

Body Mass Index Classification based on Facial Features Using Machine Learning Algorithms for Utilizing in Telemedicine

Mahsa Heidari¹ , Farshid Babapour Mofrad^{2,*} , Hamed Shah-Hosseini¹ 

¹ Department of Computer Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

² Department of Medical Radiation Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

Article History:

Received: 28/02/2022

Revised: 10/04/2022

Accepted: 17/04/2022

ePublished: 02/07/2022



*Corresponding author: Farshid Babapour Mofrad, Department of Medical Radiation Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
Email: babapour@srbiau.ac.ir

Abstract

Objectives: Given the benefits of controlling Body mass index (BMI) on the quality of life, BMI classification based on facial features can be used for developing telemedicine systems and eliminate the limitations of existing measuring tools especially for paralyzed people, that enable physicians to help people online when faced with situations like the COVID-19 pandemic.

Methods: In this study, new features and some previous-work features were extracted from face photos of white, black and Asian people, ages 18 to 81, with normal and overweight BMI. Faces were evaluated in three different steps. First, all faces were considered as one group. Second, they were divided into elliptical, round and square shape groups and third, they were separated based on gender. Then for each step, the performances of Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM) were evaluated with all of the facial features and with selected features based on Pearson correlation coefficient. Matlab R2015b was used for implementation.

Results: The results revealed that features with higher correlation improved the accuracy of both algorithms. RF best performance using highly correlated features for 97 women and 92 men was in women and square-face groups (91.75% and 87.30% respectively), and SVM best performance was in women group (94.84%), square-face and round-face groups (84.12% and 84% respectively).

Conclusion: Accuracy of BMI classification based on facial features can be improved by categorizing faces into shapes and gender, and selecting appropriate features. The findings can be used for performance enhancement of telemedicine applications, especially for helping the differently-abled.

Keywords: Body mass index; Facial features; Random forest; Support vector machine

Extended Abstract

Background and Objective

Obstacles in height and weight measurement tools to calculate BMI, such as lack of access or inability to use due to a person's disability or mobility impairment cause people to be excluded from the statistical population of many scientific-medical researches. Previous studies show the relationship between facial obesity with BMI and the impact of BMI changes on the face. BMI classification with facial images can be used in the development of telemedicine systems, BMI calculation for disabled people, and helping a person or a system to provide services in the field of health and fitness. The aim of this research is to find suitable features, use random forest and support vector machine classifiers and compare them to determine the BMI category of people and investigate the effects of classifying faces based on shape and gender and selecting features which have a higher correlation with BMI.

Materials and Methods

In this study, 97 women and 92 men who were white, black and Asian with neutral face expression between the ages of 18 and 81, along with height and weight information, available on the 3d.sk site, were analyzed. After calculating the BMI of people (23.41 ± 4.51), 138 people were in the normal weight range and 51 people were in the overweight range. In order to equalize the images, after placing the faces in the center of the image, to straighten the faces, the images were rotated based on the angle of the line connecting the two pupils with the horizontal line and converted to 300x300 dimensions and grayscale. This database was evaluated in three stages with different divisions. In the classification of faces based on shape, 76 oval faces (57 normal weight and 19 overweight), 50 round faces (30 normal weight and 20 overweight) and 63 square faces (51 normal weight and 12 overweight) were considered. With regards to gender, 10 women and 41 men were found overweight. In order to extract features, points are determined (or specified) on faces and 64 features from other articles and 100 new features were defined and to improve the performance, normalization was done on the feature values. To select features with stronger correlation with BMI, features with Pearson correlation coefficient greater than 0.40 were selected. Then, the performance of random forest and support vector machine in BMI classification, with all features and with selected features, was investigated and compared.

Results

In the phase of feature selection with Pearson's correlation coefficient, features with stronger correlation with BMI have been identified in each group. Among the selected features, in the first group of features IPHPJP_12,34,35, IPOJP_4,28,30, IPOJP_12,33,35, Dist5_11, Dist6_10, Area4,5,49 and HNose_sum2, in the ellipse group SecHeight_Sum3, Dist5_11, FHeight_Sum3, HNose_Sum3 and HNose_Sum4, in round group IPOJP_4,28,30, IPOJP_12,33,35, IPHPJP_12,34,35,

Area4,5,49 and IPHPJP_4,29,30 and in square group LFH_SecH, CWJR and IPOJP_12,33, 35 have the highest correlation with BMI. The features with the highest correlation in the female group are IPOJP_4,28,30, IPOJP_12,33,35 and SLPRatio_9 and in the male group Dist6_10, Dist5_11, SecHeight_Sum4 and SecHeight_Sum3.

Based on leave-one-out cross validation technique, the performance of random forest with 20, 50, 70 and 100 trees and support vector machine with RBF, linear and polynomial kernels for each group, once with all features and once with selected features was evaluated. The results show that random forest in the groups of women and square faces with accuracies of 91.75% and 87.30% and support vector machine in the groups of women, square and round faces with accuracies of 94.84%, 84.12% and 84% had the best performance. Also, using selected features instead of all features has improved performance.

Discussion

In this research, by classifying faces based on shape and gender, without racial discrimination, the performance of algorithms was investigated. Random forest performs better than support vector machine in round, square and male groups by using all features and in first, ellipse, square and male groups by using selected features. The use of selected features has improved the overall performance of algorithms. In the first group 56%, oval group 74%, round group 60%, square group 58%, women's group 10% and men's group 75% of the selected features were new features.

In previous studies, as in Lee et al.'s article, the best performance is for men over 60 years old (83.3%) and women from 21 to 40 years old (80.8%). In Jiang et al.'s article, the best overall performance of the FIW-BMI database was $79.1 \pm 0.3\%$ for men and $75.7 \pm 0.8\%$ for women and the Morph-II database for black and white men was $78.4 \pm 0.4\%$ and $76.7 \pm 0.6\%$, respectively; and for black and white women it is $70.3 \pm 0.8\%$ and $73.2 \pm 0.8\%$, respectively. In the 2020 article by Jiang et al., the highest accuracies for black and white males of the Morph-II database are 77% and 75.6%, respectively, and for black and white women, 67.3% and 73.8, respectively. And in the VIP-attribute database, it is 72.6% for men and 85% for women. The results of this research show that in the group of women and men, the accuracy of random forest is 91.75% and 70.65%, respectively, and the accuracy of support vector machine is 94.84% and 66.3%, respectively. Also, random forest in the square face group with an accuracy of 87.3% and support vector machine in the square and round face groups with an accuracy of 84.12% and 84%, respectively, had the best performance compared to other groups. According to the best performance of the algorithms in the first group (81.48% random forest and 79.89% support vector machine), it can be concluded that the classification of faces based on shape and gender is effective in BMI classification and the proposed methods and features improve the performance. The limitations of this research include the lack of obese

and overweight samples and limiting the samples to frontal face images with neutral expressions to investigate the effect of new features. In the future studies, the effectiveness of new features and the performance of algorithms can be evaluated with larger statistical population or images with different facial expressions, or challenge feature selection by using images which the entire face areas are not shown.

The findings of this research showed that by dividing faces based on gender and shape, defining suitable features and using efficient algorithms, it is possible to determine the BMI Categories of people based on facial features. The practical importance of the findings of this research is the development of telemedicine systems and removing the limitations of measurement tools so that doctors can use the proposed method.

