



تشخیص بیماری‌ها و سرطان‌های پوستی از تصاویر در موسکویی با رویکرد تأثیر استخراج ویژگی از شبکه عصبی کانولوشن و ترکیب طبقه‌بندها در بالا بردن سرعت و دقت تشخیص

Samira.assadzadeh@gmail.com (نویسنده مسئول) * ایران، مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، واحد مرودشت، دانشکده کامپیوتر، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مرودشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرودشت، ایران

چکیده

کلیدواژه‌ها

بیماری پوستی،
یادگیری عمیق،
شبکه عصبی کانولوشن،
ترکیب،
طبقه‌بندی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۰۹

تاریخ چاپ: ۱۴۰۱/۰۱/۱۴

زمینه و هدف: بیماری‌ها و سرطان‌های پوستی در جهان بسیار شایع می‌باشند و در صورت تأخیر در شناسایی و درمان، می‌توانند موجب مرگ شوند، هدف از انجام این پژوهش تشخیص بیماری‌ها و سرطان‌های پوستی از تصاویر در موسکویی با رویکرد تأثیر استخراج ویژگی از شبکه عصبی کانولوشن و ترکیب طبقه‌بندها در بالا بردن سرعت و دقت تشخیص بود.

روش کار: برای انجام این پژوهش از ۲۵,۳۳۱ تصاویر درموسکویی متشکل از ضایعات پوستی شامل (۷۰٪ تصاویر آموزشی، ۱۵٪ آزمایشی و ۱۵٪ صحت‌سنجی) استفاده شد. در پیش پردازش داده‌ها، متوازن‌سازی داده‌ها انجام شد، سپس عملیات پاکسازی داده‌ها در جهت حذف نویز مو، و کاهش داده‌ها در جهت قطعه‌بندی تصاویر با جداسازی ضایعه از پوست سالم انجام شد، در فرایند بعدی با طراحی شبکه عصبی کانولوشن، داده‌های آموزشی جهت استخراج ویژگی‌ها، آموزش داده شده و با ترکیب طبقه‌بندها یک سیستم خودکار تشخیص بیماری‌های پوستی در تصاویر درموسکویی ایجاد و ارزیابی شد.

یافته‌ها: در روش پیشنهادی حذف نویز مو، کیفیت تصاویر را افزایش داده همچنین جداسازی ضایعه از پوست سالم به صورت بهینه در سرعت بخشیدن به پردازش تصاویر جهت استخراج ویژگی‌های سطح بالا در شبکه عصبی کانولوشن طراحی شده و افزایش دقت تشخیص و طبقه‌بندی برای ایجاد یک سیستم خودکار تشخیصی، از ویژگی‌های این پژوهش نسبت به سایر تحقیقات است.

نتیجه‌گیری: با توجه به نتایج پژوهش، استفاده از سیستم خودکار تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌ها و سرطان‌های پوستی در جهت مراقبت‌های مرتبط با سلامت توصیه می‌شود.

تعارض منافع: گزارش نشده است.
منبع حمایت‌کننده: حامی مالی ندارد.

شیوه استناد به این مقاله:

Asadzadeh S, Rezaei Z. Diagnosis of Skin Diseases and Cancers from Dermoscopic images with Feature Extraction Impact Approach from Convolutional Neural Network and Ensemble Classification in Increasing the Speed and Accuracy of Diagnosis. Razi J Med Sci. 2022;29(1):131-143.

*انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با 3.0 CC BY-NC-SA صورت گرفته است.

Diagnosis of Skin Diseases and Cancers from Dermoscopic Images with Feature Extraction Impact Approach from Convolutional Neural Network and Ensemble Classification in Increasing the Speed and Accuracy of Diagnosis

- Samira Asadzadeh: MSc, Department of Computer Engineering, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran (* Corresponding author) Samira.assadzadeh@gmail.com
Zahra Rezaei: Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran

Abstract

Background & Aims: The modern world today allows images to be received and stored digitally. To get better results, it is sometimes necessary to make changes to these images. These changes pursue three main goals: image processing, analysis, and comprehension. For this reason, computer image processing systems have been developed to perform these operations with better speed and accuracy. Four major processes occur in these systems: preprocessing, image quality enhancement, image conversion, and image classification and analysis. In these methods, using mathematics, rules have been created by the computer to simulate human visual elements, and it is an aspect of image analysis that is used for specific purposes. Skin imaging systems provide the ability to process images in high volume and with minimal time and cost, as well as increase the accuracy of diagnosis and classification of diseases. These systems, fatigue, human error and other weaknesses that the diagnostician can suffer. Do not have it (1). The first step in diagnosing skin diseases and analyzing digital images of patients with skin lesions is to take a color photograph of the lesion area. One of the most valid methods for this is the use of a dermoscopic device (2). Dermoscopy, also known as dermatoscopy, is an effective tool for dermatologists involved in early diagnosis. Using dermoscopically evaluated pigmented lesions, abnormal structural features are detected and the border of the lesions is accurately observed (3). Accordingly, benign lesions can be detected without the need for biopsy. Dermoscopy increases the accuracy of the diagnosis and helps GPs to correctly identify people with suspected lesions who need to be referred to a specialist. Dermoscopy is also effective in diagnosing non-pigmented skin lesions and inflammatory dermatoses. In dermoscopy, the skin is examined using a special microscope (4).

Methods: The proposed algorithm of this research can be divided into 7 separate steps (loading data set, data integration: data balancing with data amplification or data augmentation technique, data cleaning: clearing images to remove hair noise, slicing images to separate skin from skin Healthy, data conversion: data preparation, convolution neural network design (CNN) and training of the proposed model for image feature extraction, classification combination and mass learning by majority voting method). Which was implemented in Python language in Google Colombine environment and supervised.

For this study, 25,331 dermoscopic images consisting of skin lesions were included (70% educational images, 15% experimental and 15% validation). In data preprocessing, the data were balanced, then the data cleaning operation was

Keywords

Skin Disease,
Deep Learning,
Convulsive Neural
Network,
Composition,
Classification

Received: 29/01/2022

Published: 03/04/2022

performed to remove hair noise, and the data reduction operation was performed to segment the images by separating the lesion from healthy skin. In the next process By designing the convolution neural network, training data were extracted for feature extraction, and by combining the classifiers, an automated system for diagnosing skin diseases was created and evaluated in dermoscopic images.

Results: In the proposed method of hair noise removal, the quality of images is increased and also the separation of the lesion from healthy skin is optimally designed to accelerate image processing to extract high-level features in the convolutional neural network and increase the accuracy of diagnosis and classification to create An automated diagnostic system is a feature of this study compared to other studies. According to the research results, the use of an automated system for the diagnosis and classification of skin diseases and cancers for health-related care is recommended.

