

Research Paper

Proposing a Method Based on the Black-hole Optimization Algorithm for Prostate Cancer Diagnosis With Magnetic Resonance Images



Salman Taghoni¹, *Mohammadreza Ramezani¹, Reihaneh Khorsand²

1. Department of Computer Engineering,, Mobarakeh Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran.
2. Department of Computer Engineering, Dolatabad Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran.



Citation Taghoni S, Ramezani M, Khorsand R. [Proposing a Method Based on the Black-hole Optimization Algorithm for Prostate Cancer Diagnosis With Magnetic Resonance Images (Persian)]. *Jundishapur Journal of Medical Sciences*. 2023; 21(6):860-875. <https://doi.org/10.32598/JSMJ.21.6.2788>

<https://doi.org/10.32598/JSMJ.21.6.2788>



ABSTRACT

Background and Objectives Prostate cancer is the most common type of malignant cancer among men and is known as one of the leading causes of cancer mortality in men. The difficulty of diagnostic procedures such as tumor biopsy has made new diagnostic methods, such as magnetic resonance imaging (MRI), to be one of the research priorities for prostate cancer in recent years. The aim of this study is to develop an automated system capable of accurately diagnosing prostate cancer from MRI images.

Subjects and Methods In this applied descriptive study, a four-step method was used for diagnosing prostate cancer with MRI technique. In the first step, the effect of noise was reduced by using the discrete two-dimensional wavelet transform and histogram equalization. In the second step, the black-hole optimization algorithm was used for the segmentation of the input image based on the multilevel threshold technique. In this way, the tumor suspicious areas can be identified on the image. In the third step, the features of each target area were extracted. In the final step, a combination of three machine learning algorithms, including artificial neural network, decision tree, and support vector machine, was used to diagnose prostate cancer. The effectiveness of the proposed method was evaluated from various aspects and its performance was compared with other machine learning models.

Results The proposed method had an accuracy of 99%, sensitivity of 0.98, precision and specificity of 1 in diagnosing prostate cancer with MRI method.

Conclusion The proposed ensemble method using a combination of image processing, optimization, and machine learning techniques, has higher accuracy compared to other machine learning models.

Keywords Prostate cancer, Magnetic resonance imaging (MRI), Ensemble learning, Black-hole optimization algorithm

Received: 26 Feb 2022

Accepted: 28 Jun 2022

Available Online: 21 Jan 2023

*** Corresponding Author:**

Mohammadreza Ramezani, Associate Professor.

Address: Department of Computer Engineering, Mobarakeh Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran.

Tel: +98 (31) 52492240

E-Mail: mr.ramezani@gmail.com

Extended Abstract

Introduction

Prostate cancer is the main cause of death in men in developed countries such that in 2018, more than 9% of cancer deaths were related to this type. In the last decade, the diagnosis of this cancer is made by the prostate-specific antigen test, which has reduced the incidence of malignant prostate and the related death rate. However, in this method, it is not possible to measure the severity of the disease; as a result, physicians have to use more intensive treatments to ensure the treatment of the disease, which can cause subsequent problems in patients. To solve these problems, the magnetic resonance imaging (MRI) technique have been used to diagnose prostate cancer. By providing an image of the tumor condition in patients, this technique enables the diagnosis of the disease severity. However, interpreting multiparametric MRI images to identify prostate cancer can be challenging. To accurately interpret these images, one should first identify the tumor region in the images and then determine the presence of the disease and its severity based on characteristics such as the tumor size and its condition. Since this process requires high accuracy in measurement and diagnosis, and the possible errors of human factors can have a significant impact on the diagnosis result, the use of artificial intelligence and machine learning processes can facilitate and increase the accuracy of disease diagnosis. The aim of this study is to develop an automated system capable of accurately diagnosing prostate cancer from MRI images.

