ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

Journal of Police Medicine

ORIGINAL ARTICLE OPEN ACCESS

Bone Age Assessment Using Content-Based Image Retrieval System Using VGG-19 Deep Neural Network

Behnam DorostkarYagouti[1 PhD], **Kambiz Rahbar**[2 * PhD], **Fatemeh Taheri**[2 PhD Candidate]

[1] Department of Information & Communication, Amin University, Tehran, Iran.
[2] Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

ABSTRACT

AIMS: Bone age assessment is often performed to assess growth and to diagnose many endocrine disorders. Bone age represents a common index to define skeletal maturity. X-ray of the hand is the most common way to assess bone age. The current research was conducted to evaluate and estimate bone age using content-based image recovery.

MATERIALS AND METHODS: This observational study was conducted in 2023 on the collection of "Atlas of digital images of the hand" including 1389 x-ray images of the bones of the hand. The images of this collection include four races of Asian, Black, Caucasian, and Spanish, and the samples were selected from both male and female genders. The number of samples for each person under 10 years old was five samples and for people over 10 years old was 10 image samples. The age of each bone image sample was pre-determined by two professional radiologists. In this method, bone age assessment was done with the help of an image retrieval system and using a deep neural network. To reduce the search time, reducing the dimensions of the feature vector was done with the help of principal components analysis. The results of the proposed approach were quantitatively calculated by calculating the weighted average of the absolute error. The implementation and statistical analysis of the proposed method were also done with MATLAB version 2022a software.

FINDINGS: The data set used included bone X-ray images of people aged 1 to 18 years. Bone age assessment was done by recovering similar samples and calculating the weighted average of the absolute error. The evaluation results showed an error rate of 0.29 years equivalent to 3.5 months for the samples evaluated in the dataset.

CONCLUSION: Based on this research, bone age assessment with the help of image recovery is an effective method for estimating bone age. Therefore, experts in this field can use this method to verify and detect the age of people without identity documents and other related matters.

KEYWORDS: Bone Age Measurement; Bone Growth; Hand Bone; Wrist Bone

How to cite this article:

DorostkarYagouti B, Rahbar K, Taheri F. *Bone Age Assessment Using Content-Based Image Retrieval System Using VGG-19 Deep Neural Network*. J Police Med. 2023;12(1):e15.

***Correspondence:**

Address: DehHaghi (Ahang) St. South Nabard Blvd. Pirouzi St. Tehran. Postal Code: 1777613651
Mail: k_rahbar@azad.ac.ir

Article History:

Received: 28/04/2023
Accepted: 20/06/2023
ePublished: 09/07/2023

Copyright © 2023, Journal of Police Medicine | This open access article is licensed under a *Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License*

INTRODUCTION

With the development of medical imaging devices, medical image production has increased significantly in recent years. Efficient management and retrieval of medical image datasets improve the prevention process and society's health. It is challenging to provide an accurate diagnosis while maintaining efficiency. Based on past studies, images that show a similar pathological condition help physicians and radiologists diagnose, record radiological reports, and plan treatment [1]. Content-based image retrieval is a process in which similar images are identified and retrieved from an extensive database of images using search image content representation. Therefore, medical image retrieval systems have been considered in various fields of education, diagnosis, and care [2] and many other fields. Accurate and fast retrieval of images from image databases is the main challenge of this field. This challenge is more important in recovering medical images due to the sensitivities associated with diagnosing and identifying abnormalities.

Image retrieval approaches

Image retrieval approaches are divided into three categories. In the first approach, text-based image retrieval, retrieval is performed based on the similarity of search and database image keywords. For this purpose, specialists in that field must add and save keywords that describe the image for all images in the database. For example, in reference [3], a text-based image retrieval method is presented for mammography image retrieval. In this method, experts have added explanations in the form of keywords for all the images of the dataset. These descriptions include normal, patient, age, and other descriptive information about the image. The limitations of this method, including the addition of keywords manually or a detailed description of the patient's condition, have been considered from various aspects of the content-based image retrieval approach. In the second approach, content-based image retrieval, image search, and retrieval are done based on the similarity of the visual content of the search image and database images. In this method, extracting and producing an effective feature vector that accurately describes image features such as color, texture, and shape is very important [4, 5]. In the third approach, semantic-based image retrieval, the search is based on combining the previous two methods, including text and image. In this approach, by receiving semantic features from the search text and combining and mapping it with the visual features of the image, which is associated with the identification of objects and image segmentation techniques, it reduces the semantic gap and increases the efficiency of image retrieval. For example, in the approach presented in a study in 2023 [6], the combination of clinical records in the form of text and related images of blood cells has been used to detect the progress of the disease in blood cells.

In the content-based image retrieval approach, which is the subject of this research, the method of extracting features from images, based on the similarity measurement of the search image and database images, is divided into two categories: handcraft feature extraction and deep feature extraction. In the handcraft features extraction method, low-level features of the images such as color, texture, and shape are extracted and form a feature vector [7, 8]. HSV histogram, gray level co-occurrence matrix (GLCM), and wavelet-based methods are common methods in extracting color and texture features in the image. For example, in the study of *Mall*, *Singh*, and *Yadav* [9], the texture features in musculoskeletal radiographic images are extracted from the gray-level co-occurrence matrix (GLCM). These features represent the second-order statistical information of the gray levels between neighboring pixels. Since only one feature cannot accurately describe the image, combining low-level features to generate the feature vector is more effective in image retrieval. In the study of *Garg and Dhiman* [10], the combination of texture and color features has been used to extract features from medical images. A feature selector based on particle swarm optimization to reduce the dimensionality of the feature vector is also introduced. In modern content-based image retrieval approaches, low-level features are replaced by deep features using neural networks. Convolutional Neural Networks (CNNs) are usually pre-trained with very large datasets. For this reason, they provide the possibility of extracting features effectively. By applying different filters on the original image, convolution layers extract more complex and deeper features from the image [11].

The following mentions the most effective methods of retrieving content-based medical images based on deep learning. *Gordo* et al. [12] have used a pre-processing step to clean the dataset, pointing out the weakness of networks with deep architecture in noisy image retrieval. They have also used the Siamese network to learn the feature space. *Shamna, Govindan, and Abdul*

Nazeer [4] presented an unsupervised content-based medical image retrieval framework based on visual word spatial matching. In this method, the spatial similarity of visual words is calculated using a similarity measure called the skip similarity index. *Chen* et al. have introduced an image retrieval model based on deep hashing [13]. This method uses multiscale information and hierarchical similarity to learn effective hash codes simultaneously. *Karthik* and *Kamath* have designed an approach for orientation labeling of body parts to reduce the variance in different medical scan images [14]. The learned features are first used to predict the class labels and then to model the feature space to calculate the similarity in the retrieval process. Since integrating features in medical image retrieval is effective in retrieval results due to high-dimensional data and a huge amount of irrelevant information in images, in reference [15], a hybrid method of fine-grained correlation analysis with the help of a deep neural network has been introduced. In this method, the image is first divided into local areas. Then, regions with similar features are labeled with the same label by the clustering algorithm. Finally, the correlation of fine-grained samples and combining different features have led to more distinct information with less redundancy in medical image retrieval. *Kobayashi et al.* also introduced a neural network architecture to analyze the semantic components of medical images with two labels [16]: normal anatomy label and abnormal anatomy label. The normal anatomy label shows the normal anatomy that should be present if the sample is healthy. The introduced algorithm can retrieve images based on the semantic component selected from a Glioma brain magnetic resonance images dataset by calculating similarity based on normal or abnormal anatomical label or combining two labels.

Bone age assessment

In medicine ,human growth is based on age, while biological age can be inferred from bone age .Different human body bones ,such as fingers and wrists ,contain growth areas called growth plates .These plates contain special cells involved in the bone‘s longitudinal growth .Growth plates are easily distinct and recognizable in an X-ray sample .Bone age is important in many fields, such as growth assessment and genetic disease screening .[17] Bones undergo many changes in shape during life .The changes are especially greater during the growth period .The hand is connected to the lower arm through the radius and ulna bones .The bones of the hand consist of three parts :carpal ,metacarpal ,and phalange. These bones form a total of thirty bone parts. Figure 1 shows the different parts of the palmar and wrist bones .The large number of bones in a relatively small spatial number and the relatively low radiation requirement make the hand an ideal organ for X-ray imaging .This causes these areas to appear darker on an X-ray image than the rest of the bone .Biometric features are generally not distinguishable enough to identify individuals but provide additional information about their identity .[18] For this reason ,the assessment of bone age has been considered both in medicine and forensic medicine.

Manual bone age assessment method using) GP(or) TW2 (methods [19] has been common .The GP method determines bone age by comparing the patient‘s radiograph with age ATLAS .The TW2 technique also uses a scoring system that examines 20 specific bones .In both cases ,the bone evaluation method requires considerable time. Since clinical methods are subjective assessments, the accuracy of these methods depends on the physician‘s experience .Recently ,solutions based on neural networks have been considered to evaluate bone age .Current methods based on convolutional neural networks usually rely on detecting key regions in hand bones to predict bone age .[20-22] In the study of *Spampinat* et al. [20], three pre-trained convolutional neural networks are combined with the Bonet model using transfer learning. In the study of *Liang* et al. [22], a region-based convolutional neural network was proposed to identify the centers of carpal bones and assess bone age. In this method, image features are extracted through the convolution layer. Also, areas of interest are automatically identified.

To perform bone age assessment inspired by clinical approaches and aiming to reduce expensive manual annotations, localization of informative regions based on a complete unsupervised learning method, deep learning, and classical machine learning is used in reference [23] to produce a reliable prediction. The pre-trained convolutional neural network automatically extracts image features in the deep learning-based method. For the classical machine learning method, moving edge detection methods have been implemented for feature extraction. Finally, the mean absolute error obtained by CNN is reported due to better results. In the method *Cardoso* et al. [24] presented, the U-Net model is

first used to obtain manually labeled key point regions. After that, a critical point detection model is used to align the hand radiographs in a common coordinate space. In the article by *Escobar* et al. [25], critical points during training are suggested regarding how to place the hand position in the imaging of architecture with manually labeled bounding boxes and annotations. In order to estimate the condition and diagnose the area, it is suggested to use local information to evaluate the bone age. In this method, the MobileNetV3 neural network is used to extract deep features and form the feature vector of each image.