Conclusion: Today, the applications of artificial intelligence are not hidden from anyone. Among these, machine learning as one of the most important branches of this field has a special place in all sciences. Deep learning has proven its worth by using the basics of artificial neural networks in solving many issues in the field of medical image processing such as classification. Experts also based on various experiences of using training methods to conclude that there is no single specific training algorithm that can be successful for all applications and has the highest accuracy. Hence they suggest combined learning. According to the important results, although each of the algorithms had a successful performance individually, but combining several algorithms with each other has led to higher accuracy and less error-making decisions. This study is a step towards helping physicians and specialists in diagnosing skin diseases and benign and malignant skin cancers and can help GPs or other physicians to better manage high-risk lesions. Secondary triage as well as avoid unnecessary treatments and minimize biopsy, which is an invasive and costly procedure. This research helps to provide health-related care, forecasting and treatment, as well as cost savings for both patients and health care providers. Also, in deprived areas and far from the specialist, dermoscopic devices with the help of this algorithm can cause timely treatment and reduce patients' costs and time in the field of diagnosis and, if necessary, referral of patients to the desired specialist. Available as a commercial software package. This software package has the ability to connect to dermoscopic devices. By connecting this software package to dermoscopy, a device is created to quickly diagnose skin diseases and cancers. The greatest value of this dissertation is that it is used as a benchmark for designing future studies and evaluating skin cancer diagnosis techniques in patients who are usually examined by a general practitioner and specialist. The findings of the present study are also consistent with the results of Andre and Pachko (2019) research on the diagnosis of skin cancer based on deep learning and entropy for Perth samples (6).

Conflicts of interest: None

Funding: None

Cite this article as:

Asadzadeh S, Rezaei Z. Diagnosis of Skin Diseases and Cancers from Dermoscopicimages with Feature Extraction Impact Approach from Convolutional Neural Network and Ensemble Classification in Increasing the Speed and Accuracy of Diagnosis. Razi J Med Sci. 2022;29(1):131-143.

***This work is published under CC BY-NC-SA 3.0 licence.**

مقدمه

دنیای مدرن امروز این امکان را فراهم آورده تا تصاویر به صورت دیجیتال دریافت و ذخیره شوند. برای بدست آوردن نتایج بهتر گاهی لازم است تا بر روی این تصاویر تغییراتی صورت گیرد این تغییرات سه هدف عمده را دنبال می کنند: پردازش، آنالیز و درک تصویر. به همین دلیل سیستم های کامپیوتری پردازش تصویر بوجود آمده است تا با سرعت و دقت بهتر بتوان این اعمال را انجام داد. در این سیستم ها چهار فرایند عمده اتفاق می افتد: پیش پردازش، ارتقاء کیفیت تصویر، تبدیل تصاویر و طبقه بندی و آنالیز تصاویر. در این روش ها با استفاده از علم ریاضیات قواعدی برای شبیه سازی المان های بینائی انسان توسط کامپیوتر ایجاد شده است و یک جنبه آنالیز تصاویر است که برای منظورهای خاصی کاربرد دارد. در بیست سال اخیر با افزایش قدرت محاسباتی و پردازشی کامپیوترها و نیز با گسترش تکنیکهای پردازش تصویر تحقیقات مختلفی در جهت تحلیل و تشخیص بیماری های پوستی مانند ملانوما که از خطرناکترین سرطان های پوستی در جهان میباشد انجام شده است. سیستمهای پردازش تصاویر پوستی قابلیت پردازش تصویر در حجم بالا و حداقل زمان و هزینه را فراهم آورده است و همچنین دقت تشخیص و طبقه بندی بیماری ها را افزایش داده است این سیستمها، خستگی، خطاهای انسانی و ضعف های دیگری که شخص تشخیص دهنده می تواند دچار آن شود را ندارند (۱). اولین گام در تشخیص بیماری های پوستی و تحلیل تصاویر دیجیتالی بیمارانی که دارای ضایعات پوستی میباشد گرفتن عکس رنگی از ناحیه دارای ضایعه می باشد برای این کار یکی از معتبرترین روشها، استفاده از دستگاه درموسکوپ می باشد (۲). درموسکوپ که با نام درماتوسکوپ نیز شناخته می شود ابزار موثری برای متخصصین بیماری های پوستی می باشد که در تشخیص به موقع نقش دارد. با استفاده از درموسکوپ ضایعات رنگدانه دار ارزیابی شده، ویژگی های ساختاری غیر نرمال تشخیص داده می شود و مرز ضایعات به دقت مشاهده می شود (۳). بر این اساس ضایعات خوش خیم می تواند بدون نیاز به انجام بیوپسی تشخیص داده شود. انجام درموسکوپ دقت در تشخیص را افزایش می دهد و به پزشکان عمومی کمک می کند تا به درستی افراد مبتلا به ضایعات مشکوک را که نیاز است به متخصص ارجاع داده شوند، شناسایی کنند. درموسکوپ همچنین در

تشخیص ضایعات پوستی غیر پیگمانته و درماتوزهای التهابی نیز موثر می باشد. در درموسکوپ، پوست با استفاده از میکروسکوپ مخصوص مورد معاینه قرار می گیرد (۴).

روش کار

الگوریتم پیشنهادی این تحقیق را می توان به ۷ مرحله مجزا شامل (بارگیری مجموعه داده، یکپارچه سازی داده: متوازن سازی داده ها با تکنیک تقویت داده یا داده افزایی، پاکسازی داده: پاکسازی تصاویر جهت حذف نویز، مو، قطعه بندی تصاویر جهت جداسازی ضایه از پوست سالم، تبدیل داده: آماده سازی داده، طراحی شبکه عصبی کانولوشن (CNN) و آموزش مدل پیشنهادی جهت استخراج ویژگی تصاویر، ترکیب طبقه بندها و یادگیری جمعی با روش رای اکثریت) تقسیم بندی کرد. که با زبان پایتون در محیط گوگل کولب و به صورت نظارت شده پیاده سازی شد.

بارگیری مجموعه داده: این تحقیق یک پژوهش کاربردی با مجموعه داده های شامل ۲۵,۳۳۱ تصویر درموسکوپ متشکل از ضایعات پوستی در ۸ دسته مختلف تشخیصی از مجموعه دیتاست استاندارد منتشر شده توسط (ISIC 2019) مخزن بین المللی تصاویر پوستی جهت اهداف آموزشی و تحقیقات فنی در سال ۲۰۱۹ شامل (۷۰٪ تصاویر آموزشی، ۱۵٪ آزمایشی و ۱۵٪ صحت سنجی) بودند (۵)؛ که در مرحله اول سیستم دسته بندی تصاویر، با استفاده از داده های آموزشی، آموزش داده شد. در مرحله بعد، از داده های صحت سنجی برای ارزیابی عملکرد سیستم پیش از تست آن استفاده شد و در صورتی که عملکرد سیستم روی داده های صحت سنجی رضایت بخش باشد، از سیستم پیاده سازی شده برای پیش بینی برچسب داده های تست استفاده می شود (۵).