Methods

In this applied-descriptive study, a four-step method was used to diagnose prostate cancer using MRI images. In the first step, the effect of noise was reduced by using discrete two-dimensional wavelet analysis and histogram equalization. In the second step, the black-hole optimization algorithm was used to segment the image based on the multi-level thresholding technique to break down the pre-processed image into a set of regions that can be used to determine whether a person is healthy or suffers from prostate cancer. The black-hole optimization algorithm can be used to determine the optimal thresholds for image segmentation. Each solution in this algorithm specifies the image segmentation thresholds. In this way, the suspicious regions of the tumor are identified on the image. In the third step, the characteristics of each target region were extracted. The set of features describing each target region in the proposed method are the

gray-level co-occurrence matrix features, the shape-related features (gravity center and the deviation angle), and morphological characteristics. In the last step, the technique of aggregation and a combination of classification algorithms were used to diagnose prostate cancer. In prediction models based on aggregation, several classification algorithms based on machine learning processes are used simultaneously, and the process of training and testing (using the same data) are done for these models. Finally, by voting for the outputs of these algorithms, the final output was determined. The purpose of the aggregation technique is to reduce the error in detecting the target parameter (presence of tumor) compared to when each learning algorithm is used separately. To evaluate the effectiveness of the proposed method in prostate cancer diagnosis, the ProstateX database and MATLAB software, version 2016 were used. The tests run on a desktop computer with Windows 10, 64-bit operating system, Intel i7 processor (3.2 GHz), and RAM 16 GB. The effectiveness of the proposed method was evaluated in terms of accuracy, sensitivity, specificity, and precision, and its performance was compared with other learning algorithms.

Results

Based on the obtained results, the proposed method achieved a higher diagnosis accuracy than the other learning algorithms. These results confirm that by using ensemble learning algorithms, the accuracy of prostate cancer diagnosis by MRI images can be increased by at least 1.5% compared to other learning algorithms. The proposed method can diagnose prostate cancer through MRI images with an accuracy of 99%.

Conclusion

In this paper, a new method to diagnose prostate cancer by MRI images was presented. In the proposed method, a combination of image processing techniques, optimization method, and machine learning algorithms were used to achieve this goal. The proposed ensemble method used the combination of image processing, optimization, and machine learning techniques to diagnose prostate cancer. The proposed method has an accuracy of 99% in diagnosing prostate cancer.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

In this study, no experiments on human or animal samples were conducted. Therefore, no ethical considerations were needed.

Funding

The paper was extracted from the master's thesis of the first author, funded by [Islamic Azad University of Mobarakeh Branch](#).

Authors contributions

Software, original draft preparation: Salman Taghouni; Conceptualization, methodology, writing, review & editing: Mohammadreza Ramezanpour; investigation, project administration, visualization: Reihaneh Khorsand.

Conflicts of interest

The authors declared no conflict of interest.

مقاله پژوهشی

ارائه روشی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی سیاه چاله جهت تشخیص سرطان پروستات از طریق تصاویر MRI

سلمان طاقونی^۱، *محمد رضا رمضان پور^۱، ریحانه خورسند^۲

۱. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده روانشناسی، واحد مبارکه، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران.

۲. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده روانشناسی، واحد دولت‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران.

Use your device to scan and read the article online

Citation: Taghoni S, Ramezanpour M, Khorsand R. [Proposing a Method Based on the Black-hole Optimization Algorithm for Prostate Cancer Diagnosis With Magnetic Resonance Images (Persian)] *Jundishapur Journal of Medical Sciences*. 2023; 21(6):860-875. <https://doi.org/10.32598/JSMJ.21.6.2788> <https://doi.org/10.32598/JSMJ.21.6.2788>

چکیده



زمینه و هدف: سرطان پروستات، شایع‌ترین نوع سرطان بدخیم در بین مردان بوده و به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین عوامل مرگ‌ومیر ناشی از سرطان در مردان شناخته می‌شود. دشواری فرایندهای تشخیصی مانند نمونه‌برداری از توده موجب شده است تا راهکارهای تشخیصی جدید سرطان پروستات مانند پردازش تصاویر MRI از اولویت‌های تحقیقاتی سال‌های اخیر باشد. هدف از مطالعه حاضر تشخیص خودکار سرطان پروستات از روی تصاویر MRI با دقت بالا می‌باشد.