In this research, a bone age assessment method is introduced with the help of an image retrieval system. In this method, the features of each image are extracted using the fully connected layer of the VGG-19 neural network. Compared to other pre-trained neural networks such as *GoogleNe, DenseNet, and ResNet*, the advantage of this network is its simple structure, the number of convolution layers is less, and the number of calculations is less. The number of convolution layers in *GoogleNe, DenseNet, and ResNet* networks is between 22 and 150 layers. Also, the number of learning parameters and computational complexity is much higher.

In contrast, the VGG-19 network has a stack-like structure, including 16 convolutions and three fully connected layers. With fewer convolution layers, this network can effectively extract image features and patterns [26]. Implementing this algorithm on devices with limited computing resources, like mobile phones, is also possible. Then, the image features are extracted using the VGG-19 network. Different features are extracted from the image in this network by applying different filters. These features are suitable for describing image content. Since convolution is a linear operator, the extracted features are also linear.

For this reason, the principal component analysis method is used to reduce the dimensions of the extracted feature vector. The principal component analysis algorithm is suitable for data with linear characteristics. This algorithm is an orthogonal linear transformation that transfers the data to a new coordinate system. This algorithm finds directions that maximize the variance of the data. Similarly, the feature vector of the search image is also extracted. Finally, the most similar images to the search image are retrieved by calculating the Euclidean distance. According to the evaluated samples, the bone age diagnosis of the search image is calculated (**Figure 1**).

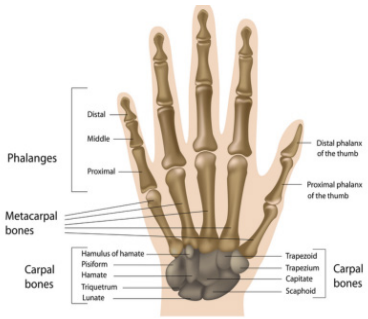


Figure 1) Human palm and wrist bones

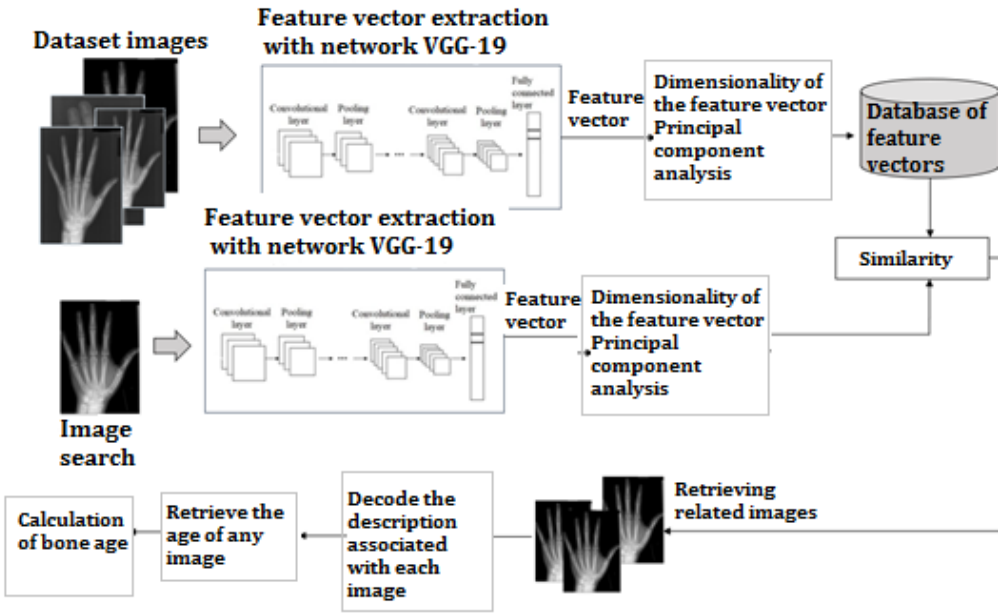


Figure 2) Flowchart of the proposed method of image recovery system

MATERIALS & METHODS

This observational study was conducted in 2023. The tested population was "Digital Hand ATLAS" [27], with 1389 samples of hand images of people aged 1 to 18 years. This collection of images is categorized into four races: Asian, Black, Hispanic, and Caucasian. In addition to race, gender characteristics are also known. The actual age of each sample is also known in advance. Five samples were taken for each age group under ten; ten were taken over ten years old, 440 samples for people under ten years old, and 949 samples for people 10 to 18 years old. **Figure 2** shows the flowchart of the proposed image retrieval method in bone age assessment. First, each image I in the image dataset is fed to the pre-trained network VGG-19 [28]. The feature vector of each image is extracted from FC7 fully connected layer. The sets of feature vectors of dataset images form the initial feature space. All features extracted from images do not have the same role and importance in data separation. By reducing the dimensions of the feature vectors, in addition to maintaining the data structure and maintaining important features, the speed of comparison and search can also be improved. For this purpose, the principal component analysis algorithm is used. This algorithm is one of the feature mapping methods. In the feature mapping method, the nature of the features is changed [29]. This algorithm can preserve the overall structure of the data and represent the data in feature space with lower dimensions. With the help of the dimension reduction method, unnecessary features that often cause inappropriate performance in pattern recognition and retrieval are also removed. After

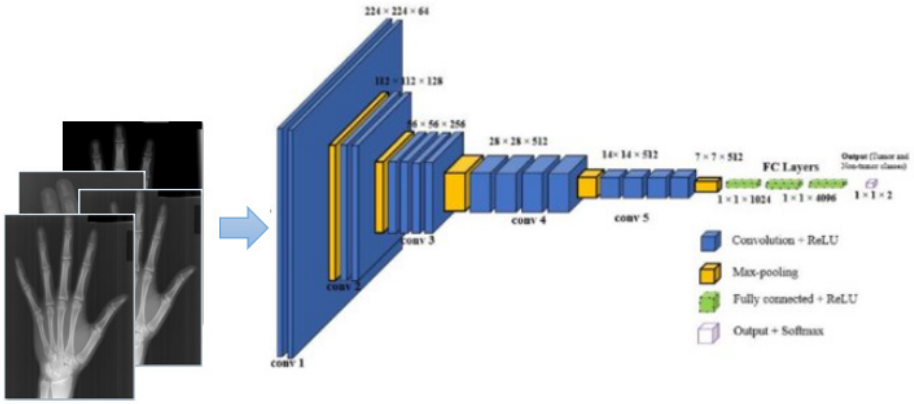


Figure 3) VGG-19 neural network architecture

this step, a new feature vector . For each image I is formed. In this way, a database of new feature vectors is formed for the database images. Similarly, the feature vector of the search image is also extracted . In the similarity measurement stage, the feature vector of the search image and the feature vectors of the database are compared by calculating the Euclidean distance. Then images with the highest degree of similarity to the search image are retrieved. After retrieving similar images, the descriptions related to each image are decoded, and the bone age of each retrieved image is determined. Finally, the retrieved samples are calculated to estimate the bone age for the search image by averaging the bone age.

The VGG-19 deep neural network, whose architecture is shown in **Figure 3**, comprises only convolution layers and an integration layer with a stack-like structure. This network consists of 16 convolution layers and three fully connected layers. First, two convolutional layers with 64 filters with the size of 3*3 filters and then there is a 2×2 maxpooling layer with a straide of 2. This layer is effective in reducing the number of learnable network parameters by reducing the size of feature map. Next, two more convolutional layers with 128 filters with the size of 3*3 filters and a 2*2 max pooling layer and step 2 are placed. Similarly, three convolutional layers with 256 filters with the size of 3*3 filters and one 2*2 max pooling layer with step 2 are included. Two sets, including three convolutional layers with 512 filters with the size of 3*3 filters and a max pooling layer, form the continuation of this network. Finally, the features enter the Fully Connected neural layer as a feature vector with dimensions of 4096. A neural layer with dimensions corresponding to the number of classes forms the last layer of this network. In the proposed method, only the feature vector of the full connection layer has been used as the feature vector. The activator function in all convolutional layers and neural layers is the ReLU function

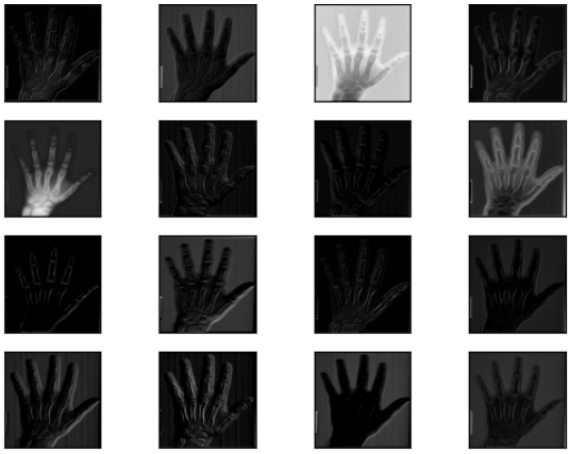


Figure 4) Image visualization resulting from applying the convolution operator on an input image

(Rectified Linear Unit). This function returns zero as output for negative data and exactly the data value for positive data. ReLU's activator function is of interest in deep networks due to its simple mathematical calculations and high modeling speed. The following formula shows the rule of the ReLU function.

$$A(x)=\max(0, x)$$

Different image details are identified by applying different filtering in the convolution layers of the VGG-19 neural network. The representation resulting from the visualization of applying filtering for an input image is shown in **Figure 4**. The displayed images differ in brightness, image edges, and texture pattern recognition. This representation shows that the feature vector obtained from the VGG-19 neural network includes image content features that are hierarchically extracted from the image at different levels. Weighted mean absolute error is an accepted criterion in the quantitative evaluation of bone age assessment results. Let be data with dimensions of k features and represent the actual values of bone age for N samples. The predicted bone age is compared with the actual value . How to calculate this criterion is presented in the equation below. In this equation, is the similarity weight of each retrieval sample. In this method, the age difference of the evaluation sample (reference sample) of the bone age of the five best-retrieved samples is calculated as the weighted mean of the absolute error. The lower this amount is and the closer to zero, it indicates that the retrieved samples are close and similar to the searched sample.

Ethical Permissions: The code of ethics IR has reviewed and approved this research. IAU.SRB.REC.1402.139 in the Islamic Azad University, Science and Research Branch. The ethical principles of the present study were fully respected; maintaining confidentiality and not knowing the identity of people in this dataset is also observed.

Statistical Analysis: The implementation of the proposed method of image retrieval in bone age assessment and analysis of the results was done in MATLAB 2022a software.