Conclusion

Please cite this article as follows: Heidari M, Babapour Mofrad F, Shah-Hosseini H. Body Mass Index Classification based on Facial Features Using Machine Learning Algorithms for Utilizing in Telemedicine. *Iran J Ergon.* 2022; 10(1): 5-16. DOI:10.18502/iehfs.v10i1.14407

کلاس‌بندی نمایه توده‌ی بدنی مبتنی بر ویژگی‌های چهره با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به منظور به کارگیری در پزشکی از راه دور

مهسا حیدری^۱، فرشید باباپور مفرد^{۲*}، حامد شاه حسینی^۱

^۱ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

^۲ گروه مهندسی پروتو پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

چکیده

اهداف: با توجه به تأثیر کنترل BMI (Body mass index) در زندگی، از تعیین گروه BMI با ویژگی‌های چهره می‌توان جهت توسعه‌ی سیستم‌های پزشکی از راه دور و حذف محدودیت‌های ابزارهای اندازه‌گیری بخصوص برای افراد ناتوان بهره برد، تا پزشکان بتوانند به شکل آن‌لاین در شرایط پاندمی کووید-۱۹ به افراد کمک کنند.

روش کار: در این پژوهش از تصاویر چهره‌ی افراد سفیدپوست، سیاه‌پوست و آسیایی، ۱۸ تا ۸۱ سال با BMI نرمال و اضافه وزن، ویژگی‌های جدید و برخی ویژگی‌های مقالات پیشین استخراج شد. سپس در سه گام مجزا، عملکرد جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان یک‌بار با کل ویژگی‌ها و یک‌بار با ویژگی‌های منتخب بر اساس ضریب همبستگی Pearson سنجیده شد. تصاویر چهره در گام اول در قالب یک گروه، در گام دوم با تقسیم‌بندی به گروه‌های بیضی، مربعی و گرد و در گام آخر با دسته‌بندی بر اساس جنسیت بررسی شده‌اند. پیاده‌سازی در نرم‌افزار متلب R2015b انجام شد.

یافته‌ها: نتایج استفاده از ویژگی‌های منتخب چهره‌ی ۹۷ زن و ۹۲ مرد نشان می‌دهد، جنگل تصادفی در گروه‌های زنان و چهره‌ی مربعی با دقت‌های ۹۱/۷۵ و ۸۷/۳۰ درصد و ماشین بردار پشتیبان در گروه‌های زنان، چهره‌ی مربعی و گرد با دقت‌های ۹۴/۸۴، ۸۴/۱۲ و ۸۴ درصد بهترین عملکرد را داشتند. همچنین استفاده از این ویژگی‌ها به جای کل ویژگی‌ها سبب بهبود عملکرد شد.

نتیجه‌گیری: با تقسیم‌بندی تصاویر چهره بر اساس شکل و جنسیت و نیز انتخاب ویژگی‌های مناسب می‌توان با دقت بهتری افراد را در گروه‌های BMI دسته‌بندی کرد تا کارایی سیستم‌های پزشکی از راه دور را به ویژه برای افراد ناتوان افزایش داد.

کلید واژه‌ها: نمایه توده‌ی بدنی؛ ویژگی‌های چهره؛ جنگل تصادفی؛ ماشین بردار پشتیبان

استناد: حیدری مهسا، باباپور مفرد فرشید، شاه حسینی حامد. کلاس‌بندی نمایه توده‌ی بدنی مبتنی بر ویژگی‌های چهره با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به منظور به کارگیری در پزشکی از راه دور. مجله ارگونومی، بهار ۱۴۰۱، ۱۰(۱): ۵-۱۶.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۱۲/۰۹
تاریخ داوری مقاله: ۱۴۰۱/۰۱/۲۱
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۱/۲۸
تاریخ انتشار مقاله: ۱۴۰۱/۰۴/۱۱



تمامی حقوق نشر برای دانشگاه علوم پزشکی همدان محفوظ است.

* نویسنده مسئول: فرشید باباپور مفرد؛
گروه مهندسی پروتو پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.
ایمیل: babapour@srbiau.ac.ir

مقدمه

توسط سایر افراد بر اساس نسبت عرض به ارتفاع چهره در طول زندگی فرد [۱۰] و حتی بررسی رابطه بین نسبت عرض به ارتفاع چهره با میزان قابل اعتماد بودن فرد و در نهایت رابطه‌ی آن با تعیین حکم اعدام و یا حبس ابد [۱۱] مورد بررسی قرار گرفته است. تحقیقات نشان می‌دهد که BMI با ریسک برخی سرطان‌های

ویژگی‌های چهره‌ی هر فرد حاوی اطلاعات مفیدی درباره او است. این ویژگی‌ها علاوه بر حوزه‌ی نمایه توده‌ی بدنی BMI (Body mass index) [۱-۸]، در سایر پژوهش‌ها همچون تعیین رابطه‌ی رفتار خشونت‌آمیز در مردان و نسبت عرض به ارتفاع چهره [۹]، بررسی دریافت ادراک اجتماعی (Social perceptions)

مختصات ۶۸ نقطه از چهره و یک بازنمایی از ترکیب این دو (PIGF+PF) در نظر گرفته و از شبکه‌های عصبی عمیق VGG-Face، LightCNN-29 و ArcFace هم برای تولید بازنمایی‌های عمیق استفاده شده است. از این بازنمایی‌ها برای آموزش رگرسیون برداری پشتیبان (SVR) (Support vector regression) با هسته (RBF (Gaussian Radial Basis Function) استفاده و دقت الگوریتم علاوه بر حالت کلی، به طور جداگانه برای هر یک از گروه‌های کمبود وزن، نرمال، اضافه وزن و چاقی مفرط گزارش شده است. در این مقاله گفته شده که بازنمایی‌های هندسی برای پایگاه داده‌های کوچک و بازنمایی‌های عمیق برای پایگاه داده‌های بزرگ مناسب هستند [۷].

همچنین Jiang و همکاران، تحقیقاتی روی پایگاه داده‌های FIW-BMI و VIP-attribute و Morph-II با استفاده از یک چارچوب یادگیری ۲ مرحله‌ای انجام دادند. این چارچوب شامل «یادگیری ویژگی‌های چهره مرتبط با BMI» و «یادگیری تخمین BMI» است. یک مدل چهره مرتبط با (BMI-related face model) را بر اساس یک مدل چهره‌ی عمیق پیش آموزش داده شده، آموزش داده و سپس ۲ استراتژی برای مدل کردن برجسب‌های BMI با توزیع‌های احتمالی آنالیز شده و در نهایت تخمین‌گر (BMI estimator) BMI به وسیله‌ی یک رویه بهینه‌سازی برجسب مبتنی بر همبستگی آموزش داده شده است. در این مطالعه، چهره‌ها بر اساس جنسیت و نژاد تفکیک شد [۸].

از جمله کاربردهای کلاس‌بندی BMI از روی تصاویر چهره می‌توان به بررسی میزان جذابیت و سلامت بدنی [۵]، کمک به افرادی که به هر دلیلی توانایی ایستادن و اندازه‌گیری قد و وزن برای آن‌ها وجود ندارد [۶]، طراحی سیستم‌های مشاوره‌ی پزشکی از راه دور و برنامه‌های کاربردی جهت کنترل و مشاهده‌ی تغییرات وزن و BMI تنها با استفاده از تصاویر چهره‌ی افراد اشاره کرد. تعیین BMI با ابزارهای اندازه‌گیری، مشکلاتی از جمله عدم دسترسی، عدم دقت در واحدهای اندازه‌گیری و گزارش اشتباه و یا عدم امکان استفاده از ابزارهای مرسوم به دلیل کم توانی یا ناتوانی حرکتی فرد را دارد که سبب می‌شود بسیاری از افراد از جامعه‌ی آماری بسیاری از تحقیقات علمی- پزشکی کنار گذاشته شوند. با استفاده از روش پیشنهادی در توسعه‌ی سیستم‌های پزشکی از راه دور، افراد با شرایط متنوع‌تری می‌توانند در تحقیقات علمی- پزشکی شرکت کنند. به عنوان مثال، مقاله‌ی Somerville و همکاران، نمونه‌ای از تحقیقات پزشکی از راه دور در دوران پاندمی است که هر فردی در طول تحقیق باید وزن خود را در منزل اندازه‌گیری و برای محاسبه‌ی BMI اعلام کند. در این مقاله، تأثیر پزشکی از راه دور بر نتایج کلینیکال Cystic Fibrosis در طول پاندمی کرونا (از ۱۷ مارچ ۲۰۲۰ تا ۱۶ مارچ ۲۰۲۱) ارزیابی شد که BMI یکی از موارد بود [۱۳].