روش بررسی: در این مطالعه توصیفی کاربردی، یک روش ۴ مرحله‌ای به‌منظور تشخیص سرطان پروستات از طریق پردازش تصاویر MRI ارائه شده است. در مرحله اول اثر مخرب نویز در تصاویر ورودی با استفاده از تجزیه گسسته موجک دوبعدی و تعدیل هستیوگرام کاهش می‌یابد. در مرحله دوم از الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله به‌منظور ناحیه‌بندی تصویر ورودی مبتنی بر تکنیک آستانه‌های چندسطحی استفاده می‌شود. با انجام این کار، ناحیه‌های مشکوک به تومور در تصویر شناسایی می‌شود. در مرحله سوم، ویژگی‌های مربوط به هر ناحیه هدف استخراج می‌شوند. در مرحله چهارم با استفاده از ترکیب ۳ الگوریتم شبکه عصبی، درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبان سرطان پروستات شناسایی می‌شود.

یافته‌ها: کارایی روش پیشنهادی در تشخیص سرطان پروستات از جنبه‌های دقت، حساسیت، ویژگی و درستی مورد ارزیابی قرار گرفته و عملکرد آن با سایر مدل‌های یادگیری مقایسه شده است. براساس نتایج حاصل، روش پیشنهادی می‌تواند عمل تشخیص سرطان پروستات از طریق تصاویر MRI را با دقت ۹۹ درصد، حساسیت ۰/۹۸، درستی و ویژگی یک انجام دهد.

نتیجه‌گیری: در روش پیشنهادی از ترکیب تکنیک‌های پردازش تصویر، بهینه‌سازی و یادگیری ماشین برای دستیابی به این هدف استفاده شده است. روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مورد مقایسه دارای دقت بالاتری است.

کلیدواژه‌ها: تشخیص سرطان پروستات، تصاویر MRI، یادگیری تجمیعی، الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله

تاریخ دریافت: ۰۷ اسفند ۱۴۰۰

تاریخ پذیرش: ۰۷ تیر ۱۴۰۱

تاریخ انتشار: ۰۱ بهمن ۱۴۰۱

* نویسنده مسئول:

محمد رضا رمضان پور

نشانی: اصفهان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مبارکه، دانشکده روانشناسی، گروه مهندسی کامپیوتر.

تلفن: ۰۷۰۱۶۸۳۴ (۹۱۶) ۹۸+

رایانامه: mr.ramezanpour@gmail.com

مقدمه

عصبی به منظور طبقه‌بندی ویژگی‌ها و تعیین نوع توده استفاده خواهد شد.

در مطالعه‌ای از شبکه عصبی کانولوشن به منظور تشخیص ناحیه سرطان پروستات در تصاویر MRI استفاده شده است [۴]. این روش از شبکه عصبی LeNet برای تشخیص ناحیه ضایعه استفاده می‌کند. روش ارائه‌شده در مطالعه‌ای دیگر [۵]، الگوریتم GRowCut بود که به منظور قطعه‌بندی تصاویر MRI استفاده شده است و همچنین از الگوریتم زرنیک به منظور استخراج ویژگی‌های ناحیه هدف بهره می‌گیرد. پس از استخراج ویژگی‌ها، این روش از ترکیب ۳ مدل یادگیر (ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و K نزدیک‌ترین همسایه) برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها و تشخیص سرطان پروستات استفاده می‌کند. روش ارائه‌شده در تحقیقی دیگر [۶] نیز یک روش تجمیعی به منظور تشخیص سرطان پروستات است که در آن از معیار همبستگی به منظور انتخاب ویژگی‌های بهینه داده استفاده می‌شود. مدل تجمیعی به کاررفته در این روش، مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم است که براساس پارامترهای مختلف شکل گرفته‌اند.

باتوجه به توضیحات یادشده، مسئله تشخیص خودکار سرطان پروستات از طریق تصاویر MRI چندپارامتری را می‌توان به دو زیرمسئله تجزیه کرد: ۱. شناسایی دقیق ناحیه هدف در تصویر؛ ۲. استخراج ویژگی‌های ناحیه هدف و تشخیص بیماری در فرد.