FINDINGS

The population evaluated in this study included 1389 hand X-ray image samples. Sample images of this dataset are shown in **Figure 5**. The average number of samples for each age category was 77 samples. These samples were selected from males and females and all four Asian, Black, Hispanic, and Caucasian races. For each test run, the top five retrieved samples and the age of the retrieved samples were compared with the reference sample. For each image, a feature vector equal to 4096 features was extracted. In the next step, by applying the dimension reduction algorithm of principal components analysis, 260 features were considered for each image. The criteria for measuring the similarity of two images, calculating the Euclidean distance between the search image's feature vector and the database images' feature vectors, were considered. The bone age evaluation criterion was the absolute mean of error. The evaluation of the results of the proposed approach was presented in two parts. Quantitative results were examined and compared with other previous methods in the first part. The second part examined the qualitative evaluation of the retrieved images and their relationship with the searched image.

The image retrieval quality in the proposed method was demonstrated by evaluating the retrieval samples for several search image samples in this

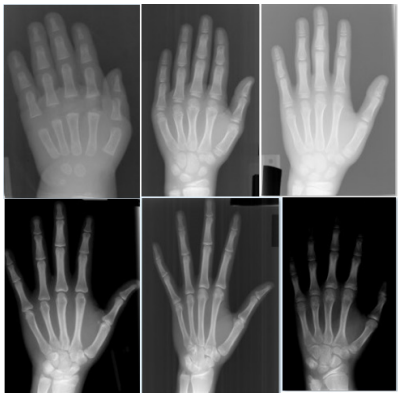


Figure 5) Examples of hand digital image atlas

section. This evaluation was done to check the quality and correlation of the retrieved samples in response to the search image. The average bone age of the top five retrieved samples was used to compare the bone age of the search image. The comparison of retrieval results for three search image samples from four different races is shown in **Table 1**. The first example concerns image 5020 from the hand digital image ATLAS dataset. This image belonged to an 18-year-old person in a group of Asian people. Since the retrieved specimens also belong to the same group, the bone age of the search image was also

Table 1) Sample recovery results

	Retrieval results of top five images from left to right					Sample search
The average bone age 18 years	 Asian age 18 years	 Asian age 18 years	 Asian age 18 years	 Asian age 18 years	 Asian age 18 years	 Asian age 18 years
The average bone age 12.57 years	 Black race, 13 years old	 Black race, 13 years old	 Asian age 13 years	 Asian age 12 years	 Asian age 12 years	 Black race, 12 years old
The average bone age 16.76 years	 Asian age 13 years	 Asian age 16 years	 Asian age 17 years	 Asian age 17 years	 Spanish, age 16 years	 Spanish , age 16 years

Table 2) Comparison of bone age assessment with other methods

Method	Mean absolute error
Method [20]- 2017	0.79
Method [21]- 2021	0.62
Method [24]- 2019	47/1
Method [22]- 2019	0.52
Method [25]- 2020	0.54
suggested method	0.29

confirmed to be 18 years. The second evaluation example in **Table 1** concerns image number 3245, belonging to a 12-year-old black person from the digital hand image ATLAS dataset. Among the retrieved samples, two were related to the group of 12-year-olds, and the other three were related to the group of 13-year-old. The bone age of the search image was estimated to be 12.57 years. This way, the search image was calculated with a 0.6 bone age difference for this sample. The third sample in **Table 1** was image 5103, belonging to a 16-year-old Hispanic person. Among the retrieved samples, three were related to 16-year-old people, one was related to a 17-year-old person, and one was related to an 18-year-old person. This way, the bone age of the search image in this example was estimated to be 16.76 years.

DISCUSSION

The present study investigated the reliability of an automatic bone age assessment method through the image retrieval system. This study showed an error of less than four months in

bone age assessment. The proposed method is comparable with the findings of studies in line with this research, including references (Table 2) [25-20]. The new Bonet network has been introduced in research by combining three neural networks and the transfer learning method to transfer the training domain [20]. This paper's mean absolute error in bone age estimation is reported to be 0.79. In another study, from the pre-trained neural network and by adding more information sources such as gender, the retraining process of the network was performed [21]. The mean error in this method is reported to be 62%. In reference [22], the bone age assessment model through the region-based convolutional neural network (R-CNN) is proposed. This diagnostic method focuses on bone age regression to identify the ossification centers of the epiphysis and carpal bones. In this method, large-scale X-ray images are considered the neural network input.

The average absolute error in this method is reported to be 0.51. In the method presented by *Cardoso* et al., the MobileNet network is used to extract image features to evaluate bone age [24]. The estimation error in this method is reported to be 1.4 years. This method pays attention to the hand's position in the image. The extracted features are limited to certain areas of the image. In this way, the extracted features are considered locally and not globally. This method's bone age assessment error is reported with a mean absolute error of 0.62. Many efforts have been made to increase the accuracy of bone age detection and estimation with the help of deep neural networks. Complex architecture, training time, and providing the number of training samples in the retraining process are among the problems of the mentioned methods. In the proposed method, in addition, to feature extraction, attention was paid to reducing the dimensions of the feature vector in order to reduce the time of comparison with the samples of the dataset. Reducing the dimensions of the feature vector by targeting ineffective features and reducing the comparison time was investigated. The best results showed the error rate with the weighted mean absolute error equal to 0.29 years and 3.4 months. Despite the appropriate performance of the proposed method in assessing and estimating bone age, they are increasing the accuracy of retrieving similar samples by combining local and national characteristics without creating redundancy in the approach of future studies of this research.

Despite the performance of methods based on smart algorithms, it is important to note that bone age assessment should be combined with other research techniques. Also, qualified medical professionals should use this tool to increase accuracy and reliability. This study had limitations, such as more access to internal samples for more detailed evaluations. Although the bone density and growth pattern of the Iranian race is included in the category of Asian samples and has been investigated in the dataset evaluated by "*Digital Hand ATLAS*, "the need to investigate and localize methods based on smart algorithms for the implementation of smart systems in the field of medicine requires the provision of local data.

CONCLUSION

Based on this research, evaluating bone age with the help of image retrieval is an effective method for estimating bone age. Therefore, experts in this field can use this method to verify and detect the age of people without identity documents and other related matters.

Clinical & Practical Tips in POLICE MEDICINE: One of the applications of bone age assessment in police investigations is to determine the age of unknown persons. In cases where a person's age cannot be determined by other means, such as identification or witness testimony, bone age assessment can estimate a person's age based on skeletal maturity. Another use of bone age assessment is in cases of suspected child abuse or neglect. In some cases, it can be challenging to determine the age of a child who has been abused or neglected, especially if the child has been denied proper nutrition or medical care. Using bone age assessment, researchers can estimate a child's age and determine whether the care provided has resulted in normal growth. In addition to the mentioned cases, bone age assessment is also used in cases of human trafficking or illegal immigration where the person's age is unclear or disputed. Using bone age assessment, the maturity or immaturity of a person can be recognized. Also, this information can be used to determine the appropriate legal and social services for the person or the limits of the crime according to the person's age.

Conflict of interest: The authors of the article stated that there is no conflict of interest in the present study.

Authors' Contribution: First author, presenting the idea; second author, presentation, data analysis; third author, data analysis; All the

authors participated in the final writing of the article and its revision, and all of them accept the responsibility for the accuracy and correctness of the contents of the present article by finalizing the present article.

Financial Sources: The current research lacked financial support from government and private authorities.

ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

نشریه طب انتظامی

مقاله اصیل

دسترسی آزاد

ارزیابی سن استخوانی به کمک سیستم بازیابی تصاویرمبتنی بر محتوا با استفاده از شبکه عصبی عمیق VGG-19

بهنام درستکار یاقوتی[۱] PhD، کامبیز رهبر[۲] PhD *، فاطمه طاهری[۲] PhD Candidate

[۱] گروه فناوری اطلاعات وارتباطات، دانشگاه علوم انتظامی امین، تهران.
[۲] گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

چکیده

اهداف: ارزیابی سن استخوان اغلب برای ارزیابی رشد و برای تشخیص بسیاری از اختلالات غدد درون‌ریز انجام می‌شود. سن استخوان نشان‌دهنده یک شاخص رایج برای تعریف بلوغ اسکلتی است. استفاده از عکس اشعه ایکس دست رایج‌ترین روش ارزیابی سن استخوان است. پژوهش حاضر با هدف ارزیابی و تخمین سن استخوانی به کمک بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا انجام شد.

مواد و روش‌ها: این مطالعهٔ مشاهده‌ای، در سال ۱۴۰۲ بر روی مجموعه «اطلس تصاویر دیجیتال دست» شامل ۱۳۸۹ تصویر اشعه ایکس استخوان دست انجام شد. تصاویر این مجموعه شامل چهار نژاد آسیایی، سیاه‌پوست، قفقازی و اسپانیایی است و نمونه‌ها از هر دو جنسیت زن و مرد انتخاب شدند. تعداد نمونه‌ها برای هر فرد زیر ۱۰ سال، پنج نمونه و برای افراد بالای ۱۰ سال، ۱۰ نمونه تصویر بود. سن هر نمونه تصویر استخوانی توسط دو رادیولوژیست حرفه‌ای از قبل مشخص شده بود. در این روش، ارزیابی سن استخوان به کمک سیستم بازیابی تصویر و با استفاده از شبکه عصبی عمیق انجام شد. با هدف کاهش زمان جستجو، کاهش ابعاد بردار ویژگی به کمک تحلیل مؤلفه‌های اصلی انجام شد. نتایج رویکرد پیشنهادی به صورت کمی و با محاسبه میانگین وزنی خطای مطلق صورت گرفت. پیاده‌سازی و تحلیل آماری روش پیشنهادی نیز با نرم‌افزار متلب نسخه 2022a انجام شد.

یافته‌ها: مجموعه دادهٔ مورد استفاده، شامل تصاویر اشعه ایکس استخوان افراد ۱ تا ۱۸ساله بود. ارزیابی سن استخوانی به کمک بازیابی نمونه‌های مشابه و با محاسبه میانگین وزنی خطای مطلق انجام شد. نتایج ارزیابی، نرخ خطای ۰/۲۹ سال معادل ۳/۵ ماه را برای نمونه‌های ارزیابی‌شده در مجموعه داده نشان داد.

نتیجه‌گیری: بر اساس این پژوهش، ارزیابی سن استخوانی به کمک بازیابی تصویر، روشی مؤثر در تخمین سن استخوانی است. بنابراین متخصصان این حوزه می‌توانند از این روش برای تأیید و تشخیص سن افراد بدون مدارک هویتی و سایر موارد مرتبط استفاده کنند.