متوازن سازی داده ها با تکنیک تقویت داده یا داده افزایی: در پیش پردازش یکی از مهمترین مراحل در یکپارچه سازی داده ها متوازن سازی داده ها در دیتاست می باشد سمت گیری الگوریتمهای دسته بندی استاندارد، بیشتر به سوی کلاس هایی است که تعداد آن ها در دیتاست بیشتر است. این الگوریتم ها فقط تمایل به پیش بینی کلاس اکثریت دارند و در مواجهه با ویژگی های کلاس اقلیت، با آن هابه عنوان نویز برخورد می کنند و اغلب آن ها را نادیده می گیرند. به این ترتیب، احتمال دسته بندی اشتباه کلاس اقلیت در مقایسه با کلاس اکثریت بالاست. رویکردهای

عصبی کانولوشن (CNN) متشکل از نورونها با وزن‌ها و بایاس‌های قابل یادگیری (تنظیم) هستند که استفاده گسترده‌ای در شناسایی الگو و تصاویر دارد و نوعی طبقه بندی با نورون‌های مصنوعی است که داده‌ها را بین یکدیگر مبادله می‌کنند. نورون‌ها ساختار پایه‌ی شبکه‌های عصبی هستند همانطور که عناصر اصلی مغز ما از نورون‌ها تشکیل شده‌اند، نورونها یک ورودی را می‌گیرند، آن را پردازش می‌کند و سپس یک خروجی تولید می‌کند که آن را یا برای پردازش بیشتر به سایر نورون‌ها ارسال می‌کند، و یا خودش خروجی پایانی است. هنگامی که یک ورودی وارد نورون می‌شود، توسط یک وزن بخش بندی می‌شود. برای مثال، اگر یک نورون دو ورودی داشته باشد، هر ورودی یک وزن مربوط به خود را دارد. مقداردهی اولیه‌ی این وزن‌ها به صورت شانسی صورت می‌گیرد و آن‌ها در هنگام پرورش یادگیری، بروزرسانی می‌شوند. پس از شروع فرایند یادگیری، شبکه‌ی عصبی به ورودی‌هایی که از نظرش مهمتر هستند، وزن بیشتری را اختصاص می‌دهد. داشتن وزن صفر نشان‌دهنده‌ی بی اهمیت بودن است. علاوه بر وزن، یکی دیگر از اجزای خطی که روی ورودی تاثیر می‌گذارد، بایاس نام دارد بایاس به حاصل ضرب وزن در ورودی اضافه می‌شود بایاس در واقع به مقدار اضافه می‌شود تا محدوده‌ی مقدار حاصل شده از ضرب وزن در ورودی را تغییر دهد. بایاس آخرین جزء خطی است که به تبدیل ورودی کمک می‌کند. شبکه‌ی عصبی به دنبال یادگیری از طریق تغییرات در وزن‌ها (W) و انحراف‌ها (b) است. اصل یادگیری در شبکه‌های عصبی با تکرار انجام می‌شود. یعنی چندین مرتبه داده‌های یک مجموعه داده (Dataset) به الگوریتم تریق می‌شود و این الگوریتم با کم و زیاد کردن وزن‌ها و انحراف‌ها، می‌تواند تفاوت‌ها را در داده‌های آموزشی تشخیص دهد. پایه‌ی یادگیری در شبکه‌های عصبی تکرار است. یکی از روش‌های بسیار پرکاربرد برای تکرار در شبکه‌های عصبی روش پس انتشار خطا (-Back Propagation Of Error) است. در روش پس انتشار خطا در هر تکرار دو مرحله خواهیم داشت مرحله اول Feed forward که با ضرب داده‌های ورودی در وزن‌ها و سپس جمع آن با انحراف انجام می‌شود سرانجام در همان مرحله به خروجی می‌رسیم که احتمالاً با خروجی واقعی تفاوت دارد اینجاست که توسط تابع ضرر، مشخص می‌کنیم که مرحله Feed forward چه مقدار خطا داشته و به عقب

مختلفی برای مواجهه با داده‌های نامتوازن وجود دارند که در این پژوهش از رویکرد داده‌افزایی برای تقویت داده‌های کلاس‌هایی که دارای اقلیت داده هستند با تکنیک چرخاندن و قرینه‌سازی و کراپ کردن تصاویر استفاده شده است (۵).

پاکسازی تصاویر جهت حذف نویز مو: در فرآیند بعدی پیش پردازش، پاکسازی تصاویر جهت حذف نویز موبایل عملیات ریخت شناسی، انجام شد. در فرآیند حذف موبایل خطوط مشکی تصاویر پوستی شناسایی و با استفاده از میانگین‌گیری آماری جایگزین شدند. در این پروژه برای حذف نویز موبایل تکنیک مورفولوژی استفاده شد (۵).

تقسیم بندی خودکار تصاویر پوستی جهت جداسازی ضایعه از پوست سالم: فرایند تقسیم‌بندی یک تصویر دیجیتال به چندین قطعه یا ناحیه، قطعه‌بندی تصویر گفته می‌شود. هدف تکنیک‌های بخش‌بندی تصویر، ساده‌سازی و یا تغییر نمایش اصلی یک تصویر به نمایشی است که تجزیه و تحلیل تصویر را آسان‌تر می‌کند و از همه مهم‌تر، اطلاعات به مراتب با معنی‌تری را در اختیار سیستم پردازش تصویر یا بینایی کامپیوتر قرار می‌دهد. برای تقسیم‌بندی تصاویر در موسکوبی از الگوریتم GrabCut که الگوریتم معروفی در زمینه قطعه‌بندی است استفاده شد. این الگوریتم برای زمانی که نیاز است پیش زمینه به طور کامل استخراج شود بهترین انتخاب است (۵).

آماده‌سازی داده‌ها: برای آماده‌سازی داده‌ها، نیاز است تا آن‌ها را از شکل و حالت اولیه، خارج کرده و به شکلی که برای الگوریتم مناسب باشد تبدیل کنیم. در معماری پیشنهادی در این پژوهش، تصاویری با ابعاد ثابت در ورودی مورد نیاز است؛ به همین دلیل پیش از آموزش، تصاویر به سایز 224×224 تغییر اندازه داده شد که کلیه تصاویر به صورت RGB یا رنگی می‌باشند. RGB یک تصویر قرمز-سبز-آبی (Red-Green-Blue) بصورت یک ماتریس دابل سه بعدی $M \times N \times 3$ نمایش داده می‌شود. هر پیکسل دارای اعضای قرمز، سبز و آبی به همراه بعد سوم است که دارای ارزش ۰ و ۱ است برای مثال اجزای رنگی پیکسل (m,n) به این ترتیب هستند (۵):

$$\text{MyImage}(m,n,2) = \text{red}, \text{MyImage}(m,n,1) = \text{red}$$

$$\text{MyImage}(m,n,3) = \text{blue}, \text{green}$$

طراحی شبکه عصبی کانولوشن (CNN) و آموزش مدل پیشنهادی جهت استخراج ویژگی تصاویر: شبکه

معمولی که هر الگوریتم بر اساس فرضیات خود به صورت منفرد سعی بر ارزیابی نمونه های آموزشی دارد که در برخی مواقع این فرضیات نقض میشوند، سعی در ساخت مجموعه ای از فرضیه ها و ترکیب آنها برای ارزیابی بهتر نمونه های آموزشی و رسیدن به بالاترین دقت و کمترین خطا می باشد (۵).