به طور کلی می‌توان گفت که هر سیستم یا فردی که بخواهد به کاربرانش در زمینه‌ی وزن، تناسب اندام و سلامتی خدمات دهد،

متداول بزرگسالان رابطه دارد.

برای دسته‌بندی افراد در گروه‌های مختلف، باید BMI را با اندازه‌گیری قد بر حسب متر و وزن بر حسب کیلوگرم محاسبه نمود [۵]. اگر عدد به دست آمده برای یک فرد کمتر از ۱۸/۵ باشد در گروه کمبود وزن، بین ۱۸/۵ و ۲۴/۹ در گروه وزن نرمال، بین ۲۵ و ۲۹/۹ در گروه اضافه وزن و بیشتر از ۳۰ در گروه چاقی مفرط در نظر گرفته می‌شود. چاقی مفرط بر اساس سطح ریسک سلامتی به سه دسته تقسیم می‌شود. عدد بین ۳۰/۰ تا ۳۴/۹ کلاس چاقی مفرط ۱ و سطح ریسک سلامتی بالا، بین ۳۵ تا ۳۹/۹ کلاس چاقی مفرط ۲ و سطح ریسک سلامتی خیلی بالا و بزرگتر از ۴۰ کلاس چاقی مفرط ۳ با سطح ریسک سلامتی به شدت بالا را نشان می‌دهد [۱۲]. از جمله مطالعات انجام شده پیرامون ویژگی‌های چهره و BMI می‌توان به مقالات Coetzee و همکاران، که ارتباط میان چاقی صورت و BMI را بررسی نمودند، اشاره کرد [۱]. همچنین آن‌ها بر روی نشانه‌های قابل سنجش چهره‌ی مرتبط با وزن بدن، مطالعه کردند و بررسی نمودند که مردم از کدام یک از این نشانه‌ها برای قضاوت درباره‌ی وزن بدن فرد استفاده می‌کنند. مطالعات آن‌ها نشان داده که افراد می‌توانند تغییرات BMI را از روی چهره تشخیص دهند و آن را از روی نشانه‌های چهره حدس بزنند. همچنین ارتباط چهره و وزن بدن به شدت بر روی سالم و جذاب به نظر رسیدن فرد تأثیر می‌گذارد [۲].

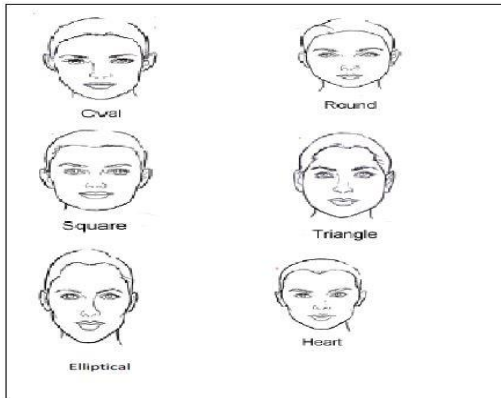
Pham و همکاران نیز با استفاده از تصاویر دوبعدی چهره‌ی افراد کره‌ای در دهه‌ی بیست و شصت سالگی به بررسی همبستگی میان هفت ویژگی چهره و BMI پرداخته‌اند [۳].

Lee و همکاران، با استفاده از تصاویر تمام رخ و نیم رخ چهره و چشم‌های ۱۲۴۴ نفر، با BMI نرمال و اضافه وزن و با تفکیک بر اساس سن و جنسیت، ۸۶ ویژگی را مورد بررسی قرار دادند [۴].

در سال ۲۰۱۳، Wen و Guo در مقاله‌ای بر روی استخراج خودکار هفت ویژگی مقاله‌ی Pham و همکاران [۳] و تخمین BMI با استفاده از روش‌های Support vector regression، Gaussian process regression و Least squares regression مطالعه نموده‌اند [۵].

Lin و Tai در سال ۲۰۱۵، با انتخاب ۱۰۰ نقطه پیرامون چهره و اجزای آن برای ۵۰ داوطلب بین سنین ۱۸ تا ۲۲ سال با BMI متمایل به کمبود وزن، وزن ایده‌آل و متمایل به اضافه وزن، ویژگی‌های چهره را استخراج و از درخت تصمیم برای تخمین BMI استفاده کرده‌اند [۶].

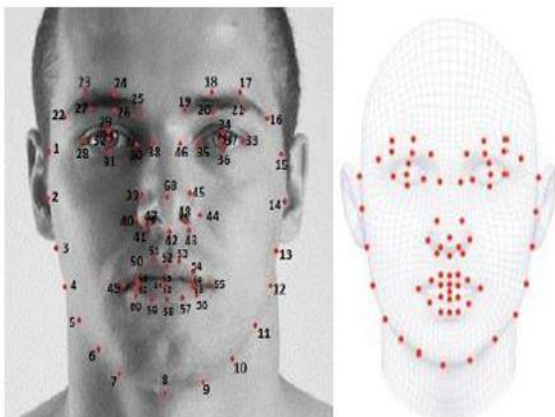
در سال ۲۰۱۹، Jiang و همکاران تصاویر چهره پایگاه داده‌های Morph-II و FIW-BMI (که توسط آن‌ها گردآوری شد) را بر اساس جنسیت و نژاد تفکیک و بررسی نمودند و سپس به مقایسه‌ی بازنمایی‌های هندسی و بازنمایی‌های عمیق و تأثیر هر کدام بر تخمین BMI پرداختند [۷]. یک بازنمایی ۷ بعدی (PIGF) شامل ویژگی‌های چهره LF/FH، ES، PAR، WHR، CWJR، MEH و FW/LFH و یک بازنمایی ۱۳۶ بعدی (PF) شامل



شکل ۱: انواع تقسیم‌بندی شکل چهره (قلبی، گرد، مثلثی، مربعی، کشیده و بیضی) [۱۵]

بعد از محاسبه‌ی مقادیر ویژگی‌ها، به منظور بهبود عملکرد، نرمال‌سازی صورت گرفته و از فرمول ۱ استفاده شده است.

$$n_{ij} = \frac{x_{ij} - x_j^{\min}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}} \quad \text{فرمول ۱}$$



شکل ۲: نقاط مشخص شده بر روی چهره جهت استخراج ویژگی (سمت راست: نقاط در نظر گرفته شده بر اساس مقاله‌ی [۱۶] و سمت چپ: نقاط مشخص شده بر روی نمونه‌ای از تصاویر پژوهش)

در فرمول ۱، x_{ij} اندازه‌ی ویژگی، x_j^{\max} بیشینه‌ی اندازه و x_j^{\min} کمینه‌ی همان ویژگی می‌باشد [۱۷]. همانطور که پیش از این گفته شد در هر مرحله، یک‌بار کل ویژگی‌ها و یک‌بار نیز ویژگی‌های منتخب بر اساس ضریب همبستگی Pearson مورد بررسی قرار گرفته است. ضریب همبستگی Pearson که با r هم آن را نمایش می‌دهند، در سال ۱۸۹۵ معرفی و به عنوان یک شاخص محاسباتی مورد استفاده در اندازه‌گیری ارتباط و وابستگی دو متغیره ارائه شد. مقدار این ضریب بین ۱ تا -۱ قرار دارد و هرچه این عدد به ۱ یا -۱ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی همبستگی قوی‌تری است. مقدار کوچک‌تر از صفر آن نشان‌دهنده‌ی همبستگی منفی و مقدار بزرگتر از صفر، نشان‌دهنده‌ی همبستگی مثبت بین دو متغیر و همچنین مقدار صفر نشان‌دهنده‌ی عدم وجود همبستگی است. فرمول ۲ نحوه‌ی محاسبه‌ی این ضریب را نشان می‌دهد [۵].