کلیدواژه‌ها: اندازه گیری سن استخوان، رشد استخوان، استخوان دست، استخوان مچ دست

نحوه استناد به مقاله:

DorostkarYagouti B, Rahbar K, Taheri F. *Bone Age Assessment Using Content-Based Image Retrieval System Using VGG-19 Deep Neural Network.* J Police Med. 2023;12(1):e15.

نویسنده مسئول*:

آدرس پستی: تهران، خیابان پیروزی، بلوار نبرد جنوبی، خیابان ده حقی (آهنگ)، کد پستی: ۱۷۷۷۶۱۳۶۵۱
پست الکترونیکی:
k_rahbar@azad.ac.ir

تاریخچه مقاله:

دریافت: ۱۴۰۲/۰۲/۰۸
پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۳۰
انتشار: ۱۴۰۲/۰۴/۱۸

Copyright © 2023, Journal of Police Medicine | This open access article is licensed under a *Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License*

ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

مقدمه

در سال‌های اخیر با پیشرفت دستگاه‌های تصویر برداری پزشکی، تولید تصاویر پزشکی افزایش چشم‌گیری یافته است. مدیریت و بازیابی کارآمد مجموعه داده‌های تصاویر پزشکی در بهبود فرآیند پیشگیری و ارتقای سطح سلامت در جامعه مؤثر است. ارائه یک تشخیص دقیق با حفظ کارایی، چالش‌برانگیز است. تصاویری که وضعیت پاتولوژیک مشابهی را بر اساس مطالعات گذشته نشان دهند، به پزشکان و رادیولوژیست‌ها در تشخیص، ثبت گزارش‌های رادیولوژیک و برنامه‌ریزی درمان کمک می‌کنند [۱]. بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، فرآیندی است که در آن با استفاده از نمایش محتوای تصویر جستجو، تصاویر مشابه از یک پایگاه داده بزرگ از تصاویر، شناسایی و بازیابی می‌شود. از این رو، سیستم‌های بازیابی تصاویر پزشکی در حوزه‌های مختلف آموزش، تشخیص و مراقبت [۲] و بسیاری حوزه‌های دیگر، مورد توجه قرار گرفته است. بازیابی دقیق و سریع تصاویر از پایگاه داده‌های تصویری چالش اصلی این حوزه محسوب می‌شود. این چالش در بازیابی تصاویر پزشکی به دلیل حساسیت‌های مرتبط با تشخیص و شناسایی ناهنجاری‌ها، از اهمیت بیشتری برخوردار است.

رویکردهای بازیابی تصویر

رویکردهای بازیابی تصویر در سه دسته تقسیم‌بندی می‌شوند. در رویکرد اول، بازیابی تصویر مبتنی بر متن، بازیابی بر اساس تشابه کلمات کلیدی جستجو و کلیدواژگان تصاویر پایگاه داده انجام می‌شود. به این منظور لازم است متخصصان آن حوزه برای تمامی تصاویر پایگاه داده، کلیدواژگانی که توصیف‌کننده تصویر هستند، اضافه و ذخیره کنند. برای نمونه در مرجع [۳] یک روش بازیابی تصویر مبتنی بر متن برای بازیابی تصاویر ماموگرافی ارائه شده است. در این روش برای همه تصاویر مجموعه داده، توضیحاتی به صورت کلیدواژه توسط متخصصان اضافه شده است. این توضیحات شامل حالت‌های نرمال، بیمار، سن و سایر اطلاعات توصیفی تصویر است. محدودیت‌های این روش ازجمله افزودن کلیدواژگان به روش دستی یا توصیف دقیق وضعیت بیمار از جنبه‌های مختلف رویکرد بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا را مورد توجه قرار داده است. در رویکرد دوم، بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، جستجو و بازیابی تصویر بر اساس شباهت محتوای بصری تصویر جستجو و تصاویر پایگاه داده صورت می‌گیرد. در این روش، استخراج و تولید بردار ویژگی مؤثر که توصیف‌کننده دقیقی از ویژگی‌های تصویر مانند رنگ، بافت و شکل باشد، اهمیت بالایی دارد [۴، ۵]. در رویکرد سوم، بازیابی تصویر مبتنی بر معنا، جستجو بر اساس ترکیب دو روش پیشین شامل متن و تصویر، صورت می‌گیرد. در این رویکرد با دریافت ویژگی‌های معنایی از متن جستجو و ترکیب و نگاشت آن با ویژگی‌های بصری تصویر که با شناسایی اشیا و تکنیک‌های قطعه‌بندی تصویر همراه است، به کاهش شکاف معنایی و افزایش کارایی در بازیابی تصویر منجر می‌شود. برای نمونه در رویکرد ارائه‌شده در یک مطالعه در سال ۲۰۲۳ [۶]، برای تشخیص میزان پیشرفت بیماری در سلول‌های خونی از ترکیب سوابق بالینی به صورت متن و تصویر مرتبط سلول‌های خونی استفاده شده است.

در رویکرد بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا که موضوع پژوهش پیش روست، نحوه استخراج ویژگی از تصاویر که مبنای شباهت‌سنجی تصویر جستجو و تصاویر پایگاه داده قرار می‌گیرد، به دو دسته استخراج ویژگی به روش دست‌ساز و استخراج ویژگی به صورت عمیق تقسیم‌بندی می‌شود. در روش استخراج ویژگی‌های دست‌ساز، ویژگی‌های سطح پایین تصویر مانند رنگ، بافت و شکل، استخراج می‌شود و تشکیل بردار ویژگی می‌دهند [۷، ۸]. هیستوگرام HSV، ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستر (GLCM) و روش‌های مبتنی بر موجک روش‌های متداول در استخراج ویژگی‌های رنگ و بافت در تصویر است. برای نمونه در مطالعه *Mall*، *Singh* و *Yadav* [۹]، ویژگی‌های بافت در تصاویر رادیوگرافی اسکلتی-عضلانی از ماتریس هم‌زمانی سطح خاکستری (GLCM) استخراج شده است. این ویژگی‌ها اطلاعات آماری مرتبه دوم سطوح خاکستری بین پیکسل‌های همسایه را نشان می‌دهند. از آنجا که تنها یک ویژگی امکان توصیف دقیق تصویر را ندارد، روش‌هایی که از ترکیب ویژگی‌های سطح پایین برای تولید بردار ویژگی استفاده می‌کنند در بازیابی تصویر، موثرتر عمل می‌کنند. در مطالعه *Garg* و *Dhiman* [۱۰] از ترکیب ویژگی‌های بافت، رنگ برای استخراج ویژگی از تصاویر پزشکی استفاده شده است. یک انتخاب‌گر ویژگی مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای کاهش ابعاد بردار ویژگی نیز معرفی شده است. رویکردهای نوین بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا، ویژگی‌های سطح پایین با ویژگی‌های عمیق با استفاده از شبکه‌های عصبی جایگزین شده است. شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) معمولاً با مجموعه پایگاه داده‌های بسیار بزرگ از قبل آموزش دیده‌اند. به همین دلیل امکان استخراج ویژگی‌ها را به نحو مؤثری فراهم می‌کنند. لایه‌های کانولوشن با اعمال فیلترهای متفاوت بر روی تصویر اصلی، ویژگی‌های پیچیده‌تر و عمیق‌تری از تصویر را استخراج می‌کنند [۱۱].

در ادامه به مؤثرترین روش‌های بازیابی تصاویر پزشکی مبتنی بر محتوا بر پایه یادگیری عمیق اشاره شده است. *Gordo* و همکاران [۱۲] با اشاره به نقطه ضعف شبکه‌های با معماری عمیق در بازیابی تصویر نویزی از یک مرحله پیش‌پردازش برای تمیزکردن مجموعه داده‌ها استفاده کرده‌اند. همچنین از شبکه سیامی (Siamese) برای یادگیری فضای ویژگی استفاده کرده‌اند. *Shamna*، *Govindan* و *Abdul Nazeer* [۴] یک چارچوب بازیابی تصویر پزشکی مبتنی بر محتوا به روش بدون نظارت بر اساس تطابق فضایی کلمات بصری ارائه داده‌اند. در این

ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

روش شباهت فضایی کلمات بصری با استفاده از یک معیار تشابه به نام شاخص شباهت پرش (skip similarity) محاسبه شده است. *Chen* و همکاران، یک مدل بازیابی تصویر مبتنی بر هش عمیق معرفی کرده‌اند [۱۳]. در این روش اطلاعات چندمقیاسی و شباهت سلسله مراتبی برای یادگیری کدهای هش مؤثر به طور همزمان استفاده شده است. *Karthik* و *Kamath* با هدف کاهش واریانسی که در انواع مختلف تصاویر اسکن پزشکی رخ می‌دهد، رویکردی برای برچسب‌گذاری جهت‌گیری قسمت‌های بدن طراحی کرده‌اند [۱۴]. ویژگی‌های آموخته‌شده ابتدا برای پیش‌بینی برچسب‌های کلاس استفاده شده است و سپس برای مدل‌سازی فضای ویژگی برای محاسبه شباهت در فرآیند بازیابی مورد استفاده قرار گرفته است. از آنجا که ادغام ویژگی‌ها در بازیابی تصویر پزشکی به دلیل داده‌های با ابعادی بالا و حجم عظیم اطلاعات نامربوط در تصاویر در نتایج بازیابی مؤثر است، در مرجع [۱۵] یک روش ترکیبی تحلیل همبستگی ریزدانه (Fine-grained) به کمک شبکه عصبی عمیق، معرفی شده است. در این روش ابتدا تصویر به مناطق محلی تقسیم می‌شود. سپس، مناطق با ویژگی‌های مشابه با برچسب مشابه توسط الگوریتم خوشه‌بندی، برچسب گذاری می‌شوند. در نهایت رابطه همبستگی نمونه‌های ریزدانه و ترکیب ویژگی‌های مختلف به اطلاعات متمایزتر با افزونگی کمتر در بازیابی تصویر پزشکی منجر شده است. *Kobayashi* و همکاران نیز یک معماری شبکه عصبی برای تجزیه اجزای معنایی تصاویر پزشکی با دو برچسب معرفی کرده اند [۱۶]. برچسب آناتومی عادی و برچسب آناتومی غیرطبیعی. برچسب آناتومی طبیعی، آناتومی‌های طبیعی را که در صورت سالم بودن نمونه باید وجود داشته باشند، نشان می‌دهند. برچسب آناتومی غیرطبیعی نیز انحراف از روند رشد طبیعی را منعکس می‌کند. با محاسبه شباهت بر اساس برچسب آناتومی طبیعی یا غیرطبیعی یا ترکیبی از دو برچسب، الگوریتم معرفی‌شده می‌تواند تصاویر را بر اساس مؤلفه معنایی انتخاب‌شده از مجموعه داده‌ای متشکل از تصاویر تشدید مغناطیسی مغز گلیوما بازیابی کند.