یافته ها

توابع و پارامترهای الگوریتم مورفولوژی جهت حذف نویز مو: عملیات ریخت شناسی مورفولوژی بر اساس جدول تنظیم پارمترها جدول ۱ که بر روی تصاویر خاکستری اعمال شده با ایجاد تغییر و تصحیح در اجزا داخلی تصاویر خاکستری توانسته با حذف نویز مو همان گونه که در شکل ۱ مشاهده می شود کیفیت تصاویر را به طور چشمگیری بهبود ببخشد و اینگونه داده های اضافی تصویر را برای مرحله بعدی پردازش تصاویر کم کند و باعث بالا رفتن سرعت پردازش شود.

توابع و پارامترهای تقسیم بندی خودکار تصاویر پوستی جهت جداسازی ضایعه از پوست سالم: الگوریتم GrabCut بر اساس جدول تنظیم پارمترها جدول ۲ به قطعه بندی تصاویر و تقسیم تصاویر به قطعات پیش زمینه و پس زمینه همان گونه که در شکل ۲ مشاهده می شود می پردازد. این الگوریتم به دلیل داشتن یک روند تکرار به تدریج قطعه بندی را انجام می دهد و بهینه ترین جواب ممکن را یافته و باعث جدا سازی ضایعه از پوست سالم می گردد در اینجا پوست سالم به عنوان داده پرت شناخته شده و از محاسبات پردازشی تصویر کنار گذاشته میشود تا بعد از اینکه به شبکه تزریق شده سرعت پردازش الگوریتم افزایش یافته و از افزایش پارامترهای محاسباتی جلوگیری شود (۵).

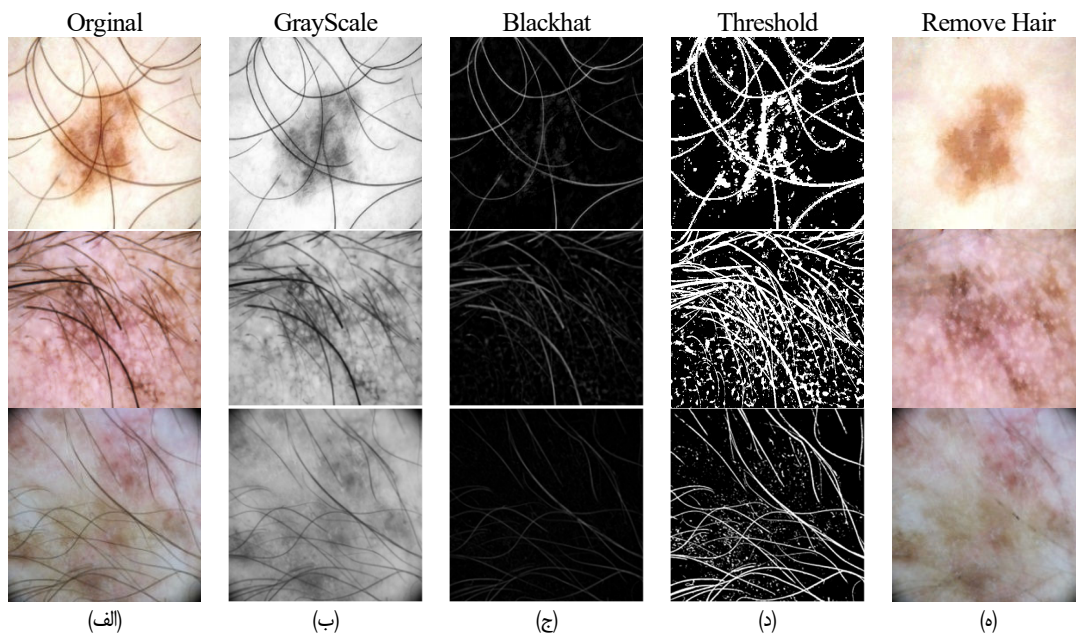
یازگشته و وزنها و انحراف ها را یه هنگام سازی میکنیم یعنی وزنها و انحرافها را به شکلی تغییر دهیم تا در تکرار بعدی نتیجه ایی نزدیک به خروجی واقعی با خطای کمتر تولید کنند. این تکرار Feed forward و Back propagation اینقدر تکرار شد تا خروجی برای تمام داده های آموزشی به نزدیکترین مقدار خود یعنی مقداری که توسط داده های آموزشی در اختیار داشتیم رسید. به این ترتیب الگوریتم یاد گرفته و مجموعه ای سطح بالا از ویژگی ها را به صورت خودکار استخراج کرد استخراج سطح بالای این ویژگی ها باعث شد تا مفاهیم گسترده و پیچیده به مفاهیم ساده تری تقسیم شود که این مفاهیم ساده ماشین را قادر به تصمیم گیری برای آنها می سازد. در یادگیری عمیق، ویژگی های غیر خطی چندین لایه استخراج می شوند و به یک دسته بند اعمال شده و آن هم این ویژگی ها را با هم ترکیب می کند تا بتواند یک پیش بینی انجام دهد. برای آموزش سریعتر مدل و استفاده از GPU، از سرویس گوگل کولبا استفاده شده است. برای همین منظور فایل های لازم برای آموزش مدل به گوگل درایو انتقال داده شد سپس فایل ها در نوت بوکی ساخته شده در گوگل کولب وارد می شد تا مدل آموزش داده شود (۵).

برای آموزش مدل پس از تعریف ساختار مدل به دلیل اینکه تعداد داده ها زیاد بود و نمی توان همه آنها را به یکباره به شبکه تزریق کرد به کمک دیتا جنریتورهای برای خواندن تصاویر از فولدرهای مربوطه استفاده شد و تصاویر در دسته های ۳۲ تایی به صورت تصادفی به شبکه تغذیه شدند.

ترکیب طبقه بندی و یادگیری جمعی با روش رای اکثریت در الگوریتم پیشنهادی: یادگیری ترکیبی یک روش یادگیری آماری و محاسباتی مبتنی بر یادگیری ماشین است که بر خلاف رویکردهای یادگیری ماشینی

جدول ۱- توابع و پارامترهای الگوریتم مورفولوژی [۵].