می‌تواند از روش تعیین BMI با استفاده از تصاویر چهره استفاده کند. در این پژوهش تلاش شده تا با یافتن ویژگی‌های مناسب و بهره‌گیری از دو روش کلاس‌بندی جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان و مقایسه‌ی عملکرد آن‌ها، افراد را در گروه‌های درست BMI قرار داد. در این مطالعه همچنین تأثیر دسته‌بندی چهره‌ها بر اساس شکل چهره و جنسیت و نیز تأثیر انتخاب ویژگی‌های دارای همبستگی بالاتر با BMI بر عملکرد این دو کلاس‌بند، مورد بررسی قرار گرفته است.

روش کار

در این مطالعه، تصاویر از روبرو گرفته شده با حالت چهره‌ی خنثی و بدون احساس، ۹۷ زن و ۹۲ مرد سفیدپوست، سیاه پوست و آسیایی بین سنین ۱۸ تا ۸۱ سال همراه با اطلاعات قد و وزن افراد، که در سایت 3d.sk [۱۴] قابل دستیابی است، بررسی شده است. پس از محاسبه‌ی BMI افراد $(4/51 \pm 23/41)$ ، به دلیل اندک بودن تعداد افراد دارای چاقی مفرط، این افراد در گروه اضافه وزن جای گرفتند. در مجموع ۱۳۸ نفر در بازه‌ی وزن نرمال و ۵۱ نفر در بازه‌ی اضافه وزن قرار گرفت. جهت یکسان‌سازی تصاویر، چهره‌ها صاف و در مرکز تصویر تنظیم شده‌اند. برای انتقال چهره‌ها به مرکز تصویر، بر اساس پایین‌ترین نقطه‌ی بینی، تصاویر را به میزان فاصله‌ی تعیین شده‌ی از این نقطه برش داده و از طرف دیگر برای صاف کردن چهره در تصاویر، بر اساس زاویه‌ی خط واصل بین دو مردمک چشم با خط افق، تصاویر به شکل درستی چرخش داده شده‌اند. سپس جهت راحت‌تر شدن تعیین نقاط مورد نظر در چهره، کلیه‌ی تصاویر به ابعاد 300×300 و درجه خاکستری (Grayscale) تبدیل گردیده‌اند.

این پایگاه داده در سه مرحله با تقسیم‌بندی‌های متفاوت و در هر مرحله یک‌بار بر اساس کل ویژگی‌ها و بار دیگر با ویژگی‌های منتخب بر اساس ضریب همبستگی Pearson، مورد ارزیابی قرار گرفت. در این پژوهش دو شکل چهره‌ی مربعی و قلبی در یک کلاس کلی به نام چهره‌ی مربعی و سه شکل مثلثی (الماسی)، بیضی و کشیده در یک خانواده‌ی کلی به نام بیضی قرار گرفته‌اند. دسته‌ی سوم هم متعلق به گروه چهره‌ی گرد می‌باشد. بر همین اساس چهره‌ها به ۷۶ چهره‌ی بیضی شامل ۵۷ نفر وزن نرمال و ۱۹ نفر اضافه وزن، ۵۰ چهره‌ی گرد شامل ۳۰ مورد وزن نرمال و ۲۰ مورد اضافه وزن و ۶۳ چهره‌ی مربعی شامل ۵۱ مورد وزن نرمال و ۱۲ مورد اضافه وزن تقسیم گردیده‌اند. در شکل ۱، انواع تقسیم‌بندی شکل چهره نشان داده شده است [۱۵]. گروه زنان و مردان نیز به ترتیب شامل ۱۰ و ۴۱ مورد اضافه وزن است.

به منظور تعیین و اندازه‌گیری مقادیر ویژگی‌های چهره، نقاطی مطابق شکل ۲ بر روی تصاویر چهره در نظر گرفته شد [۱۶].

در جدول ۱، تعداد ۶۴ ویژگی از مقالات [۲-۶] و ۱۰۰ ویژگی جدید در نظر گرفته شده، معرفی گردیده است. این ویژگی‌های جدید به صورت فونت ایتالیک در جدول نشان داده شده‌اند.