ارزیابی سن استخوانی

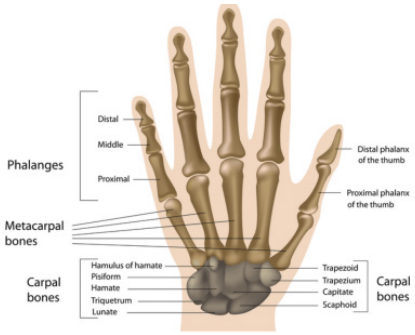
در پزشکی، رشد انسان بر اساس سن در نظر گرفته می‌شود، در حالی که سن بیولوژیکی را می‌توان از سن استخوان استنباط کرد. استخوان‌های مختلف اندام انسان مانند انگشتان و مچ دست، شامل مناطق رشدی موسوم به صفحات رشد هستند. این صفحات شامل سلول‌های خاصی هستند که در رشد طولی استخوان دخیل هستند. صفحات رشد به راحتی در یک نمونه اشعه ایکس متمایز و قابل تشخیص هستند. سن استخوان نقش مهمی در بسیاری از زمینه‌ها، مانند ارزیابی رشد و غربالگری بیماری‌های ژنتیکی دارد [۱۷]. استخوان‌ها در طول عمر دچار تغییرات زیادی در شکل می‌شوند. تغییرات به ویژه در طول دوره رشد بیشتر هستند. دست از طریق استخوان‌های رادیوس و اولنا به پایین بازو متصل می‌شوند. استخوان‌های دست از سه بخش کارپال (carpal)، متاکارپ (metacarp) و فالانژ (phalange) تشکیل شده است. این استخوان‌ها در مجموع سی قسمت استخوانی را تشکیل می‌دهند. شکل ۱ بخش‌های مختلف استخوان کف دست و مچ دست را نشان می‌دهد. تعداد استخوان‌های زیاد در حجم فضایی نسبتاً کوچک و نیاز به تشعشع نسبتاً کم، دست را به عضوی مناسب برای گرفتن عکس‌های اشعه ایکس تبدیل می‌کند. این موضوع موجب می‌شود، این مناطق در یک تصویر اشعه ایکس نسبت به بقیه استخوان‌ها تیره‌تر به نظر برسند. ویژگی‌های بیومتریک به طور کلی برای شناسایی افراد به اندازه کافی تفکیک‌پذیر نیستند، اما برخی از اطلاعات اضافی مربوط به هویت فرد را ارائه می‌دهند [۱۸]. به همین دلیل ارزیابی سن استخوانی هم در حوزه پزشکی و هم حوزه پزشکی قانونی مورد توجه قرار گرفته است.

روش ارزیابی سن استخوان به صورت دستی با استفاده از روش‌های (GP) یا (TW2) [۱۹] متداول بوده است. روش GP سن استخوان را با مقایسه رادیوگرافی بیمار با اطلس سن تعیین می‌کند. تکنیک TW2 نیز بر اساس یک سیستم امتیازدهی است که ۲۰ استخوان خاص را بررسی می‌کند. در هر دو مورد، روش ارزیابی استخوان به زمان قابل توجهی نیاز دارد. از آنجا که روش‌های بالینی یک ارزیابی ذهنی هستند، دقت این روش‌ها وابسته به تجربه پزشک است. در سال‌های اخیر راهکارهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی به منظور ارزیابی سن استخوان مورد توجه قرار گرفته‌اند. روش‌های فعلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنال معمولاً بر تشخیص نواحی کلیدی در استخوان‌های دست برای پیش‌بینی سن استخوان تکیه می‌کنند [۲۲-۲۰]. در مطالعه *Spampinat* و همکاران [۲۰]، با استفاده از یادگیری انتقالی سه شبکه عصبی کانولوشنال از پیش آموزش‌دیده ترکیب و مدل Bonet ارائه شده است. در مطالعه *Liang* و همکاران [۲۲] نیز یک شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر منطقه برای شناسایی مراکز استخوان‌های کارپال و ارزیابی سن استخوان پیشنهاد شده است. در این روش ویژگی‌های تصویر از طریق لایه کانولوشن استخراج می‌شود. همچنین مناطق مورد علاقه به صورت خودکار شناسایی می‌شوند. برای انجام ارزیابی سن استخوانی با الهام از رویکردهای بالینی و با هدف کاهش حاشیه‌نویسی‌های دستی گران‌قیمت، بومی‌سازی مناطق آموزنده بر اساس یک روش یادگیری کامل بدون نظارت، در مرجع [۲۳] از یادگیری عمیق و یادگیری ماشین کلاسیک برای تولید یک پیش‌بینی قابل اعتماد استفاده شده است. برای روش مبتنی بر یادگیری عمیق، از شبکه عصبی کانولوشن از پیش آموزش‌دیده برای استخراج خودکار ویژگی‌های تصویر استفاده شده است. برای روش یادگیری

ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

ماشین کلاسیک نیز، روش‌های تشخیص لبه‌های متحرک برای استخراج ویژگی اجرا شده است. در نهایت، میانگین خطای مطلق به‌دست‌آمده توسط CNN به دلیل نتایج بهتر گزارش شده است. در روش ارائه‌شده توسط Cardoso و همکاران [۲۴]، ابتدا از مدل Net-U برای به‌دست‌آوردن مناطق نقطه کلیدی با برچسب دستی استفاده شده است. پس از آن، یک مدل تشخیص نقطه کلیدی برای تراز کردن رادیوگرافی‌های دست در یک فضای مختصات مشترک استفاده شده است. در مقاله Escobar و همکاران [۲۵] نیز با توجه به نحوه قرارگیری موقعیت دست در تصویربرداری یک معماری با جعبه‌های مرزبندی برچسب‌گذاری‌شده دستی و حاشیه‌نویسی، نکات کلیدی در طول آموزش پیشنهاد شده است. در این روش از اطلاعات محلی موقعیت قرارگیری دست برای ارزیابی سن استخوانی استفاده شده است. در این روش از شبکه عصبی MobileNetV3 برای استخراج ویژگی‌های عمیق و تشکیل بردار ویژگی هر تصویر استفاده شده است.

در این پژوهش به معرفی یک روش ارزیابی سن استخوانی به کمک یک سیستم بازیابی تصویر می‌پردازیم. در این روش ویژگی‌های هر تصویر با استفاده از لایه تمام اتصال شبکه عصبی VGG-19 استخراج می‌شوند. مزیت این شبکه نسبت به سایر شبکه‌های عصبی از پیش آموزش‌دیده مانند GoogleNe، DenseNet و ResNet ساختار ساده و تعداد لایه‌های کانولوشن کمتر و حجم محاسبات کمتر است. تعداد لایه‌های کانولوشن در شبکه‌های GoogleNe، DenseNet و ResNet بین ۲۲ تا ۱۵۰ لایه است. همچنین تعداد پارامترهای یادگیری و پیچیدگی محاسباتی بسیار بیشتر است. در مقابل شبکه VGG-19 با ساختار پشته‌مانند شامل ۱۶ لایه کانولوشن و ۳ لایه کاملاً متصل است. این شبکه با وجود لایه‌های کانولوشن کمتر، قابلیت استخراج ویژگی‌ها و الگوهای تصویر را به نحو مؤثری فراهم می‌کند [۲۶]. اجرای این الگوریتم بر روی دستگاه‌هایی با محدودیت منابع محاسباتی مانند تلفن همراه نیز ممکن است. از این رو ویژگی‌های تصویر با استفاده از شبکه VGG-19 استخراج شده است. در این شبکه با اعمال فیلترینگ‌های متفاوت، ویژگی‌های مختلفی از تصویر استخراج می‌شود. این ویژگی‌ها برای توصیف محتوای تصویر مناسب هستند. از آنجا که کانولوشن یک عملگر خطی است، ویژگی‌های استخراج‌شده نیز دارای خاصیت خطی هستند. به همین دلیل به منظور کاهش ابعاد بردار ویژگی‌های استخراج‌شده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده می‌شود. الگوریتم تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای داده‌های با ویژگی خطی مناسب است. این الگوریتم به عنوان یک تبدیل خطی متعامد تعریف می‌شود که داده‌ها را به یک سیستم مختصات جدید منتقل می‌کند. این الگوریتم جهت‌هایی را که واریانس داده‌ها را بیشینه می‌کنند، می‌یابد. به روش مشابه، بردار ویژگی تصویر جستجو نیز استخراج می‌شود. در نهایت با محاسبه فاصله اقلیدوسی، شبیه‌ترین تصاویر به تصویر جستجو بازیابی می‌شود. به این ترتیب با توجه به نمونه‌های ارزیابی‌شده تشخیص سن استخوانی تصویر جستجو محاسبه می‌شود (شکل ۱).