مختصات	مقدار	عملیات	توابع
-----	۰-۲۵۵	تصویر به مقیاس خاکستری برده می شود	cvtColor
لنگر نقطه مرکزی	۱۷×۱۷	ایجاد المان ساختاری (صلیب)	getStructuringElement
-----	-----	Dialation(And), Erosion(Or) = Closing	morphologyEx (MORPH_BLACKHAT)
-----	۱۰-۲۵۵	آستانه گذاری دودویی	threshold
-----	-----	ایجاد تصویر ترمیم شده	inpaint



شکل ۱- حذف نویز مو در عملیات مورفولوژی (۵)

جدول ۲- توابع و پارامترهای تقسیم بندی خودکار تصاویر پوستی

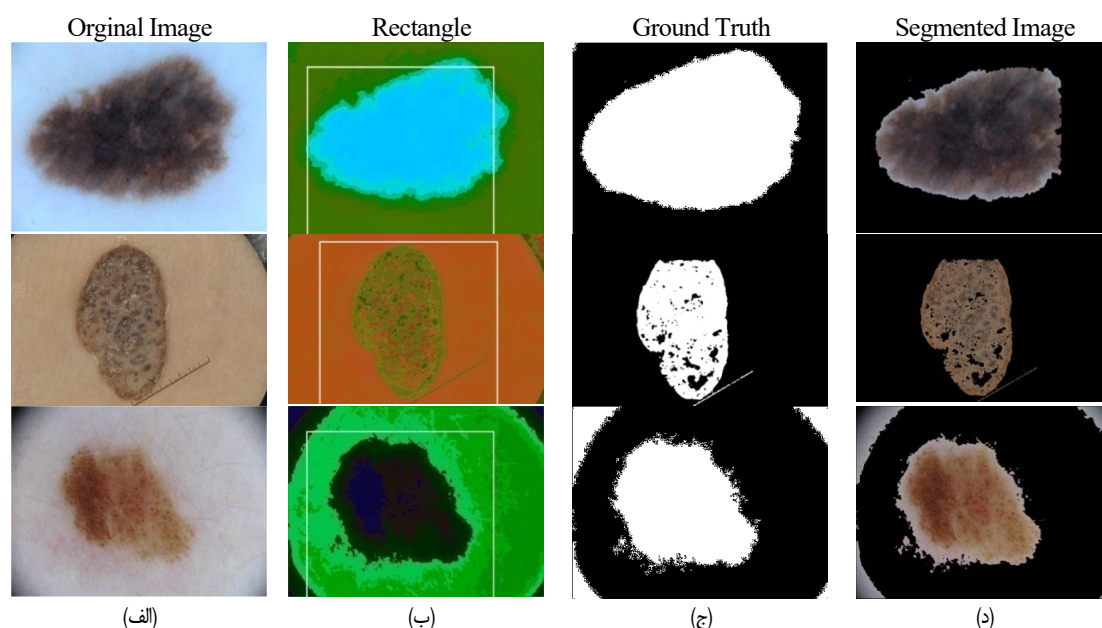
تصویر ورودی	Img	تقسیم بندی تصاویر	GrabCut
تصویر باینری (سیاه و سفید)	Mask		
GC_BGD , GC_PR_BGD			
(ارتفاع تصویر اصلی) $\times 0.3/0$ - ارتفاع تصویر اصلی = ارتفاع مستطیل	rect		
(عرض تصویر اصلی) $\times 0.7/0$ - عرض تصویر اصلی = عرض مستطیل			
آرایه ذخیره وضعیت داخلی الگوریتم	bgdModel		
آرایه ذخیره وضعیت داخلی الگوریتم	fgdModel		
۱۰	iterCount		
GC INIT WITH RECT, GC INIT WITH MASK	mode		

استفاده از تکنیک یادگیری ترکیبی به روش رای اکثریت، طبقه بندی تصاویر انجام می گیرد مدل پیشنهادی بر اساس جدول تنظیم پارمترها جدول ۳ با بهره گیری از یادگیری سلسله مراتبی و استخراج ویژگی‌های سطح بالا و ترکیب پنج الگوریتم یادگیری ماشین، عملکرد بهتری را نسبت به سایر روش‌ها در پی دارد (۵).

پس از لایه کانولوشن و ادغام، تعداد زیادی صفحات ویژگی با ابعاد کوچک بر اساس وزن های بدست آمده از مدل کانولوشن در اختیار داریم. با اتصال این لایه‌ها به طبقه بند با توجه به اینکه در مرحله آموزش برچسب تصاویر ورودی مشخص است، شبکه می تواند با وارد کردن تمام تصاویر آموزشی و مشخص بودن برچسب هر کلاس، برای طبقه بندی تصاویر آموزش ببیند. سیستم در فرآیند آموزش به دنبال پیدا کردن بهترین پارامترهای مجهول، از

پارامترهای شبکه عصبی کانولوشن طراحی شده و الگوریتم های یادگیری ترکیبی به روش رای اکثریت:

ابزار یادگیری عمیق برای شناسایی ویژگی‌های کلیدی از مجموعه داده‌های پیچیده، نشان دهنده اهمیت آنها است. در روش پیشنهادی در این پژوهش، ۷۰ درصد از تصاویر پایگاه داده برای آموزش و ۱۵ درصد تصاویر پایگاه داده برای آزمون و ۱۵ درصد تصاویر پایگاه داده برای صحت سنجی انتخاب می شود، در حالی که هیچ تداخلی بین نمونه‌های آموزش و آزمون وجود ندارد. سپس داده‌های آموزشی با اندازه دسته ۳۲ به شبکه عصبی کانولوشن عمیق طراحی شده ارسال می گردد که این شبکه در طی ۱۰۰ تکرار، آموزش دیده است. سپس ویژگی‌های سطح بالای استخراج شده به عنوان دیتاست و داده های ورودی یه پنج کلاسیفایر جهت طبقه بندی تصاویر ارسال می شود و با



شکل ۲- تقسیم بندی تصاویر پوستی و جداسازی ضایعه از پوست سالم با الگوریتم Grabcut (۵).

کلاسیفایر بر اساس جدول تنظیم پارمترها جدول ۴ جهت طبقه بندی تصاویر ارسال می شود و با استفاده از تکنیک یادگیری ترکیبی به روش رای اکثریت، طبقه بندی تصاویر انجام می گیرد. مدل پیشنهادی با بهره گیری از یادگیری سلسله مراتبی و استخراج ویژگی های سطح بالا و ترکیب پنج الگوریتم یادگیری ماشین، عملکرد بهتری را نسبت به سایر روش ها در پی دارد (۵).