جدول ۱: ویژگی‌های استخراج شده از چهره

نماد	ویژگی	نماد	ویژگی	نماد
۱	Cheekbone	JWLFH	عرض گونه [۴، ۶]	نسبت عرض فک به LFH
۲	Jaw	BCJ_FH	عرض فک [۴، ۶]	نسبت BCJ به ارتفاع ۱
۳	CWJR	BCJ_SecH	نسبت عرض گونه به فک [۲-۵]	نسبت BCJ به ارتفاع ۲
۴	FHeight*	BCJ_LFH	ارتفاع ۱: از نقطه‌ی بین چشم‌ها تا بالای لب	نسبت BCJ به LFH
۵	SecHeight	LCB_FH	ارتفاع ۲: از نقطه‌ی بین چشم‌ها تا وسط لب [۴]	نسبت LCB به ارتفاع ۱
۶	CWFHR	LCB_SecH	نسبت عرض گونه به ارتفاع ۱ [۲]	نسبت LCB به ارتفاع ۲
۷	CWSecHR	LCB_LFH	نسبت عرض گونه به ارتفاع ۲ [۳-۵]	نسبت LCB به LFH
۸	JWSecHR	Nose_HNose	نسبت عرض فک به ارتفاع ۲ [۴]	نسبت فاصله‌ی افقی بینی به ارتفاع بینی
۹	BCJ	Lips_Hlips	فاصله‌ی دو نقطه ۳ و ۱۳ [۴، ۶]	نسبت فاصله‌ی افقی لب به ارتفاع لب
۱۰	LLE و LRE	Distp1_p2FH	طول چشم راست و طول چشم چپ [۴، ۶]	نسبت Distp1_p2 به ارتفاع ۱ (۷ و ۹)، (۵ و ۱۱)، (۶ و ۱۰)
۱۱	TLengthE	Distp1_p2SecH	طول کلی چشم‌ها (فاصله‌ی دورترین نقاط چشم از هم) [۴، ۶]	نسبت Distp1_p2 به ارتفاع ۲ (۷ و ۹)، (۵ و ۱۱)، (۶ و ۱۰)
۱۲	HLE و HRE	Distp1_p2LFH	ارتفاع چشم راست و چشم چپ [۴، ۶]	نسبت Distp1_p2 به LFH (۷ و ۹)، (۵ و ۱۱)، (۶ و ۱۰)
۱۳	HLRL و HLRR	Distp1_p2NH	نسبت ارتفاع به طول چشم (چشم راست و چشم چپ) [۴]	نسبت Distp1_p2 به ارتفاع بینی (۷ و ۹)، (۵ و ۱۱)، (۶ و ۱۰)
۱۴	CWLFH	NHSecH و NHFH و NHLFH	نسبت عرض گونه به ارتفاع پایین تر چهره [۳، ۵]	نسبت ارتفاع بینی به ارتفاع ۱، ارتفاع ۲ و LFH
۱۵	ES	Area p1,p2,p3	میانگین سائز چشم‌ها [۳، ۵]	مساحت مثلث بین سه نقطه (۴۴، ۱۲، ۱۳)، (۴۹، ۵، ۴)، (۵۵، ۱۲، ۱۱) (۸۰، ۴، ۱)، (۸۰، ۱۵، ۱۲)، (۴۰، ۴، ۳) (۱۵، ۱، ۴۲)، (۴۹، ۵، ۱)، (۵۵، ۱۵، ۱۱) (۴، ۱۲، ۴۲)
۱۶	IPOPJP_4,28,30 IPOPJP_12,28,30 IPOPJP_12,33,35 IPOPJP_4,33,35	Sum1= Sum(Area((3,4,40), (13,12,44))) Sum2= Sum(Area((4,5,49), (11,12,55))) Sum3= Sum(Area((1,5,49), (11,15,55))) Sum4= Sum(Area((1,4,8), (12,15,8))) Sum5= Sum(Area((42,1,15), (42,12,4)))	زاویه‌ی بین نقاط گوشه‌ی درونی و گوشه‌ی بیرونی چشم و فک سمت راست و چپ [۴]	مجموع مساحت مثلث‌ها
۱۷	IPHPJP_4,29,30 IPHPJP_12,29,30 IPHPJP_12,34,35 IPHPJP_4,34,35	BCJ_Sum(i)	زاویه‌ی بین نقاط گوشه‌ی درونی چشم، پلک بالا و فک در سمت راست و چپ [۴]	نسبت BCJ تا Sum5 به Sum1
۱۸	angleHo_28,29 angleHo_33,34	Jaw_Sum(i)	زاویه‌ی بین پلک بالایی و گوشه‌ی بیرونی چشم و خط افق [۴]	نسبت Sum1 تا Sum5 به عرض فک
۱۹	Slpdg(1,...,14)	Cheek_Sum(i)	شیب خط بین هر دو نقطه مجاور در کانتور پیرامون چهره (Slope_Edge) [۶]	نسبت Sum1 تا Sum5 به عرض گونه
۲۰	SLPRatio(1,...,13)	Fheight_Sum(i)	نسبت slope_edge‌های مجاور [۶] (Slope_Ratio)	نسبت Sum1 تا Sum5 به ارتفاع ۱
۲۱	LCB	SecHeight_Sum(i)	فاصله‌ی دو نقطه ۲ و ۱۴ [۶]	نسبت Sum1 تا Sum5 به ارتفاع ۲

جدول ۱: ویژگی‌های استخراج شده از چهره

ویژگی	نماد	ویژگی	نماد
نسبت $Sum5$ تا $Sum1$ به LFH	$LFH_Sum(i)$	فاصله‌ی بین دو نقطه‌ی گوشه‌ی درونی چشم‌ها [۴، ۶]	INE
نسبت $Sum5$ تا $Sum1$ به ارتفاع بینی	$Hnose_Sum(i)$	فاصله‌ی افقی بینی (نقاط ۴۰ و ۴۴) [۶]	Nose
نسبت $Sum(j)$ به $Sum(i)$	$SR41, SR31, SR21$	ارتفاع بینی [۴]	HNose
$SR(ij)$	$SR43, SR42, SR32$		
نسبت $Area42,12,4$ به $Area42,1,15$	$ratio108$	فاصله‌ی افقی لب [۶]	Lips_D
نسبت مساحت مثلث منتخب به BCJ	$BCJ_Area42,1,15$ $BCJ_Area42,12,4$	ارتفاع لب [۶]	HLips
نسبت مساحت مثلث منتخب به Jaw	$Jaw_Area42,1,15$ $Jaw_Area42,12,4$	فاصله‌ی افقی دو نقطه $p1$ و $p2$ [۶] (۱۱ و ۵)، (۱۰ و ۶) و (۹ و ۷)	Distp1_p2
نسبت مساحت مثلث منتخب به عرض گونه	$Cheek_Area42,1,15$ $Cheek_Area42,12,4$	نسبت عرض فک به ارتفاع ۱	JWFHR
نسبت مساحت مثلث منتخب به ارتفاع ۱	$Fheight_Area42,1,15$ $Fheight_Area42,12,4$	نسبت طول کلی به مجموع ارتفاع چشم‌ها	TLSHR
نسبت مساحت مثلث منتخب به ارتفاع ۲	$SecHeight_Area42,1,15$ $SecHeight_Area42,12,4$	ارتفاع پایین‌تر چهره (نقطه‌ی بین چشم‌ها تا چانه)	LFH*
نسبت مساحت مثلث منتخب به LFH	$LFH_Area42,1,15$ $LFH_Area42,12,4$	نسبت LFH به ارتفاع ۲	LFH_SecH
نسبت مساحت مثلث منتخب به ارتفاع بینی	$Hnose_Area42,1,15$ $Hnose_Area42,12,4$	نسبت LFH به ارتفاع ۱	LFH_FH

* این دو ویژگی به تنهایی در محاسبات سایر مقالات لحاظ نشده‌اند، بلکه همواره نسبتی از آن‌ها در نظر گرفته شده است. در این پژوهش این دو به تنهایی به عنوان ویژگی در نظر گرفته شده‌اند.

یافته‌ها

در مرحله‌ی انتخاب ویژگی با استفاده از ضریب همبستگی Pearson، در هر گروه ویژگی‌هایی که با BMI ارتباط قوی‌تری داشته‌اند مشخص شده است. در جدول ۲ این ویژگی‌های منتخب به تفکیک هر گروه قابل دسترسی است.

در گروه اول به ترتیب ویژگی‌های $IPHPJP_12,34,35$ ، $IPOPJP_4,28,30$ ، $IPOPJP_12,33,35$ ، $Dist5_11$ ، $Area4,5,49$ ، $HNose_sum2$ و $HNose_sum3$ همبستگی قوی‌تری با BMI دارند. در گروه بیضی، $Dist5_11$ ، $SecHeight_Sum3$ ، $FHeight_Sum3$ ، $HNose_Sum4$ و $HNose_Sum3$ در گروه گرد، $IPOPJP_4,28,30$ ، $IPOPJP_12,33,35$ ، $IPHPJP_12,34,35$ ، $Area4,5,49$ و $IPHPJP_4,29,30$ و در گروه مربعی، LFH_SecH ، $CWJR$ و $IPOPJP_12,33,35$ بیشترین همبستگی را با BMI دارند. این ویژگی‌ها در گروه زنان $IPOPJP_12,33,35$ ، $IPOPJP_4,28,30$ و $SLPRatio_9$ و در گروه مردان $Dist6_10$ ، $Dist5_11$ ، $Dist6_10$ و $SecHeight_Sum3$ است.