شکل ۱) استخوان‌های کف دست و مچ انسان

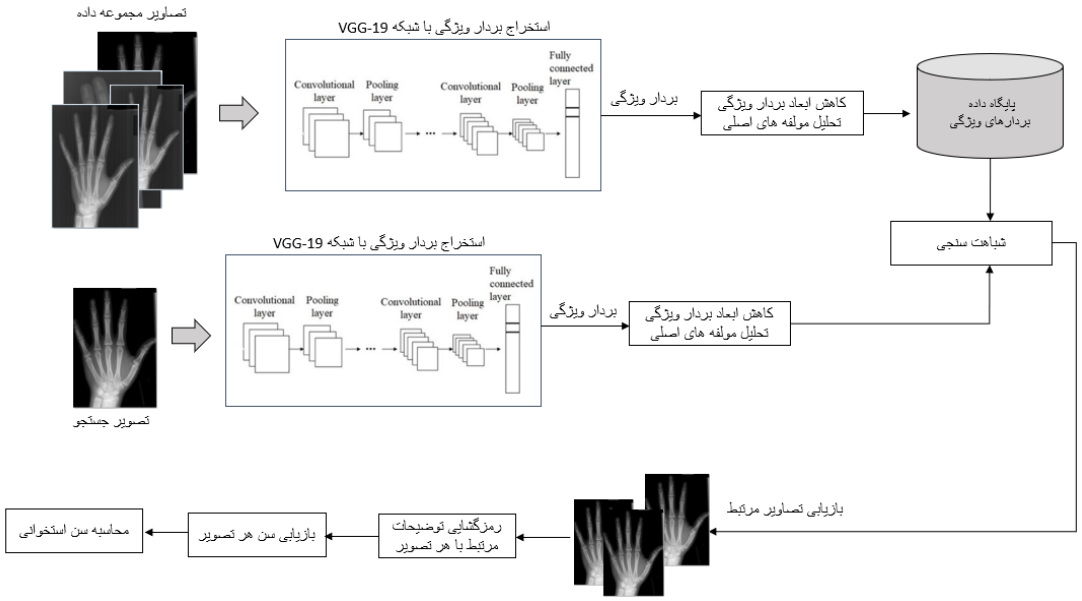
مواد و روش‌ها

این مطالعه مشاهده‌ای در سال ۱۴۰۲ انجام شد. جامعه مورد آزمایش، «اطلس تصاویر دیجیتال دست» [۲۷] با ۱۳۸۹ نمونه تصویر دست افراد ۱ تا ۱۸ساله بود. این مجموعه تصاویر در چهار نژاد آسیایی، سیاه‌پوست، اسپانیایی و قفقازی دسته‌بندی شده‌اند. علاوه بر نژاد، مشخصات جنسیت نیز مشخص است. سن واقعی هر نمونه نیز از قبل مشخص است. برای هر رده سنی زیر ده سال، پنج نمونه و برای افراد بالای ۱۰ سال، ۱۰ نمونه در نظر گرفته شد؛ در مجموع ۴۴۰ نمونه برای افراد زیر ۱۰ سال و ۹۴۹ نمونه برای افراد ۱۰ تا ۱۸ سال. شکل ۲ فلوچارت روش بازیابی تصویر پیشنهادی را در ارزیابی سن استخوانی نشان می‌دهد. ابتدا هر تصویر در مجموعه داده‌های تصویری به شبکه از پیش آموزش‌دیده VGG-19 [۲۸] تغذیه می‌شود. بردار ویژگی هر تصویر از لایه تمام‌اتصال استخراج می‌شود. مجموعه بردارهای ویژگی تصاویر مجموعه داده، فضای ویژگی اولیه را تشکیل می‌دهند. همه ویژگی‌های استخراج‌شده از تصاویر، نقش و اهمیت یکسانی در تفکیک داده‌ها ندارند. با کاهش ابعاد بردارهای ویژگی می‌توان علاوه بر حفظ ساختار اساسی داده و حفظ ویژگی‌های با اهمیت سرعت مقایسه و جستجو را نیز بهبود داد. به این منظور از الگوریتم تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده می‌شود. این الگوریتم از روش‌های نگاشت ویژگی محسوب می‌شود. در روش نگاشت ویژگی، ماهیت ویژگی‌ها تغییر می‌کند [۲۹]. این الگوریتم می‌تواند ساختار کلی داده را حفظ کند و داده را در یک فضای ویژگی با ابعاد پایین‌تر بازنمایی کند. به کمک روش کاهش بعد ویژگی‌های غیرضروری که اغلب موجب عملکرد نامناسب در تشخیص الگو و بازیابی می‌شود نیز حذف می‌شود. پس از این مرحله، بردار ویژگی جدیدی برای هر تصویر تشکیل می‌شود. به این ترتیب، پایگاه

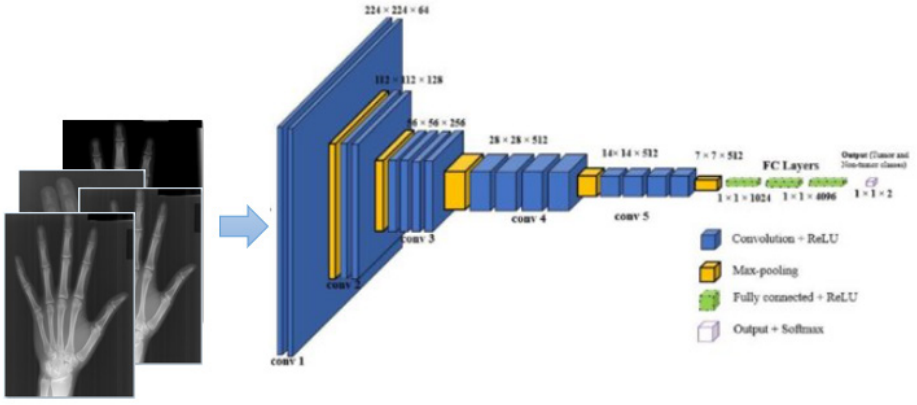
ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

داده بردارهای ویژگی جدید برای تصاویر پایگاه داده تشکیل می‌شود. به روش مشابه، بردار ویژگی تصویر جستجو نیز استخراج می‌شود . در مرحله شباهت‌سنجی بردار ویژگی تصویر جستجو و و بردارهای ویژگی پایگاه داده با محاسبه فاصله اقلیدوسی مقایسه می‌شوند. سپس تصاویری با بیشترین میزان شباهت به تصویر جستجو بازیابی می‌شود. پس از بازیابی تصاویر مشابه رمزگشایی توضیحات مرتبط با هر تصویر انجام می‌شود و سن استخوانی هر یک از تصاویر بازیابی‌شده نیز مشخص می‌شود. در نهایت با میانگین‌گیری سن استخوانی، نمونه‌های بازیابی‌شده تخمین سن استخوانی برای تصویر جستجو محاسبه می‌شود.

شبکه عصبی عمیق VGG-19 که معماری آن در شکل ۳ نشان داده شده است، با ساختاری شبیه پشته تنها از لایه‌های کانولوشن و لایه ادغام تشکیل شده است. این شبکه از ۱۶ لایه کانولوشن و ۳ لایه تمام‌اتصال تشکیل شده است. ابتدا دو لایه کانولوشنی با ۶۴ فیلتر ۳×۳ و سپس یک لایه مکس‌پولینگ ۲×۲ با گام ۲ قرار دارد. این لایه با کاهش اندازه نقشه‌های ویژگی در کاهش تعداد پارامترهای قابل یادگیری شبکه مؤثر است. در ادامه، دو لایه کانولوشنی دیگر با ۱۲۸ فیلتر ۳×۳ و یک لایه ماکس‌پولینگ ۲×۲ و گام ۲ قرار گرفته‌اند. به طور مشابه، سه لایه کانولوشنی با ۲۵۶ فیلتر ۳×۳ و یک لایه ماکس‌پولینگ ۲×۲ با گام ۲ قرار گرفته‌اند. دو مجموعه شامل ۳ لایه کانولوشنی با ۵۱۲ فیلتر ۳×۳ و یک لایه ماکس‌پولینگ ادامه این شبکه را تشکیل می‌دهد. درنهایت، ویژگی‌ها در قالب بردار ویژگی با ابعاد ۴۰۹۶ وارد لایه نورونی تمام‌اتصال (Fully Connected) می‌شود. یک لایه نورونی با ابعادی متناظر با تعداد کلاس‌ها، آخرین لایه این شبکه را تشکیل می‌دهد. در روش پیشنهادی، تنها از بردار ویژگی لایه تمام اتصال به عنوان بردار ویژگی استفاده شده است.



شکل ۲) فلوچارت روش پیشنهادی سیستم بازیابی تصویر



شکل ۳) معماری شبکه عصبی VGG-19

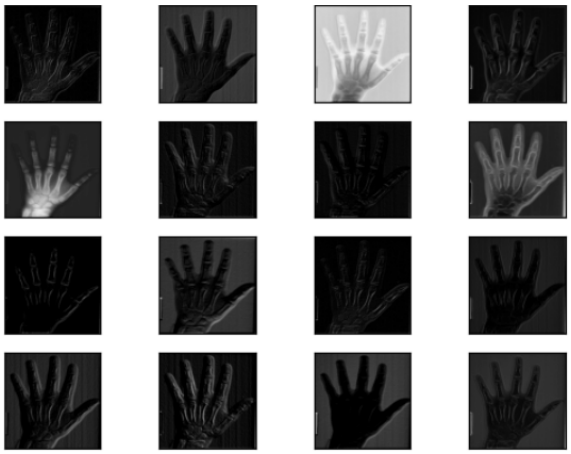
ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

تابع فعال‌ساز در تمامی لایه‌های کانولوشنی و لایه‌های نورونی تابع رِلو (Rectified Linear Unit) است. این تابع برای داده‌های منفی، عدد صفر را به عنوان خروجی و برای داده‌های مثبت دقیقاً مقدار داده را برمی‌گرداند. تابع فعال‌ساز رِلو به دلیل محاسبات ریاضی ساده و سرعت مدل‌سازی بالا در شبکه‌های عمیق مورد توجه است. فرمول ذیل ضابطه تابع رِلو را نشان می‌دهد.

$$A(x)=\max(0, x)$$

با اعمال فیلترینگ‌های مختلف در لایه‌های کانولوشن شبکه عصبی VGG-19 جزییات متفاوتی از تصویر شناسایی می‌شود. نمایش حاصل از بصری‌سازی اعمال فیلترینگ برای یک تصویر ورودی در شکل ۴ نشان داده شده است. تصاویر نشان‌داده‌شده از نظر روشنایی، لبه‌های تصویر و شناسایی الگوی بافتی متفاوت هستند. این نمایش نشان می‌دهد، بردار ویژگی حاصل از شبکه عصبی VGG-19 شامل ویژگی‌های محتوایی تصویر است که به صورت سلسله مراتبی از تصویر در سطوح مختلف استخراج شده است.