ارزیابی و اعتبار سنجی و تحلیل آماری الگوریتم پیشنهادی: در تمامی عملیات بینایی ماشین و دیگر شاخه های هوش مصنوعی بدلیل آنکه انسان در برگرداندن خروجی هیچگونه مداخله ای ندارد، بایستی خروجی کار با پارامترهایی سنجیده شود تا نرخ خطا و دقت بازیابی مورد سنجش قرار گیرد و بدینوسیله عملکرد سیستم مورد ارزیابی قرار گیرد، انتخاب یک معیار برای کارایی، به مسئله ای که سعی در حل آن داریم، وابسته است. ینابر این داده های آموزشی و داده های آزمایشی تک تک به مدل داده می شود و به ازای هر کدام، یک کلاس به عنوان خروجی دریافت می شود. کلاس پیش بینی شده توسط مدل و کلاس واقعی داده ها را می توان در یک جدول نمایش داد. به این جدول ۵، ماتریس اختلاط (Confusion matrix) (درهم ریختگی) گفته می شود. از این رو چهار پارامتری که در تعیین دقت و خطای عملکرد نقش مهمی را ایفا می کنند در اینجا باختصار شرح داده شده است (۵):

جمله وزن های فیلتر و ضرایب لایه ها می باشد؛ به نحوی که کمترین میزان خطا در طبقه بندی حاصل شود (۵).

کارایی مدل روی مجموعه داده های آموزش و تست در طول آموزش، با استفاده از نمودار خطی ترسیم می شوند؛ یک نمودار برای زیان، نمودار ۱ و یک نمودار برای صحت، شکل نمودار ۲ ترسیم خواهد شد. هنگامی که خروجی ها پیش بینی شده (محاسبه شده) با مقادیر مطلوب سازگار نباشد، وزن های پرسپترون را تغییر می دهیم. تغییر مقادیر وزن ها (W) به معنی افزایش یا کاهش وزن ها می باشد. این تغییر همان عملی است که در الگوریتم آموزش برای کمینه کردن خطای کلی تعریف شده است. هنگام بهینه سازی وزن ها در آموزش هر مدل، همیشه خطا وجود دارد. نتیجه تابع خطای آموزش معمولی مشابه شکل زیر به دست می آید. همانطور که در شکل نمودار ۱ نشان داده شده است، با افزایش تعداد تکرارها، نرخ خطای آموزش الگوریتم به تدریج کاهش می یابد (۵).

شکل ساخته شده زیر توسط دو منحنی خطی نمایش داده شده است. یک نمودار برای منحنی دقت دسته بندی مجموعه آموزشی و دیگری برای دسته بندی مجموعه های آزمایش است. نمودار ۲ حاکی از آن است که مدل برآزش خوبی روی این مساله دارد (۵).

ویژگی های سطح بالای استخراج شده از شبکه عصبی کانولوشن به عنوان دیتاست و داده های ورودی به پنج

جدول ۳- پارامترهای شبکه عصبی کانولوشن طراحی شده (۵)

مقدار پارامتر	شکل خروجی	تعداد	اندازه فیلتر	لایه‌ها	بلاک‌ها
۴,۷۰۴	-۱,۳۲,۲۲۴,۲۲۴	۳۲	۷×۷	Conv2d	بلاک اول
۶۴	-۱,۳۲,۲۲۴,۲۲۴	۳۲		BatchNorm2d	
.	-۱,۳۲,۲۲۴,۲۲۴			ReLU	
.	-۱,۳۲,۱۱۲,۱۱۲		۲×۲	MaxPool2d	بلاک دوم
۵۰,۱۷۶	-۱,۳۲,۲۲۴,۲۲۴	۳۲	۷×۷	Conv2d	
۶۴	-۱,۳۲,۱۱۲,۱۱۲	۳۲		BatchNorm2d	
.	-۱,۳۲,۱۱۲,۱۱۲			ReLU	
.	-۱,۳۲,۵۶,۵۶		۲×۲	MaxPool2d	
۵۱,۲۰۰	-۱,۶۴,۵۶,۵۶	۶۴	۵×۵	Conv2d	
۱۲۸	-۱,۶۴,۵۶,۵۶	۶۴		BatchNorm2d	بلاک سوم
.	-۱,۶۴,۵۶,۵۶			ReLU	
۴,۰۹۶	-۱,۶۴,۵۸,۵۸	۶۴	۱×۱	Conv2d	
۱۲۸	-۱,۶۴,۵۸,۵۸	۶۴		BatchNorm2d	
۴۰۱,۴۰۸	-۱,۱۲۸,۵۸,۵۸	۱۲۸	۷×۷	Conv2d	
۲۵۶	-۱,۱۲۸,۵۸,۵۸	۱۲۸		BatchNorm2d	
.	-۱,۱۲۸,۵۸,۵۸			ReLU	بلاک چهارم
.	-۱,۱۲۸,۳۹,۳۹		۲×۲	MaxPool2d	
۱۶,۳۸۴	-۱,۱۲۸,۳۱,۳۱	۱۲۸	۱×۱	Conv2d	
۲۵۶	-۱,۱۲۸,۳۱,۳۱	۱۲۸		BatchNorm2d	
۸۱۹,۲۰۰	-۱,۲۵۶,۳۱,۳۱	۲۵۶	۵×۵	Conv2d	
۵۱۲	-۱,۲۵۶,۳۱,۳۱	۲۵۶		BatchNorm2d	
.	-۱,۲۵۶,۳۱,۳۱			ReLU	بلاک پنجم
.	-۱,۲۵۶,۱۵,۱۵		۲×۲	MaxPool2d	
.	-۱,۲۵۶,۱۵,۱۵	۰.۵		Dropout	
۳,۲۷۶,۸۰۰	-۱,۵۱۲,۱۵,۱۵	۵۱۲	۵×۵	Conv2d	
۱,۰۲۴	-۱,۵۱۲,۱۵,۱۵	۵۱۲		BatchNorm2d	
۲,۳۵۹,۳۹۶	-۱,۵۱۲,۱۵,۱۵	۵۱۲	۳×۳	Conv2d	
۱,۰۲۴	-۱,۵۱۲,۱۵,۱۵	۵۱۲		BatchNorm2d	فولی کانکت
.	-۱,۵۱۲,۱۵,۱۵			ReLU	
.	-۱,۵۱۲,۷,۷		۲×۲	MaxPool2d	
.	-۱,۵۱۲,۷,۷	۰.۵		Dropout	
۸۰۲,۸۴۸	-۱,۳۲			Linear	
۲۶۴	-۱,۸			Linear	

بوده و الگوریتم دسته بندی دسته آنها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است.

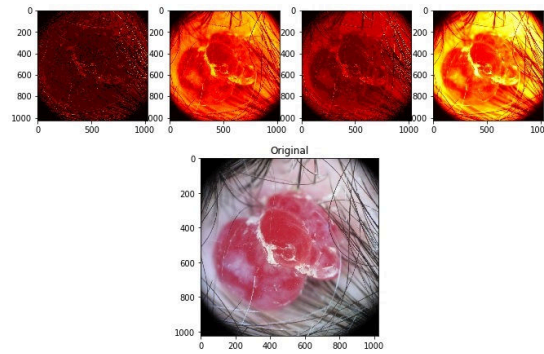
FN: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و الگوریتم دسته بندی دسته آنها را به اشتباه منفی تشخیص داده است.