واضح است که مسئله اول را می‌توان از طریق تکنیک‌های قطعه‌بندی تصویر و مسئله دوم را از طریق تکنیک‌های یادگیری ماشین حل کرد. در این مقاله یک روش جدید به منظور تشخیص سرطان پروستات از طریق تصاویر MRI ارائه شده که در آن به منظور شناسایی ناحیه تومور در تصاویر MRI از الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله [۷] و تکنیک آستانه چندسطحی استفاده شده است. سادگی ساختار، هم‌گرایی سریع و عدم نیاز به تعیین پارامترهای متعدد، دلایلی هستند که موجب انتخاب این الگوریتم بهینه‌سازی در روش پیشنهادی شده‌اند. همچنین به منظور تشخیص سرطان پروستات، از تکنیک تجمیع و ترکیب چندین الگوریتم یادگیری ماشین استفاده شده است. با به کارگیری تکنیک‌های ترکیبی، مانند تکنیک تجمیع می‌توان عملکرد الگوریتم‌های پیش‌بینی را بهبود بخشید.

در بخش دوم، روش پیشنهادی برای تشخیص سرطان پروستات ارائه شده است. در بخش سوم، نتایج حاصل از پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی ارائه شده است. در بخش چهارم نیز نتایج حاصل مورد بحث قرار گرفته است. در انتها، پیشنهاداتی برای ادامه تحقیقات در این راستا ارائه شده است.

سرطان پروستات عامل اصلی مرگ‌ومیر مردان در کشورهای توسعه‌یافته محسوب می‌شود، به طوری که در سال ۲۰۱۸، بیش از ۹ درصد مرگ‌ومیر ناشی از سرطان مربوط به این بیماری بوده است [۱]. به همین دلیل، در دهه اخیر تشخیص این سرطان از طریق تست آنتیژن ویژه پروستات صورت می‌گیرد و این روش موجب کاهش میزان بروز پروستات بدخیم و مرگ‌ومیر ناشی از آن شده است. با این حال، در این شیوه تشخیص نمی‌توان شدت ریسک بیماری را شناسایی کرد و در نتیجه پزشکان ناگزیر به استفاده از برخوردهای درمانی شدیدتری برای اطمینان از درمان بیماری خواهند بود که این ویژگی خود می‌تواند موجب بروز مشکلات بعدی در مراقبت از بیمار شود.

برای رفع این مشکلات، در سال‌های اخیر از تصاویر MRI^۱ چندپارامتری جهت تشخیص سرطان پروستات استفاده شده است. این تکنیک با ارائه یک نمای بصری از وضعیت تومور در بیماران، امکان تشخیص شدت بیماری در افراد را فراهم می‌کند، اما با وجود این، تفسیر تصاویر MRI چندپارامتری به منظور شناسایی سرطان پروستات خود می‌تواند چالش برانگیز باشد. به منظور تفسیر دقیق این تصاویر، باید ابتدا ناحیه تومور را در تصاویر به صورت دقیق شناسایی کرد و سپس براساس خصوصیتی مانند حجم توده و وضعیت آن، وجود بیماری و شدت آن را مشخص کرد. از آنجایی که این فرایند نیاز به دقت بالایی در اندازه‌گیری و تشخیص دارد و خطاهای احتمالی عوامل انسانی می‌تواند تأثیر قابل توجهی بر نتیجه تشخیص داشته باشد، استفاده از فرایندهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشین می‌تواند موجب سهولت و افزایش دقت تشخیص بیماری در افراد شود.

تاکنون روش‌های مختلفی برای تشخیص سرطان پروستات با استفاده از این تکنیک‌ها ارائه شده است. در مطالعه‌ای یک روش غیرتجمیعی برای پیش‌بینی سرطان پروستات ارائه شده است [۲]. در این روش، باتوجه به میزان شدت سیگنال، ابتدا عمل قطعه‌بندی ضایعه در تصاویر اصلی DCE-MRI انجام شد و ۱۰۲۹ ویژگی رادیولوژی عددی به طور خودکار از هر ضایعه محاسبه می‌شود. برای کاهش ابعاد ویژگی از روش آستانه واریانس، روش k-best استفاده شد. پس از کاهش ابعاد ویژگی‌ها، از ۵ روش یادگیری ماشین برای تشخیص سرطان پروستات استفاده شده است. در مطالعه‌ای دیگر از تکنیک‌های قطعه‌بندی و یادگیری ماشین به منظور تعیین خوشخیم یا بدخیم بودن توده سرطانی پروستات استفاده شده است [۳]. در این روش، ابتدا ناحیه توده در تصویر ورودی و براساس آستانه تعیین شده توسط کاربر شناسایی شد و سپس ویژگی‌های این توده براساس خصوصیات شدت نور، شکل، بافت و ضرایب موجک توصیف می‌شود. در نهایت از شبکه