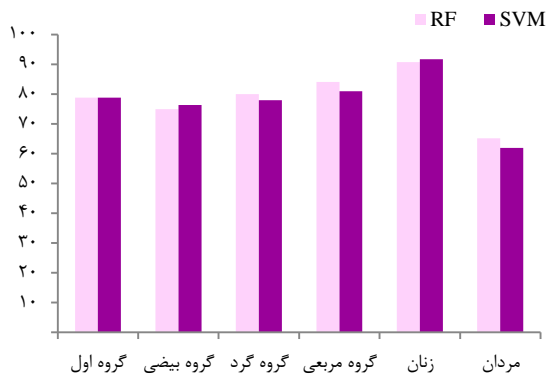
در گام بعد، برای هر گروه یک‌بار تأثیر کل ویژگی‌های جدول ۱ و بار دیگر تأثیر ویژگی‌های منتخب جدول ۲ بر عملکرد الگوریتم‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان سنجیده شد.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad \text{فرمول ۲:}$$

از بین ویژگی‌ها، آن‌هایی انتخاب می‌شوند که مقدار ضریب همبستگی Pearson بیشتر از ۰/۴۰ داشته باشند. پس از این گام، با استفاده از این ویژگی‌ها، عملکرد کلاس‌بند جنگل تصادفی در تعیین کلاس BMI بررسی و با عملکرد ماشین بردار پشتیبان مقایسه شده است. جنگل تصادفی اولین بار در سال ۲۰۰۱ معرفی شد [۱۸]. یک روش یادگیری ماشین، که یک گروه از یادگیرهای ضعیف (Weak learner) از درختان تصمیم جهت ساخت یک یادگیر قوی (Strong learner) برای بهبود عملکرد دسته‌بندی و بدون هرس کردن درختان می‌سازد [۱۹، ۲۰]. هر درخت به طور مجزا پاسخ هدف را تخمین می‌زند و سپس جنگل تصادفی، رأی اکثریت را به عنوان پاسخ و نتیجه‌ی نهایی انتخاب می‌کند [۲۱]. از جمله مزایای جنگل تصادفی می‌توان به عملکرد سریع و مؤثر آن و درختان تصمیم برای بسیاری از کاربردهای دسته‌بندی چند کلاسه [۲۲]، قابلیت استفاده در داده‌های بیولوژیکی غیرخطی، مقاومت به نویز، سادگی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های یادگیری گروهی [۲۳]، عملکرد خوب برای داده‌های با ابعاد بالا [۲۰] و کارایی مناسب هم در مسائل کلاس‌بندی و هم در مسائل رگرسیون اشاره کرد.

جدول ۲: ویژگی‌های منتخب بر اساس ضریب همبستگی Pearson برای هر گروه

گروه اول						
IPOPJP_12,33,35	Sum2	Area1,5,49	Jaw	HNose_Sum2	LFH_Sum2	FHeight_Sum3
IPOPJP_4,28,30	Sum3	Area4,5,49	CWJR	HNose_Sum3	LFH_Sum3	FHeight_Sum2
IPHPJP_12,34,35	BCJ	Cheek_Sum2	Dist5_11	HNose_Sum4	Slpdg_9	SLPRatio_9
IPHPJP_4,29,30	BCJ_Sum2	Cheek_Sum3	Dist6_10			
گروه دوم						
چهره‌ی بیضی						
IPOPJP_4,28,30	Area1,4,8	Dist5_11LFH	HNose_Sum1	Slpdg_2	Sum1	LFH_Sum3
IPOPJP_12,33,35	Area1,5,49	Dist5_11NH	HNose_Sum2	Slpdg_9	Sum2	LFH_Sum4
IPHPJP_4,29,30	Area4,5,49	Dist5_11SecH	HNose_Sum3	Slpdg_13	Sum3	SecHeight_Sum1
IPHPJP_12,34,35	Area12,15,8	Dist6_10LFH	HNose_Sum4	SLPRatio_9	Sum4	SecHeight_Sum2
FHeight_Area42,12,4	Area42,12,4	Dist6_10NH	HNose_Sum5	HLRR	BCJ	SecHeight_Sum3
Cheek_Area42,12,4	Area11,15,55	Dist6_10SecH	Cheek_Sum1	TLSHR	BCJ_Sum3	SecHeight_Sum4
HNose_Area42,12,4	Area13,12,44	Jaw	Cheek_Sum3	JWSecHR	BCJ_Sum4	FHeight_Sum1
SecHeight_Area42,12,4	Dist5_11	Jaw_Sum3	Cheek_Sum4	JWLFH	LFH_Sum1	FHeight_Sum3
LFH_Area42,12,4	Dist6_10	Jaw_Sum4	CWJR	LCB	LFH_Sum2	FHeight_Sum4
چهره‌ی گرد						
IPOPJP_4,28,30	Area11,12,55	CWJR	Dist5_11	LFH_Sum3	SR21	Slpdg_14
IPOPJP_12,33,35	Area12,15,8	Cheekbone	Dist6_10	Jaw	SR32	SLPRatio_9
IPHPJP_4,29,30	Area4,5,49	Cheek_Sum2	BCJ	Jaw_Sum2	SR42	FHeight_Sum2
IPHPJP_12,34,35	Area1,4,8	Cheek_Sum3	BCJ_Sum2	Sum2	TLSHR	FHeight_Sum3
IPHPJP_4,34,35	Area1,5,49	Cheek_Sum4	LFH	Sum3	Slpdg_7	
Area11,15,55	HNose_Sum2	LCB	LFH_Sum2	Sum4	Slpdg_13	
چهره‌ی مربعی						
Jaw_Area42,1,15	IPOPJP_12,33,35	LFH_SecH	HLRR	HNose_Sum2	SR21	SecHeight_Sum2
LFH_Area42,1,15	IPHPJP_4,29,30	Dist5_11	Lips_HLips	Cheek_Sum2	Sum2	FHeight_Sum2
IPOPJP_4,28,30	IPHPJP_12,34,35	CWJR				
گروه سوم						
زنان						
IPOPJP_4,28,30	IPHPJP_4,29,30	LFH_Sum2	SLPRatio_9	SLPRatio_12	Slpdg_6	Slpdg_7
IPOPJP_12,33,35	IPHPJP_12,34,35	Slpdg_9				
مردان						
IPOPJP_4,28,30	SecHeight_Sum4	CWJR	Dist6_10	Jaw	HNose_Sum2	FHeight_Sum1
IPHPJP_4,29,30	Area12,15,8	Cheek_Sum2	Dist6_10FH	JWFHR	HNose_Sum3	FHeight_Sum2
IPHPJP_12,34,35	Area4,5,49	Cheek_Sum3	Dist6_10LFH	JWLFH	HNose_Sum4	FHeight_Sum3
SecHeight_Area42,1,15	Area1,5,49	Dist5_11	Dist6_10NH	JWSecHR	Sum2	FHeight_Sum4
SecHeight_Area42,12,4	Area11,15,55	Dist5_11FH	Dist6_10SecH	LFH_Sum2	Sum3	SLPRatio_9
SecHeight_Sum1	LCB	Dist5_11LFH	BCJ_LFH	LFH_Sum3	Sum4	SLPRatio_4
SecHeight_Sum2	LCB_SecH	Dist5_11NH	BCJ_FH	LFH_Sum4	Slpdg_9	BCJ
SecHeight_Sum3	Dist5_11SecH	BCJ_SecH				



نمودار ۱: عملکرد جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) با کل ویژگی‌های جدول ۱

بر اساس تکنیک Leave-one-out cross validation، عملکرد الگوریتم جنگل تصادفی با تعداد درختان ۲۰، ۵۰، ۷۰ و ۱۰۰ و نیز عملکرد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با هسته‌های مختلف RBF، Linear و polynomial بررسی شد. در جدول ۳ بهترین عملکرد هر الگوریتم و تعداد درخت یا نوع هسته‌ای که باعث کسب این نتیجه شده، گردآوری گردیده است. همانطور که در جدول ۳ قابل مشاهده است، با انتخاب ویژگی‌های دارای ارتباط قوی‌تر با BMI، عملکرد بهبود می‌یابد. نمودار ۱ و ۲ نشان‌دهنده نحوه عملکرد جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان بر اساس ویژگی‌های جدول ۱ و ویژگی‌های جدول ۲ است.