معیار خطای طبقه بندی در جدول ۶ دقیقاً برعکس معیار دقت دسته بندی است که با استفاده از رابطه (۲) به دست می آید. کمترین مقدار آن برابر صفر است و یا به عبارت دیگر زمانی که بیشترین و بهترین بازدهی را داریم، مقدار آن برابر یک است (۵).

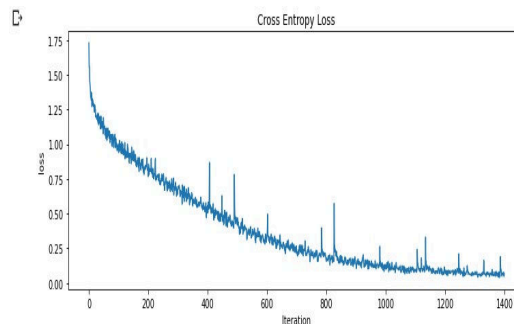
TN: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و الگوریتم دسته بندی نیز دسته آنها را بدرستی منفی تشخیص داده است.
رابطه (۱): دقت طبقه بندی

$$\text{Classification Accuracy - Rate} \rightarrow CA = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP}$$

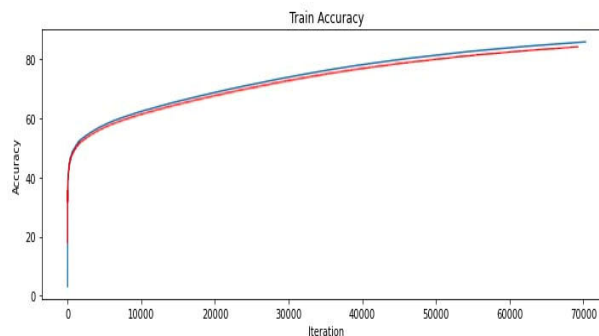
TP: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و الگوریتم دسته بندی نیز دسته آنها را بدرستی مثبت تشخیص داده است.
FP: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آنها منفی



شکل ۳- نمایش ویژگی‌های استخراج شده از اعمال وزن‌های متفاوت روی یک تصویر (۵)



نمودار ۱- نمودار تابع خطا در مدل کانولوشن پیشنهادی (۵)



نمودار ۲- نمودار دقت دسته‌بندی مجموعه آموزشی و آزمایشی در مدل کانولوشن پیشنهادی (۵)

رابطه (۲): خطای طبقه‌بندی

سنتی پردازش تصویر، قادر به انجام عملیات محاسباتی بر روی تصاویر با رزولوشن فوق العاده بالای گرافیکی نبوده و لذا یادگیری عمیق به عنوان تکنیکی موفق در پزشکی جای خود را میان محققان باز کرده است. همچنین متخصصین بر اساس تجربیات گوناگون از به کارگیری روشهای آموزش به این نتیجه رسیدن که هیچ تک الگوریتم آموزشی مشخصی وجود ندارد که بتواند برای همه کاربردها موفق عمل کند و دارای بالاترین دقت باشد. از این رو یادگیری ترکیبی را پیشنهاد می دهند. در این پژوهش به منظور تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های پوست در تصاویر درموسکوپی، سیستم اتوماتیک بر مبنای یادگیری عمیق و الگوریتم ترکیب ارائه گردید. به دلیل اینکه در روش

$$\text{Error - Rate} \longrightarrow ER = \frac{FN+FP}{TN+TP+FN+FP} = 1 - CA$$

بحث

امروزه کاربردهای هوش مصنوعی بر هیچ کس پوشیده نیست. در این میان، یادگیری ماشین به عنوان یکی از مهم‌ترین شاخه‌های این زمینه جایگاه ویژه‌ای را در تمامی علوم به خود اختصاص داده است. یادگیری عمیق با بهره‌گیری از مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی در حل بسیاری از مباحث حوزه پردازش تصاویر پزشکی از قبیل طبقه‌بندی، قدرت خود را به اثبات رسانده است. تکنیک‌های

جدول ۴- پارامترهای الگوریتم‌یادگیری ترکیبی به روش رای اکثریت (۵)

الگوریتم های طبقه بندی	تعداد کلاس	پارامتر	نوع پارامتر	مقدار پارامتر	مقدار بهینه
KNN	۸	تعداد خوشه ها	K	۱...۳۰	۲۹
DTC	۸	معیار شباهت	Minkowski	۲	
RF	۸	معیار خطا	gini	۱,۰۰۰	
LR	۸	تعداد درخت	gini		
SVM	۸	معیار خطا	L ₂		
	۸	تابع هزینه	kernel	Linear	
	۸	هسته	scale	Scale	
		گاما	C	۱	
		تنظیم بهینه سازی			

جدول ۵- ارزیابی در ماتریس درهم ریختگی (۵)

Actual	Positives		Negatives	
	Positives	True Positives (TP)	False Negatives (FN)	True Negatives (TN)
	Negatives	False Positives (FP)	True Negatives (TN)	

جدول ۶- معیار دقت طبقه‌بندی و معیار خطای طبقه‌بندی در الگوریتم پیشنهادی (۵)

مدل	دقت طبقه‌بندی Accuracy	خطای طبقه‌بندی Error Rate
CNN	٪۸۴	٪۱۶
SVC	٪۸۳	٪۱۷
KNN	٪۸۴	٪۱۶
DTC	٪۷۸	٪۲۲
RF	٪۸۲	٪۱۸
LR	٪۸۳	٪۱۷
ENSEMBLE	٪۸۴	٪۱۶

پیشنهادی، تصاویر با کیفیت بالا بدون داده های پرت و و ناسازگار وارد شبکه می شوند سرعت یادگیری الگوریتم افزایش یافته، و با توجه به لایه های تعریف شده در الگوریتم و محاسبه دقیق میزان وزن و انجراف معیار برای کمینه کردن خطا و بهینه سازی مطلوب وزن ها، ویژگی های سطح بالایی توسط یادگیری عمیق استخراج می شود، که در کنار استفاده از تکنیک یادگیری ترکیبی، دقت طبقه بندی و تشخیص مطلوب می باشد؛ با توجه به مشاهدات بالا به این مهم میرسیم که گر چه هر کدام از الگوریتم هابه صورت منفرد دارای عملکرد موفقی بودند اما ترکیب چند الگوریتم با یکدیگر منجر به بالا رفتن دقت بیشتر و تصمیم گیری با خطای کمتری شده است. این مطالعه گامی است در جهت کمک به پزشکان و متخصصین در ارتباط با تشخیص بیماری های پوستی و سرطانهای خوش خیم و بدخیم پوست می باشد و می تواند به پزشکان عمومی یا دیگر پزشکان کمک کند تا ضایعات پر