1. Magnetic Resonance Image

روش بررسی

تابع موجک هار^۲ استفاده شده است. تابع موجک هار ساده‌ترین نوع تابع موجک بوده و به‌عنوان اولین نوع تابع موجک شناخته می‌شود. این تابع گسسته بوده و رفتاری مشابه با توابع پله‌ای دارد. با داشتن ورودی t ، تابع موجک مادر برای مدل هار را می‌توان به‌صورت فرمول شماره ۱ تعریف کرد [۸].

$$1. \psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 0.5 \\ -1 & 0.5 \leq t < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

تابع موجک تحت تأثیر فیلتر گذر از باند بوده و گذر در هر سطح موجب نصف شدن پهنای باند آن می‌شود. این مشکل موجب عدم پوشش تمام طیف خواهد شد، چراکه برای پوشش تمام طیف به بی‌نهایت سطح نیاز خواهیم داشت. برای حل این مشکل از تابع مقیاس‌گذاری (تابع پدر) استفاده شده است. این تابع با فیلتر کردن پایین‌ترین سطح تبدیل از پوشش تمام طیف اطمینان حاصل می‌کند [۸]. در روش پیشنهادی از تجزیه گسسته موجک بدون اتلاف استفاده می‌کنیم. بدین‌منظور ابتدا هر رکورد پایگاه داده را در سطح چهارم و با استفاده از تابع هار تجزیه می‌کنیم تا لایه‌های تجزیه تصویر حاصل شود. سپس عملیات بازسازی داده به‌وسیله تبدیل معکوس موجک انجام خواهد شد تا داده‌های نویززدایی شده حاصل شوند.

در این بخش، به تشریح روش پیشنهادی جهت تشخیص سرطان پروستات از طریق پردازش تصاویر MRI می‌پردازیم. روش پیشنهادی را می‌توان به این صورت خلاصه کرد: ۱. پیش‌پردازش؛ ۲. قطعه‌بندی تصویر و شناسایی نواحی هدف؛ ۳. استخراج ویژگی نواحی هدف؛ ۴. طبقه‌بندی مبتنی بر تکنیک تجمیع.

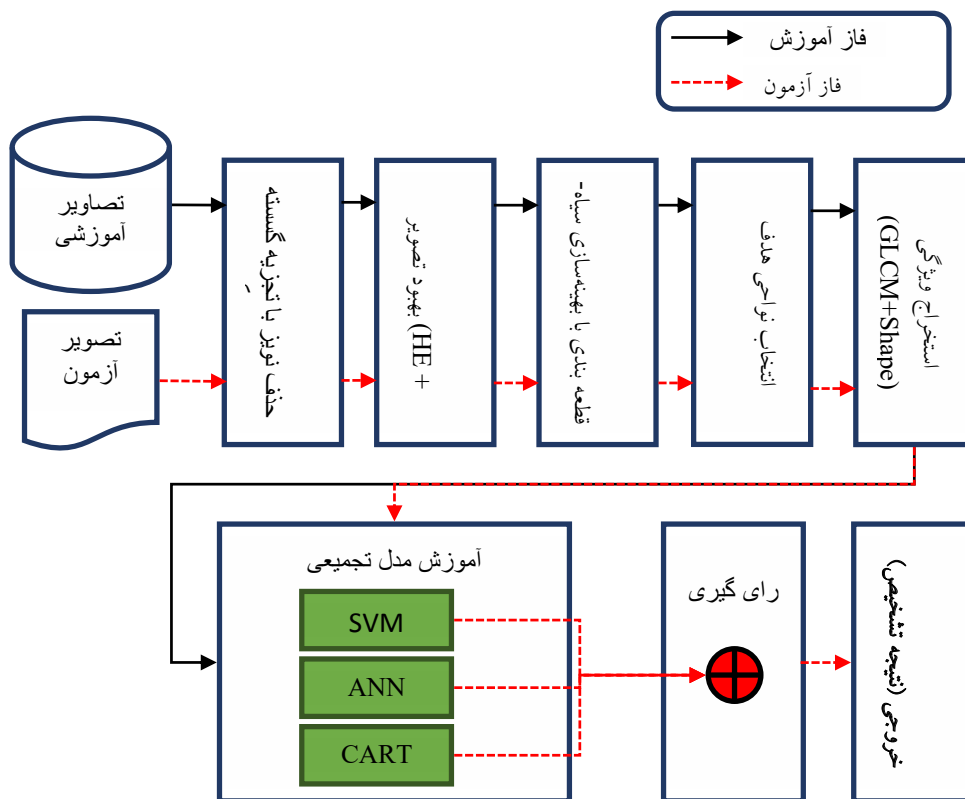
مراحل روش پیشنهادی به‌صورت یک دیاگرام در تصویر شماره ۱ نمایش داده شده است.

