figura 3: Posições Finais Consideradas (Medições de cor Preta: Marcações de Referência; Vermelha: Endomorfismo; Verde: Mesomorfismo; Azul: Ectomorfismo; Amarela: Endo- e Mesomorfismos; Ciano: Meso- e Ectomorfismo; Branca: Todas componentes do Somatotipo).

6 Conclusões

Este trabalho teve como objetivo avaliar a possibilidade de usar medidas de imagens para estimar o so-

Tabela 2: Resultado da Estimativa.

ENDOMORFISMO				
Técnicas	ME	MAPE	MAE	RMSE
RI	0,0000 ± 0,0000	25,8597% ± 2,8777%	0,3327 ± 0,0255	0,4472 ± 0,0365
AR	0,0059 ± 0,0458	30,1447% ± 3,8209%	0,4094 ± 0,0463	0,5129 ± 0,0563
MLP	-0,0145 ± 0,0647	26,5767% ± 4,8567%	0,3608 ± 0,0655	0,4555 ± 0,0884
GRNN	-0,0074 ± 0,0181	23,0525% ± 2,8529%	0,3034 ± 0,0347	0,3990 ± 0,0434
MESOMORFISMO				
Técnicas	ME	MAPE	MAE	RMSE
RI	0,0000 ± 0,0000	20,4078% ± 1,5970%	1,1099 ± 0,0803	1,3750 ± 0,0823
AR	-0,0582 ± 0,0759	12,0293% ± 1,8170%	0,7236 ± 0,1209	0,9477 ± 0,1471
MLP	0,0419 ± 0,1294	9,8254% ± 1,4634%	0,5808 ± 0,0943	0,7693 ± 0,1371
GRNN	0,0878 ± 0,0481	10,5548% ± 1,0963%	0,6342 ± 0,0687	0,8698 ± 0,0787
ECTOMORFISMO				
Técnicas	ME	MAPE	MAE	RMSE
RI	0,0000 ± 0,0000	94,1534% ± 28,4139%	0,5563 ± 0,0378	0,6856 ± 0,0462
AR	0,0142 ± 0,0442	78,2520% ± 23,8801%	0,5902 ± 0,0768	0,7123 ± 0,0884
MLP	-0,0165 ± 0,0753	48,9407% ± 18,2691%	0,4439 ± 0,0705	0,5667 ± 0,1014
GRNN	-0,0443 ± 0,0365	67,9262% ± 17,8364%	0,4892 ± 0,0429	0,5816 ± 0,0435

matotipo de um indivíduo. Os resultados obtidos indicaram que com algumas das medições realizadas é possível obter estimativas razoáveis para os endo- e mesomorfismo, embora não tenha sido alcançado valores precisos para o ectomorfismo.

Foi observado que um número reduzido de medidas é suficiente para obter uma estimativa do somatotipo, de tal forma que somente duas poses são necessárias para a obtenção de todas as medidas. Portanto, existe uma viabilidade de fazer um procedimento automático através de imagens para estimar, com uma certa precisão, o somatotipo de um indivíduo, tornando o processo mais rápido e mais barato. É importante realçar que até no método atual de medições existe uma certa imprecisão nos equipamentos usados para medição além de falhas humanas, que reduzem a precisão do método. Também é importante realçar que, até o conhecimento dos autores, não existe trabalho científico sobre somatotipo com o mesmo tipo de análise utilizando técnicas de aprendizado de máquina.

Como trabalhos futuros, é de interesse do grupo de pesquisa ampliar as quantidade e diversidade da base de dados, tornando o escopo do trabalho mais abrangente, além de desenvolver um sistema para coletar de maneira automática as medições consideradas ótimas para que o somatotipo possa ser estimado em um sistema único.

Agradecimentos

Os autores agradecem à instituição de fomento FAPES processo nº 70225680, à IFBB-ES e à Universidade Federal do Espírito Santo (UFES) por todo apoio dado.

Referências

Baca, A. (1996). Precise determination of anthropometric dimensions by means of image processing methods for estimating human body segment parameter values, *Journal of biomechanics* **29**(4): 563–567.

- Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. J. e Olshen, R. A. (1984). *Classification and regression trees*, CRC press.
- Carter, J. L. e Heath, B. H. (1990). *Somatotyping: development and applications*, Vol. 5, Cambridge University Press.
- Clauser, C. E., McConville, J. T. e Young, J. W. (1969). Weight, volume, and center of mass of segments of the human body, *Technical report*, DTIC Document.
- Contini, R., Drillis, R. J. e Bluestein, M. (1963). Determination of body segment parameters, *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* **5**(5): 493–504.
- Da Silva, P. R. P., Trindade, R. e De Rose, E. H. (2003). Composição corporal, somatotipo e proporcionalidade de culturistas de elite do brasil, *Rev Bras Med Esporte* **9**: 403–7.
- Deb, K. (2001). *Multi-objective optimization using evolutionary algorithms*, Vol. 16, John Wiley & Sons.
- Fernandes Filho, J. (2003). *A prática da avaliação física: testes, medidas, avaliação física em escolares, atletas e academias de ginástica*, Vol. 2, Shape.
- Gardner, M. W. e Dorling, S. (1998). Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - a review of applications in the atmospheric sciences, *Atmospheric environment* **32**(14): 2627–2636.
- Gretton, A., Fukumizu, K., Teo, C. H., Song, L., Schölkopf, B. e Smola, A. J. (2007). A kernel statistical test of independence, *Advances in neural information processing systems*, pp. 585–592.
- Jakšić, D. e Cvetković, M. (2009). Neural network analysis of somatotype differences among males related to the manifestation of motor abilities, *Acta Kinesiologica* **3**(1): 107–113.
- Sheldon, W. H., Stevens, S. S. e Tucker, W. B. (1940). The varieties of human physique.
- Specht, D. F. (1991). A general regression neural network, *Neural Networks, IEEE Transactions on* **2**(6): 568–576.
- Thorland, W. G., Johnson, G. O., Fagot, T. G., Tharp, G. D. e Hammer, R. W. (1980). Body composition and somatotype characteristics of junior olympic athletes., *Medicine and Science in Sports and Exercise* **13**(5): 332–338.