جدول ۳: مقایسه‌ی بهترین عملکرد جنگل تصادفی با ماشین بردار پشتیبان

گروه‌ها	روش‌ها	کل ویژگی‌ها		ویژگی‌های منتخب	
		تنظیم پارامتر	بالاترین دقت	تنظیم پارامتر	بالاترین دقت
گروه اول	جنگل تصادفی	۷۸/۸۳	۷۰ درخت	تنظیم پارامتر	۷۰ درخت
	ماشین بردار پشتیبان	۷۸/۸۳	RBF, linear	تنظیم پارامتر	۸۱/۴۸
گروه دوم (بیضی)	جنگل تصادفی	۷۵	۵۰ درخت	تنظیم پارامتر	۲۰ درخت
	ماشین بردار پشتیبان	۷۶/۳۱	Polynomial	تنظیم پارامتر	۷۹/۸۹
گروه دوم (گرد)	جنگل تصادفی	۸۰	۵۰ درخت	تنظیم پارامتر	۲۰ درخت
	ماشین بردار پشتیبان	۷۸	linear	تنظیم پارامتر	۸۲
گروه دوم (مربعی)	جنگل تصادفی	۸۴/۱۲	۲۰ درخت	تنظیم پارامتر	۷۰ درخت
	ماشین بردار پشتیبان	۸۰/۹۵	RBF	تنظیم پارامتر	۸۴/۱۲
گروه سوم (زنان)	جنگل تصادفی	۹۰/۷۲	۷۰ درخت	تنظیم پارامتر	۷۰ درخت
	ماشین بردار پشتیبان	۹۱/۷۵	linear	تنظیم پارامتر	۹۱/۷۵
گروه سوم (مردان)	جنگل تصادفی	۶۵/۲۱	۲۰ درخت	تنظیم پارامتر	۷۰ درخت
	ماشین بردار پشتیبان	۶۱/۹۵	linear	تنظیم پارامتر	۶۶/۳

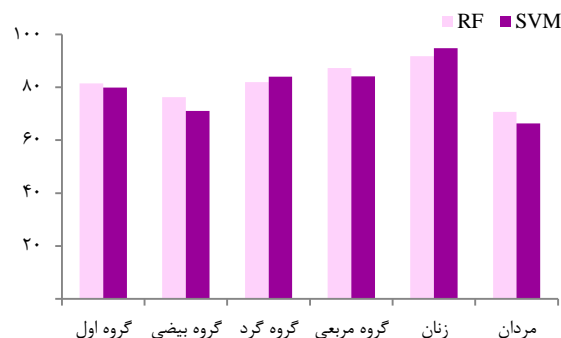
زنان، ۱۰ درصد و در گروه مردان، ۷۵ درصد از ویژگی‌های جدید انتخاب شده است.

در بررسی مطالعات پیشین، در مقاله‌ی Lee و همکاران، بهترین عملکرد برای مردان بالای ۶۰ سال (۸۳/۳ درصد) و گروه زنان ۲۱ تا ۴۰ سال (۸۰/۸ درصد) بود [۴].

در مطالعه‌ی Jiang و همکاران، در پایگاه داده‌ی FIW-BMI، گروه مردان بهترین عملکرد کلی $۰/۳ \pm ۷۹/۱$ درصد و گروه زنان بهترین عملکرد کلی $۰/۸ \pm ۷۵/۷$ را داشته‌اند. در پایگاه داده‌ی Morph-II، در گروه مردان سیاه‌پوست و مردان سفیدپوست، بهترین عملکرد کلی به ترتیب $۰/۴ \pm ۷۸/۴$ و $۰/۶ \pm ۷۶/۷$ درصد و در گروه زنان سیاه‌پوست و سفیدپوست، بهترین عملکرد کلی به ترتیب $۰/۸ \pm ۷۰/۳$ و $۰/۸ \pm ۷۳/۲$ درصد بود [۷].

در مطالعه‌ی Jiang و همکاران، بالاترین دقت‌ها برای پایگاه داده‌ی Morph-II، برای مردان سیاه‌پوست و سفیدپوست به ترتیب ۷۷ و $۷۵/۶$ درصد و برای زنان سیاه‌پوست و سفیدپوست به ترتیب $۶۷/۳$ و $۷۳/۸$ درصد بود. این دقت در پایگاه داده‌ی VIP-attribute برای گروه مردان، $۷۲/۶$ درصد و گروه زنان، ۸۵ درصد می‌باشد [۸].

نتایج پژوهش انجام شده نشان داد که استفاده از ویژگی‌های منتخب به جای کل ویژگی‌ها، باعث بهبود عملکرد شده و دقت عملکرد جنگل تصادفی در گروه زنان و مردان به ترتیب $۹۱/۷۵$ و $۷۰/۶۵$ و دقت عملکرد ماشین بردار پشتیبان در گروه زنان و مردان به ترتیب $۹۴/۸۴$ و $۶۶/۳$ درصد بود. در تقسیم‌بندی چهره‌ها به گروه‌های بیضی، گرد و مربعی نیز جنگل تصادفی در گروه چهره‌ی مربعی با دقت $۸۷/۳$ درصد و ماشین بردار پشتیبان در گروه‌های چهره‌ی مربعی و گرد به ترتیب با دقت‌های $۸۴/۱۲$ و ۸۴ درصد بهترین عملکرد را در مقایسه با سایر گروه‌ها داشته‌اند. با توجه به عملکرد الگوریتم‌ها در گروه اول (بهترین عملکرد جنگل تصادفی



نمودار ۲: عملکرد جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) با ویژگی‌های منتخب در جدول ۲

بحث

مطالعات بسیاری در مورد ارتباط BMI و ویژگی‌های چهره، همراه با تقسیم‌بندی نژادی و جنسیتی، انجام شده است. اما در این پژوهش، تفکیک نژادی انجام نشد و صرفاً چهره‌ها بر اساس شکل و جنسیت تقسیم شدند تا دقت الگوریتم‌ها در حالت استفاده از کل ویژگی‌ها و استفاده از ویژگی‌های منتخب بررسی شود. مقایسه‌ی نمودار ۱ و ۲ نشان داد که در حالت انتخاب کل ویژگی‌ها، جنگل تصادفی در گروه گرد، مربعی و مردان، عملکرد بهتری نسبت به ماشین بردار پشتیبان داشت و با استفاده از ویژگی‌های منتخب در جدول ۲، عملکردش در گروه اول، بیضی، مربعی و مردان از ماشین بردار پشتیبان بهتر است. از طرف دیگر، استفاده از ویژگی‌های جدول ۲، عملکرد کلی هر دو الگوریتم را نسبت به استفاده از کل ویژگی‌ها بهبود داد. همچنین نتایج جدول ۲ نشان داد، در گروه اول، ۵۶ درصد، در گروه دوم شکل چهره‌ی بیضی، ۷۴ درصد، در گروه دوم شکل چهره‌ی گرد، ۶۰ درصد و در گروه دوم شکل چهره‌ی مربعی، ۵۸ درصد از ویژگی‌های منتخب از میان ویژگی‌های جدید بوده و همچنین با تقسیم‌بندی چهره بر اساس جنسیت، در گروه

افراد را مبتنی بر ویژگی‌های چهره تعیین نمود. اهمیت کاربردی یافته‌های این پژوهش، توسعه‌ی سیستم‌های پزشکی از راه دور و همچنین حذف محدودیت‌های ابزارهای اندازه‌گیری می‌باشد تا پزشکان بتوانند با کمک گرفتن از روش پیشنهادی به افراد، بخصوص در شرایط پاندمی، کمک کنند. به نظر می‌رسد که انجام یک پژوهش تکمیلی با نمونه‌های بیشتر و متنوع‌تر و نیز مطالعه‌ی بیشتر ویژگی‌های چهره می‌تواند مسیر خوبی برای پژوهش‌های آتی باشد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله از داوران محترم به خاطر توجه و ارائه نظرات دقیق پیرامون این پژوهش کمال تشکر و قدردانی را دارند.