مطابق دیاگرام نمایش داده‌شده در تصویر شماره ۱، روش پیشنهادی، عمل تشخیص سرطان پروستات از طریق پردازش تصاویر MRI را در طی ۲ فاز آموزش و آزمون انجام می‌دهد. توالی مراحل فاز آموزش به‌صورت خط‌مشکی ممتد و توالی مراحل آزمون به‌صورت خط‌چین قرمز نمایش داده شده است. در ادامه به تشریح جزئیات هریک از گام‌های روش پیشنهادی خواهیم پرداخت.

پیش‌پردازش تصویر

روش پیشنهادی با حذف نویز تصاویر ورودی از طریق تجزیه گسسته موجک دوبعدی آغاز می‌شود. در روش پیشنهادی، از

2. Haar Wavelet



تصویر ۱. دیاگرام مراحل روش پیشنهادی

می‌کند. در نتیجه با استفاده از تابع برازش می‌توان تعیین کرد که هر کدام پیکسل‌های تصویر برای کدام ناحیه‌ها مناسب‌تر بوده و کدام پاسخ یافته‌شده توسط الگوریتم جست‌وجو بهینه است. اگر هدف الگوریتم جست‌وجو اختصاص دادن X پیکسل تصویر به K ناحیه باشد، بنابراین یک پاسخ به صورت $\{f_1, f_2, \dots, f_K\}$ نمایش داده می‌شود. که در مجموعه A هر عضو مانند f_i مشخص‌کننده ناحیه پیکسل A_m تصویر است f_i . به منظور ناحیه‌بندی تصویر در روش پیشنهادی از تکنیک آستانه‌سازی چندسطحی استفاده می‌شود. در این روش، از چندین آستانه برای تعیین تعلق هر پیکسل تصویر به هر ناحیه استفاده می‌شود. با استفاده از M آستانه می‌توان تعلق پیکسل‌های تصویر به نواحی را به صورت فرمول شماره ۲ تعیین کرد.

$$2. T_0 = \{(x, y) \in X$$

$$T_0 = \{(x, y) \in X \mid 0 \leq l(x, y) \leq t_1 - 1\};$$

$$T_1 = \{(x, y) \in X \mid t_1 \leq l(x, y) \leq t_2 - 1\}$$

$$T_i = \{(x, y) \in X \mid t_i \leq l(x, y) \leq t_{i+1} - 1\}$$

$$T_m = \{(x, y) \in X \mid t_m \leq l(x, y) \leq N - 1\}$$

در فرمول مذکور X تصویر ورودی جهت ناحیه‌بندی است. همچنین مقادیر t_i نشان‌دهنده مقادیر آستانه برای تعیین نواحی تصویر و $l(x, y)$ بیانگر شدن روشنایی پیکسل واقع در موقعیت (x, y) است. بنابراین با داشتن M آستانه می‌توان تصویر ورودی را به M ناحیه قطعه‌بندی کرد. به بیانی دیگر، تعداد متغیرهای بهینه‌سازی در الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله برابر با تعداد آستانه‌های هدف است. در روش پیشنهادی هر پاسخ ممکن در الگوریتم بهینه‌سازی، مقادیر مختلف برای آستانه‌ها را در نظر گرفته و سپس با استفاده از معیار آنتروپی T_{sallis} برازش پاسخ را محاسبه می‌کند (فرمول شماره ۳) [۱۱].

$$3. S_q = \frac{1 - \sum_{i=1}^K p_i^q}{q-1}$$

در رابطه پیش‌گفت، p_i در بازه صفر تا ۱ بوده و مشخص‌کننده قرار گرفتن وضعیت مدل در حالت i است. در یک تصویر با سیستم رنگ خاکستری، این پارامتر نشان‌دهنده تعداد سطوح روشنایی تصویر است.