خطر را به طور مناسب تری به مراقبت های ثانویه تریاژ کنند و همچنین از درمانهای غیر ضروری و به حداقل رساندن عمل بیوپسی که یک عمل تهاجمی و پر هزینه می باشد جلوگیری کند. این تحقیق در جهت مراقبت های مرتبط با سلامت و پیش بینی و درمان و همچنین صرفه جویی در هزینه های فراوان هم برای بیماران و هم برای مراکز درمانی کمک شایانی می کند. همچنین در مناطق محروم و به دور از متخصص دستگاه های درموسکوپیی به کمک این الگوریتم می توانند در زمینه تشخیص و در صورت نیاز ارجاع بیماران به متخصص مورد نظر باعث درمان به موقع و کاهش هزینه و وقت بیماران شوند. از این رو امکان ارائه این روش به عنوان بسته نرم افزاری تجاری وجود دارد این بسته نرم افزاری قابلیت اتصال به دستگاه های درموسکوپیی رادارد. با اتصال این بسته نرم افزاری به درموسکوپیی، دستگاهی برای تشخیص سریع بیماری ها و سرطان های پوستی ایجاد می گردد. بیشترین ارزش این

حداقل رساندن عمل بیوپسی که یک عمل تهاجمی و پرهزینه می باشد جلوگیری کند. این تحقیق در جهت مراقبت های مرتبط با سلامت و پیش بینی و درمان و همچنین صرفه جویی در هزینه های فراوان هم برای بیماران و هم برای مراکز درمانی کمک شایانی می کند. همچنین در مناطق محروم و به دور از متخصص دستگاه های درموسکوپی به کمک این الگوریتم می توانند در زمینه تشخیص و در صورت نیاز ارجاع بیماران به متخصص مورد نظر باعث درمان به موقع و کاهش هزینه و وقت بیماران شوند. با این حال عدم دسترسی به تمام تصاویر از محدودیت های تحقیق حاضر می باشد.

نتیجه گیری

با توجه به نتایج نتیجه می گیریم که گرچه هر کدام از الگوریتم ها به صورت منفرد دارای عملکرد موفقی بودند اما ترکیب چند الگوریتم با یکدیگر منجر به بالا رفتن دقت بیشتر و تصمیم گیری با خطای کمتری شده است. از این رو امکان ارائه این روش به عنوان بسته نرم افزاری تجاری وجود دارد این بسته نرم افزاری قابلیت اتصال به دستگاه های درموسکوپی را دارد. با اتصال این بسته نرم افزاری به درموسکوپی، دستگاهی برای تشخیص سریع بیماری ها و سرطان های پوستی ایجاد می گردد.

تقدیر و تشکر

از تمامی افرادی که در نوشتن این مقاله ما را همراهی نمودند تشکر و قدردانی می گردد.

References

1. Fateh M. Diagnosis of melanoma by extracting appropriate features from dermatoscopic images. *J Laser Med.* 2019;6(1):25-33.
2. Aghapnah Rudsari H, Ghasemian Yazdi H. Unsupervised diagnosis of skin cancer by integrating texture and edge properties in skin images. *Quart J Comput Intellig Electric Eng.* 2014;1:1-12.
3. Fooladi S. Diagnosis and classification of skin cancer using deep learning. *J Birjand Univ Med Sci.* 2019;26(1):44-53.
4. Fee JA. Dermoscopy Use in Primary Care: A Scoping Review. *Dermatol Pract Concept.* 2019;9(2):98-104.
5. Asadzadeh S, Rezaei Z. A combination of features of convolutional neural network and a

پایان نامه این است که به عنوان معیاری برای طراحی مطالعات آینده و ارزیابی تکنیکهای تشخیص سرطان پوست در بیمارانی که معمولا توسط پزشک عمومی و متخصص معاینه می شوند به کار می رود. تحقیقات بیشتری در حوزه هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق بر روی داده های استاندارد بیشتر و متا داده هایی که به تشخیص در بالاترین دقت و کمترین خطا کمک می کند با در نظر گرفتن سطح تخصص متخصصین بالینی، نیاز است از این امکان را به وجود می آورند که بتوان لایه های کانولوشن را عمیق تر ایجاد کرد تا با میزان محاسبات بیشتر بتوان به ویژگی های سطح بالاتری دست پیدا کرد، همچنین با افزایش تعداد داده های آموزش میتوان قدرت آموزش شبکه را بیشتر کرد و با کمک قطعه بندی بهینه تر تصاویر در پیش پردازش های اولیه است مانند استخراج نواحی مشکوک و محدود کردن ادامه پردازش آن ها و همچنین با حذف بهینه قسمتهای اضافی تصاویر اعم از زمینه، برچسب های احتمالی و بافتهای پیرامون ضایعه پوستی، حذف اثرات آب و روغن روی تصاویر که ایجاد نویز میکنند داده های را تمیز تر و کیفیت تصاویر را جهت بالا بردن وضوح تصویر بهبود بخشید تا بتوان در در پروسه آموزش و آزمون به دقت مطلوب تری دست پیدا کرد. بیشترین ارزش و کاربرد این پژوهش این است که به عنوان معیاری برای طراحی مطالعات آینده و ارزیابی تکنیک های تشخیص پزشکی با شبکه های عصبی و هوش مصنوعی و پزشکی دیجیتال به کار می رود. پیاده سازی این پژوهش با وجود یک سری گلوگاه های محدود کننده ای، مانند عدم دسترسی به داده های جامع تر و مطلوب تر به دلیل قرار گرفتن در منطقه جغرافیایی خاص و همچنین عدم دسترسی به سخت افزارهای قویتر و سریعتر جهت پردازش بهینه اطلاعات، انجام شده است. همچنین یافته تحقیق حاضر با نتیجه تحقیق آندره و پاچکو (۲۰۱۹) در رابطه با تشخیص سرطان پوست بر اساس یادگیری عمیق و آنتروپی برای نمونه های پرت همسو است (۶).

بطور کلی این مطالعه گامی است در جهت کمک به پزشکان و متخصصین در ارتباط با تشخیص بیماری های پوستی و سرطانهای خوش خیم و بدخیم پوست می باشد و می تواند به پزشکان عمومی یا دیگر پزشکان کمک کند تا ضایعات پر خطر را به طور مناسب تری به مراقبت های ثانویه تریاز کنند و همچنین نیاز درمانهای غیر ضروری و به

combination of classifications for the diagnosis of skin diseases in dermoscopic images, Master Thesis, 2020.

6. Pacheco AGC. Skin cancer detection based on deep learning and entropy to detect outlier samples, arXiv. 2019.