تضاد منافع

در این پژوهش بین نویسندگان هیچ گونه تعارضی در منافع وجود ندارد.

سهم نویسندگان

تمامی نویسندگان به یک اندازه در آماده سازی این مقاله مشارکت داشته‌اند.

ملاحظات اخلاقی

ندارد.

حمایت مالی

ندارد.

REFERENCES

- Coetzee V, Perrett DI, Stephen ID. Facial adiposity: a cue to health? Perception. 2009; 38(11):1700-11. [DOI: [10.1068/p6423](https://doi.org/10.1068/p6423)] [PMID]
- Coetzee V, Chen J, Perrett DI, Stephen ID. Deciphering faces: Quantifiable visual cues to weight. Perception. 2010; 39(1):51-61. [DOI: [10.1068/p6560](https://doi.org/10.1068/p6560)] [PMID]
- Pham DD, Do JH, Ku B, Lee HJ, Kim H, Kim JY. Body mass index and facial cues in Sasang typology for young and elderly persons. Evid Based Complement Alternat Med. 2011; 2011:749209. [DOI: [10.1155/2011/749209](https://doi.org/10.1155/2011/749209)] [PMID]
- Lee BJ, Jang JS, Kim JY. Prediction of body mass index from facial features of females and males. International Journal of Bio-Science and Bio-Technology. 2012;4(3):45-62.
- Wen L, Guo G. A computational approach to body mass index prediction from face images. Image and Vision Computing. 2013; 31(5):392-400. [DOI: [10.1016/j.imavis.2013.03.001](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2013.03.001)]
- Tai CH, Lin DT. A Framework for Healthcare Everywhere: BMI Prediction Using Kinect and Data Mining Techniques on Mobiles. In Mobile Data Management (MDM), 2015 16th IEEE International Conference on 2015 Jun 15 (Vol. 2, pp. 126-129). IEEE. [DOI: [10.1109/MDM.2015.40](https://doi.org/10.1109/MDM.2015.40)].
- Jiang M, Shang Y, Guo G. On visual BMI analysis from facial images. Image and Vision Computing. 2019;89:183-96. [DOI: [10.1016/j.imavis.2019.07.003](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2019.07.003)]
- Jiang M, Guo G, Mu G. Visual BMI estimation from face images using a label distribution based method. Computer Vision and Image Understanding. 2020;197-198:102985. [DOI: [10.1016/j.cviu.2020.102985](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2020.102985)]
- Carré JM, McCormick CM, Mondloch CJ. Facial structure is a reliable cue of aggressive behavior. Psychological Science. 2009;20(10):1194-8. [DOI: [10.1111/j.1467-9280.2009.02423.x](https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2009.02423.x)] [PMID]
- Hehman E, Leitner JB, Freeman JB. The face-time continuum: Lifespan changes in facial width-to-height ratio impact aging-associated perceptions. Pers Soc Psychol Bull. 2014;40(12):1624-36. [DOI: [10.1177/0146167214552791](https://doi.org/10.1177/0146167214552791)] [PMID]
- Wilson JP, Rule NO. Facial trustworthiness predicts extreme criminal-sentencing outcomes. Psychol Sci. 2015;26(8):1325-31. [DOI: [10.1177/0956797615590992](https://doi.org/10.1177/0956797615590992)] [PMID]
- Tjepkema M. Adult obesity. Health Reports (statistics Canada, Catalogue 82-003), 2006;17(3):9-25.
- Somerville LA, List RP, Compton MH, Bruschiwein HM, Jennings D, Jones MK, et al. Real-world outcomes in cystic fibrosis telemedicine clinical care in a time of a global pandemic. Chest. 2022;161(5):1167-79. [DOI: [10.1016/j.chest.2021.11.035](https://doi.org/10.1016/j.chest.2021.11.035)] [PMID]
- <https://www.3d.sk/.2020>.
- Bansode NK, Sinha PK. Face shape classification based on region similarity, correlation and fractal dimensions. IJCSI. 2016;13(1):24-31. [DOI: [10.20943/IJCSI-201602-2431](https://doi.org/10.20943/IJCSI-201602-2431)]
- Sagonas C, Antonakos E, Tzimiropoulos G, Zafeiriou S, Pantic M. 300 faces in-the-wild challenge: Database and results. Image and Vision Computing. 2016;47:3-18. [DOI: [10.1016/j.imavis.2016.01.002](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2016.01.002)]
- Jahan A, Edwards KL. A state-of-the-art survey on the influence of normalization techniques in ranking: Improving the materials selection process in engineering design. Materials and Design. 2015;65:335-42. [DOI: [10.1016/j.matdes.2015.05.042](https://doi.org/10.1016/j.matdes.2015.05.042)]

- [10.1016/j.matdes.2014.09.022](https://doi.org/10.1016/j.matdes.2014.09.022)
18. Fernández-Blanco E, Aguiar-Pulido V, Munteanu CR, Dorado J. Random Forest classification based on star graph topological indices for antioxidant proteins. *J Theor Biol.* 2013;317:331-7. [DOI: [10.1016/j.jtbi.2012.10.006](https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2012.10.006)] [PMID]
 19. Zhu X, Du X, Kerich M, Lohoff FW, Momenan R. Random forest based classification of alcohol dependence patients and healthy controls using resting state MRI. *Neurosci Lett.* 2018;676:27-33. [DOI: [10.1016/j.neulet.2018.04.007](https://doi.org/10.1016/j.neulet.2018.04.007)] [PMID]
 20. Zhao H, Chen X, Nguyen T, Huang JZ, Williams G, Chen H. Stratified over-sampling bagging method for random forests on imbalanced data. In *Pacific-Asia Workshop on Intelligence and Security Informatics 2016* Apr 19. Springer, Cham. pp. 63-72.
 21. Montillo A, Ling H. Age regression from faces using random forests. *ICIP., 2009 16th IEEE International Conference on* 2009 Nov 7 IEEE. p. 2465-8. [DOI: [10.1109/ICIP.2009.5414103](https://doi.org/10.1109/ICIP.2009.5414103)]
 22. Shotton J, Sharp T, Kipman A, Fitzgibbon A, Finocchio M, Blake A, Cook M, Moore R. Real-time human pose recognition in parts from single depth images. *Proceedings / CVPR, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 56(1):1297-304. [DOI: [10.1109/CVPR.2011.5995316](https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995316)]
 23. Menze BH, Kelm BM, Masuch R, Himmelreich U, Bachert P, Petrich W, Hamprecht FA. A comparison of random forest and its Gini importance with standard chemometric methods for the feature selection and classification of spectral data. *BMC bioinformatics.* 2009;10(1):213. [DOI: [10.1186/1471-2105-10-213](https://doi.org/10.1186/1471-2105-10-213)]