در ارزیابی کمی نتایج ارزیابی سن استخوانی میانگین وزنی خطای مطلق، معیار پذیرفته‌شده است. فرض کنید داده‌هایی با ابعاد k ویژگی باشند ونشان‌دهنده مقادیر واقعی سن استخوانی برای نمونه است. سن استخوانی



شکل ۴) بصری‌سازی تصویر حاصل از اعمال اپراتور کانولوشن بر روی یک تصویر ورودی

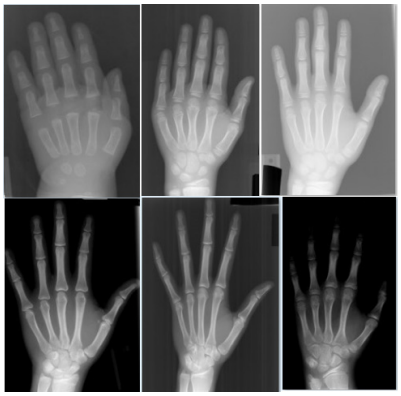
پیش‌بینی‌شده با مقدار واقعی مقایسه می‌شود. نحوه محاسبه این معیار در معادله ذیل ارائه شده است. در این معادله وزن شباهت هر نمونه بازیابی است. در این روش تفاضل سن نمونه ارزیابی (نمونه مرجع) سن استخوانی پنج نمونه برتر بازیابی‌شده به صورت میانگین وزنی خطای مطلق محاسبه می‌شود. هر چه این میزان کمتر و نزدیک به صفر باشد، نشان می‌دهد که نمونه‌های بازیابی‌شده نزدیک و مشابه نمونه مورد جستجو است.

ملاحظات اخلاقی: این پژوهش با با کد اخلاق IR.IAU.SRB.REC.1402.139 در دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، بررسی و به تصویب رسیده است. اصول اخلاقی پژوهش حاضر به صورت کامل رعایت شد؛ حفظ محرمانگی و عدم اطلاع از هویت افراد در این مجموعه داده نیز رعایت شده است.

تجزیه و تحلیل آماری: پیاده‌سازی روش پیشنهادی بازیابی تصویر در ارزیابی سن استخوانی و تجزیه و تحلیل نتایج در نرم‌افزار matlab 2022a انجام شد.

یافته‌ها

جامعه مورد ارزیابی در این مطالعه شامل ۱۳۸۹ نمونه تصویر اشعه ایکس دست بود. نمونه تصاویر این مجموعه داده در شکل ۵ نشان داده شد. میانگین تعداد نمونه‌ها برای هر رده سنی ۷۷ نمونه بود. این نمونه‌ها از دو جنسیت زن و مرد و از هر چهار نژاد آسیایی، سیاه‌پوست، اسپانیایی و قفقازی انتخاب شدند. برای هر بار آزمایش، پنج نمونه برتر بازیابی و سن نمونه‌های بازیابی‌شده با نمونه مرجع مقایسه شد. برای هر تصویر، بردار ویژگی برابر ۴۰۹۶ ویژگی استخراج شد. در مرحله بعد با اعمال الگوریتم کاهش بعد تحلیل مؤلفه‌های اصلی، ۲۶۰ ویژگی برای هر تصویر در نظر گرفته شد. معیار سنجش شباهت دو تصویر، محاسبه فاصله اقلیدوسی، بین بردار ویژگی تصویر جستجو و بردارهای ویژگی تصاویر پایگاه داده در نظر گرفته شد. معیار ارزیابی سن استخوانی نیز میانگین مطلق خطا بود. ارزیابی نتایج رویکرد پیشنهادی در دو بخش ارائه شد. در بخش نخست بررسی نتایج کمی و مقایسه با سایر روش‌های پیشین انجام شد. در بخش دوم، ارزیابی کیفی تصاویر بازیابی‌شده و ارتباط آن با تصویر مورد جستجو بررسی شد.



شکل ۵) نمونه تصاویر اطلس تصاویر دیجیتال دست

کیفیت بازیابی تصاویر در روش پیشنهادی با ارزیابی نمونه‌های بازیابی برای چند نمونه تصویر جستجو در این بخش نشان داده شد. این ارزیابی با هدف بررسی کیفیت و همبستگی نمونه‌های بازیابی، در پاسخ به تصویر جستجو انجام شد. میانگین سن استخوانی پنج نمونه برتر بازیابی‌شده مبنای مقایسه سن استخوانی تصویر جستجو قرار گرفت. مقایسه نتایج بازیابی برای سه نمونه تصویر جستجو از چهار نژاد متفاوت در جدول ۱ نشان داده شد. نمونه نخست، مربوط به تصویر شماره ۵۰۲۰ از مجموعه داده اطلس تصویر دیجیتال دست است. این تصویر متعلق

به فرد ۱۸ساله در گروه افراد آسیایی بود. از آنجا که نمونه‌های بازیابی‌شده نیز مربوط به گروه مشابه است، سن استخوانی تصویر جستجو نیز ۱۸ سال تأیید شد. نمونه دوم ارزیابی در جدول ۱ مربوط به تصویر شماره ۳۲۴۵ متعلق به فردی با ۱۲ سال از نژاد سیاه‌پوست از مجموعه داده اطلس تصویر دیجیتال دست است. از میان نمونه‌های بازیابی‌شده دو نمونه مربوط به گروه افراد ۱۲ سال و سه نمونه دیگر بازیابی‌شده مربوط به گروه افراد ۱۳ساله بود. سن استخوانی تصویر جستجو حدود ۱۲/۵۷ سال تخمین زده شد. به این ترتیب برای این نمونه با ۰/۶ اختلاف سن استخوانی تصویر جستجو محاسبه شد. نمونه سوم در جدول ۱ نیز تصویر ۵۱۰۳ متعلق به فردی ۱۶ساله از نژاد اسپانیایی بود. از میان نمونه‌های بازیابی‌شده، سه نمونه مربوط به افراد ۱۶ساله و یک نمونه مربوط به فرد ۱۷ساله و یک نمونه مربوط به فرد ۱۸ساله بود. به این ترتیب سن استخوانی تصویر جستجو در این مثال برابر ۱۶/۷۶ سال تخمین زده شد.

جدول ۱) نتایج بازیابی نمونه‌ها

	نتایج بازیابی پنج تصویر برتر از چپ به راست					نمونه جستجو
میانگین سن استخوانی ۱۸ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۸ سال	نژاد آسیایی سن ۱۸ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۸ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۸ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۸ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۸ سال
میانگین سن استخوانی ۱۲/۵۷ سال	 نژاد سیاه‌پوست سن ۱۳ سال	 نژاد سیاه‌پوست سن ۱۳ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۳ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۲ سال	 نژاد سیاه‌پوست سن ۱۲ سال	 نژاد سیاه‌پوست سن ۱۲ سال
میانگین سن استخوانی ۱۶/۷۶ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۸ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۶ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۷ سال	 نژاد آسیایی سن ۱۷ سال	 نژاد اسپانیایی سن ۱۶ سال	 نژاد اسپانیایی سن ۱۶ سال

بحث

پژوهش حاضر با هدف بررسی قابلیت اطمینان به یک روش خودکار ارزیابی سن استخوانی از طریق سیستم بازیابی تصویر انجام شد. نتایج در این پژوهش خطای کمتر از ۴ ماه را در ارزیابی سن استخوانی نشان داد. روش پیشنهادی با یافته‌های پژوهش‌های هم راستا با این پژوهش شامل مراجع [۲۵-۲۰] نیز قابل مقایسه است (جدول ۲). در یک پژوهش، ترکیب سه شبکه عصبی و روش یادگیری انتقالی برای انتقال دامنه آموزش به عنوان شبکه جدید *Bonet* معرفی شده است [۲۰]. در این مقاله، میانگین خطای مطلق در تخمین سن استخوانی ۰/۷۹ گزارش شده است. در مطالعه دیگری، از شبکه عصبی پیش‌آموزش‌دیده و با افزودن منابع اطلاعاتی بیشتر مانند جنسیت، فرآیند آموزش مجدد شبکه انجام شده است [۲۱]. میانگین خطا در این روش ۶۲ درصد گزارش شده است. در مرجع [۲۲] مدل ارزیابی سن استخوانی از طریق شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر ناحیه (R-CNN) پیشنهاد شده است. در این روش برای تخمین سن استخوانی، شناسایی مراکز استخوان‌سازی اپیفیز و استخوان‌های کارپال مورد توجه قرار گرفته است. در این روش تصاویر اشعه ایکس در مقیاس بزرگ، به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. میانگین خطای مطلق در این روش ۰/۵۱ گزارش شده است. در روش ارائه‌شده توسط *Cardoso* و همکاران از شبکه MobileNet برای استخراج ویژگی‌های تصویر به منظور ارزیابی سن استخوانی استفاده شده است [۲۴]. خطای تخمین در این روش ۱/۴ سال گزارش شده است. در این روش به موقعیت

ISSN: 2383-3483; Journal of Police Medicine. 2023;12(1):e15

قرارگیری دست در تصویر توجه شده است. ویژگی‌های استخراج‌شده محدود به نواحی خاصی از تصویر شده است. به این ترتیب ویژگی‌های استخراج‌شده به صورت محلی و نه به صورت کلی در نظر گرفته شده است. خطای ارزیابی سن استخوانی در این روش با معیار میانگین خطای مطلق برابر ۰/۶۲ گزارش شده است. تلاش‌های زیادی برای افزایش دقت تشخیص و تخمین سن استخوانی به کمک شبکه‌های عصبی عمیق شده است. معماری پیچیده، زمان آموزش و تأمین تعداد نمونه‌های آموزشی در فرآیند آموزش مجدد از مشکلات روش‌های اشاره شده است.

جدول ۲) مقایسه ارزیابی سن استخوانی با سایر روش‌ها

روش	میانگین خطای مطلق
روش [۲۰]- ۲۰۱۷	۰/۷۹
روش [۲۱]- ۲۰۲۱	۰/۶۲
روش [۲۴]- ۲۰۱۹	۱/۴۷
روش [۲۲]- ۲۰۱۹	۰/۵۲
روش [۲۵]- ۲۰۲۰	۰/۵۴
روش پیشنهادی	۰/۲۹

در روش پیشنهادی علاوه بر استخراج ویژگی به کاهش ابعاد بردار ویژگی جهت کاهش زمان مقایسه با نمونه‌های مجموعه داده توجه شد. کاهش ابعاد بردار ویژگی با حذف ویژگی‌های غیرمؤثر و کاهش زمان مقایسه بررسی شد. بهترین نتایج نرخ خطا با معیار میانگین وزنی خطای مطلق برابر ۰/۲۹ سال و معادل با ۳/۴ ماه را نشان داد. با وجود عملکرد مناسب روش پیشنهادی در ارزیابی و تخمین سن استخوانی افزایش دقت بازیابی نمونه‌های مشابه با ترکیب ویژگی‌های محلی و سراسری بدون ایجاد افزونگی در ویژگی رویکرد مطالعات آتی این پژوهش است.

با وجود عملکرد روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند توجه به این نکته که ارزیابی سن استخوان باید در ترکیب با سایر تکنیک‌های تحقیقاتی مورد استفاده قرار گیرد، دارای اهمیت است. همچنین به منظور افزایش دقت و قابلیت اطمینان، این ابزار باید توسط متخصصان پزشکی واجد شرایط مورد استفاده قرار گیرد. این مطالعه با محدودیت‌هایی از جمله عدم دسترسی به نمونه‌های داخلی جهت ارزیابی‌های دقیق‌تر همراه بود. اگر چه تراکم استخوانی و الگوی رشد نژاد ایرانی در دسته نمونه‌های آسیایی قرار می‌گیرد و در مجموعه داده مورد ارزیابی «اطلس تصاویر دیجیتال دست» بررسی شده است، اما لزوم بررسی و بومی‌سازی روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند برای اجرایی‌سازی سیستم‌های هوشمند در حوزه پزشکی نیاز به تأمین داده‌های بومی دارد.

نتیجه‌گیری

بر اساس این پژوهش، ارزیابی سن استخوانی به کمک بازیابی تصویر، روشی مؤثر در تخمین سن استخوانی است. بنابراین متخصصان این حوزه میتوانند از این روش برای تأیید و تشخیص سن افراد بدون مدارک هویتی و سایر موارد مرتبط استفاده کنند.

نکات بالینی و کاربردی در طب انتظامی: از کاربردهای ارزیابی سن استخوانی در تحقیقات پلیس در تعیین سن افراد ناشناس است. در مواردی که نمی‌توان سن فرد را از راه‌های دیگری مانند مدارک شناسایی یا شهادت شاهد تعیین کرد، ارزیابی سن استخوانی می‌تواند تخمینی از سن فرد بر اساس میزان بلوغ اسکلتی ارائه دهد. یکی دیگر از کاربردهای ارزیابی سن استخوان، موارد مشکوک به کودک‌آزاری یا بی‌توجهی است. در برخی موارد، تعیین سن کودکی که قربانی سوء استفاده یا بی‌توجهی شده است، ممکن است دشوار باشد، به ویژه اگر کودک از تغذیه مناسب یا مراقبت‌های پزشکی محروم شده باشد. با استفاده از ارزیابی سن استخوانی، محققین می‌توانند سن کودک را تخمین بزنند و تعیین کنند آیا مراقبت‌های صورت‌گرفته منجر به رشد طبیعی شده است یا خیر. ارزیابی سن استخوانی علاوه بر موارد ذکرشده در موارد قاچاق انسان یا مهاجرت غیرقانونی که سن فرد نامشخص یا مورد اختلاف است نیز کاربرد دارد. با استفاده از ارزیابی سن استخوانی، بلوغ یا عدم بلوغ فرد قابل تشخیص خواهد بود. همچنین این اطلاعات می‌تواند برای تعیین خدمات حقوقی و اجتماعی مناسب برای فرد یا تعیین حدود جرم با توجه به سن فرد نیز مورد استفاده قرار گیرد.

تعارض منافع: بدین‌وسیله نویسندگان مقاله تصریح می‌نمایند که هیچ‌گونه تعارض منافعی در قبال مطالعه حاضر وجود ندارد.

سهم نویسندگان: نویسنده اول، ارائه ایده؛ نویسنده دوم، ارائه ایده، تحلیل داده‌ها؛ نویسنده سوم، تحلیل داده‌ها؛ همه نویسندگان در نگارش نهایی مقاله و بازنگری آن سهیم بوده و همه با تأیید نهایی مقاله حاضر، مسئولیت دقت و صحت مطالب مندرج در آن را میپذیرند.

منابع مالی: پژوهش حاضر فاقد حمایت مالی از مراجع دولتی و خصوصی بود.

References

1. Silva W, Gonçalves T, Härmä K, Schröder E, Obmann VC, Barroso MC, et al. Computer-aided diagnosis through medical image retrieval in radiology. Sci Report 2022;12(1):1–14. https://www.nature.com/articles/s41598-022-25027-2
2. Mandal D, Rao P, Biswas S. Semi-Supervised Cross-Modal Retrieval with Label Prediction. IEEE Trans Multimed. 2020;22(9):2345–53.

https://arxiv.org/pdf/1812.01391.pdf

3. Safaei AA. Text-based multi-dimensional medical images retrieval according to the features-usage correlation. Med Biol Eng Comput. 2021;59(10):1993–2017. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34415513/
4. Shamna P, Govindan VK, Abdul Nazeer KA. Content-based medical image retrieval by spatial matching of visual words. J King Saud Univ Comput Inf Sci. 2022;34(2):58–71. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.10.002
5. Pathak D, Raju USN. Content-based image retrieval using feature-fusion of GroupNormalized-Inception-Darknet-53 features and handcraft features. Optik (Stuttg). 2021;246. https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2021.167754
6. Takagi Y, Hashimoto N, Masuda H, Miyoshi H, Ohshima K, Hontani H, et al. Transformer-based personalized attention mechanism for medical images with clinical records. J Pathol Inform. 2023; 14:100185. https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.03003
7. Wang X, Du Y, Yang S, Zhang J, Wang M, Zhang J, et al. RetCCL: Clustering-guided contrastive learning for whole-slide image retrieval. Med Image Anal. 2023;83:102645. https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102645
8. Taheri F, Rahbar K, Salimi P. Effective features in content-based image retrieval from a combination of low-level features and deep Boltzmann machine. Multimed Tools Appl. 2022; 2023;1–24. https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-022-13670-w
9. Mall PK, Singh PK, Yadav D. GLCM based feature extraction and medical X-RAY image classification using machine learning techniques. IEEE Conf Inf Commun Technol CICT. 2019. https://ieeexplore.ieee.org/document/9066263
10. Garg M, Dhiman G. A novel content-based image retrieval approach for classification using GLCM features and texture fused LBP variants. Neural Comput Appl. 2023;33(4):1311–28. https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-020-05017-z
11. Kumar A, Kim J, Cai W, Fulham M, Feng D. Content-based medical image retrieval: a survey of applications to multidimensional and multimodality data. J Digit Imaging. 2013;26(6):1025–39. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23846532/
12. Gordo A, Almazán J, Revaud J, Larlus D. End-to-End learning of deep visual representations for image retrieval. Int J Comput Vis. 2017;124(2):237–54. https://dl.acm.org/doi/10.1007/s11263-017-1016-8
13. Chen Y, Tang Y, Huang J, Xiong S. Multi-scale triplet hashing for medical image retrieval. Comput Biol Med. 2023;155:106633. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.106633
14. Karthik K, Kamath SS. A deep neural network model for content-based medical image retrieval with multi-view classification. Vis Comput. 2021;37(7):1837–50. https://link.springer.com/article/10.1007/s00371-020-01941-2
15. Wang X, Lan R, Wang H, Liu Z, Luo X. Fine-grained correlation analysis for medical image retrieval. Comput Electr Eng. 2021;90:106992. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2021.106992
16. Kobayashi K, Hataya R, Kurose Y, Miyake M, Takahashi M, Nakagawa A, et al. Decomposing normal and abnormal features of medical images for content-based image retrieval of glioma imaging. Med Image Anal. 2021;74:102227. https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102227
17. Campbell D, William Garrett Jr by E, Speer KP. Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW3 method). 3rd edition. Cameron. Pp 110. London. 2002. https://doi.org/10.1046/j.1440-1673.2003.01196.x
18. Babaei M, Shirzad J, Keshavarz Meshkin Pham K, Faghih Fard P, eftekhari A. Challenges of Using Biometric Evidence in Identification. J Police Med. 2022; 11(1):e29. http://jpmed.ir/article-1-1100-en.pdf
19. Satoh M. Bone age: assessment methods and clinical applications. Clin Pediatr Endocrinol. 2015;24(4):143. https://doi.org/10.1297%2Fcpe.24.143
20. Spampinato C, Palazzo S, Giordano D, Aldinucci M, Leonardi R. Deep learning for automated skeletal bone age assessment in X-ray images. Med Image Anal. 2017;36:41–51. https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/27816861/
21. Li S, Liu B, Li S, Zhu X, Yan Y, Zhang D. A deep learning-based computer-aided diagnosis method of X-ray images for bone age assessment. Complex Intell Syst. 2022;8(3):1929–39. https://link.springer.com/article/10.1007/s40747-021-00376-z
22. Liang B, Zhai Y, Tong C, Zhao J, Li J, He X, et al. A deep automated skeletal bone age assessment model via region-based convolutional neural network. Futur Gener Comput Syst. 2019;98:54–9. https://doi.org/10.1016/j.future.2019.01.057

23. Wibisono A, Saputri MS, Mursanto P, Rachmad J, Alberto, Yudasubrata ATW, et al. Deep learning and classic machine learning approach for automatic bone age assessment. Conf Intell Robot Syst ACIRS. 2019;235–40. https://ieeexplore.ieee.org/document/8935965

24. Cardoso MJ, Arbel T, Carneiro G, Syeda-Mahmood T, Tavares JMRS, Moradi M, et al., editors. Deep learning in medical image analysis and multimodal learning for clinical decision support. 2017;10553. http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-67558-9

25. Escobar M, González C, Torres F, Daza L, Triana G, Arbeláez P. Hand pose estimation for pediatric bone age assessment. Lect Notes Comput Sci. 2019:531–9. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-32226-7_59

26. Awais M, Long X, Yin B, Chen C, Akbarzadeh S, Abbasi SF, et al. Can pre-trained convolutional neural networks be directly used as a feature extractor for video-based neonatal sleep and wake classification? BMC Res Notes. 2020;13(1):1–6. https://doi.org/10.1186%2Fs13104-020-05343-4

27. De Capitani di Vimercati S, Foresti S, Livraga G, Samarati P. Digital infrastructure policies for data security and privacy in smart cities. Smart Cities Policies Financ. 2022;249–61. https://ipilab.usc.edu/research/baaweb/

28. Liu S, Deng W. Very deep convolutional neural network based image classification using small training sample size. 2016;730–4. https://ieeexplore.ieee.org/document/7486599?denied=

29. Qasim M, Mahmood D, Bibi A, Masud M, Ahmed G, Khan S, et al. PCA-based advanced local octa-directional pattern (ALODP-PCA): A texture feature descriptor for image retrieval. Electron. 2022;11(2):202. https://www.mdpi.com/2079-9292/11/2/202/htm