ساختار بردار راه‌حل و جمعیت اولیه

پارامترهایی که باید بهینه شوند، مقادیر آستانه چندسطحی برای قطعه‌بندی تصویر MRI هستند. بنابراین طول هر بردار راه‌حل برابر با تعداد مقادیر آستانه است. هریک از پارامترهای بهینه‌سازی یادشده می‌توانند پاسخ بهینه را به صورت یک عدد حقیقی در بازه تعیین کنند. در روش پیشنهادی، جمعیت اولیه الگوریتم بهینه‌سازی به صورت تصادفی مقداردهی می‌شود.

در ادامه گام پیش‌پردازش، تصویر به دست‌آمده از طریق تکنیک‌های هیستوگرام و Unsharp (ماسک افزایش کنتراست) بهبود داده می‌شود. استفاده از تکنیک‌های بهبود کنتراست می‌تواند در افزایش دقت تشخیص ناحیه هدف بسیار مؤثر باشد. چراکه اغلب تصاویر ثبت‌شده ممکن است دارای شرایط کنتراست نامناسبی بوده و در نتیجه ایجاد تمایز بین ناحیه توده و نواحی موجود در تصویر دشوار خواهد بود. بهبود شرایط روشنایی تصویر می‌تواند در کاهش احتمال خطای تشخیص مؤثر باشد. بدین منظور، از الگوریتم تعدیل هیستوگرام استفاده می‌شود [۹]. از آنجایی که جزئیات محاسباتی الگوریتم تعدیل هیستوگرام^۳ به صورت مفصل مورد بحث قرار گرفته است [۹]؛ بنابراین از پرداختن به جزئیات بیشتر این الگوریتم صرف‌نظر می‌کنیم. در انتهای گام پیش‌پردازش، با استفاده از عملیات تکنیک افزایش کنتراست^۴ بر روی تصویر صورت می‌پذیرد [۱۰]. هدف این عملیات، بهبود قابلیت تشخیص لبه‌های توده در تصویر است؛ چراکه به کارگیری تجزیه گسسته موجک دوبعدی می‌تواند موجب کاهش تفکیک‌پذیری لبه‌های نواحی تصویر شود و در نتیجه استفاده از این عملیات می‌تواند احتمال خطا در شناسایی نواحی هدف را کاهش دهد. تصویر نتیجه به‌عنوان ورودی مرحله بعدی مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

قطعه‌بندی تصویر و شناسایی نواحی هدف

پس از نرمال‌سازی تصاویر، از الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله به منظور قطعه‌بندی تصاویر و استخراج نواحی هدف برای تشخیص سرطان پروستات استفاده می‌شود. هدف این مرحله از روش پیشنهادی، تجزیه تصویر پیش‌پردازش‌شده به مجموعه‌ای از نواحی است که از طریق آن‌ها بتوان سالم بودن یا ابتلای فرد به سرطان پروستات را تشخیص داد. در الگوریتم قطعه‌بندی پیشنهادی از تکنیک آستانه چندسطحی برای تجزیه تصویر به نواحی تشکیل‌دهنده آن استفاده می‌شود. بنابراین، هدف الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله را می‌توان تعیین آستانه‌های بهینه برای قطعه‌بندی تصویر دانست. به بیانی دیگر، آستانه‌های قطعه‌بندی تصویر همان متغیرهای بهینه‌سازی بوده و هر راه‌حل در الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله مشخص‌کننده آستانه‌های قطعه‌بندی تصویر است. روند محاسباتی الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله در مطالعه‌ای تشریح شده است [۷] و با فرض آشنایی خواننده با این الگوریتم بهینه‌سازی، در ادامه این بخش به تشریح تابع برازندگی و ساختار بردار پاسخ به‌کاررفته در الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله برای قطعه‌بندی تصویر می‌پردازیم.

تابع برازندگی

کلیدی‌ترین بخش در یک الگوریتم بهینه‌سازی، تابع برازش آن است. یک تابع برازش میزان ارزش یک پاسخ را توصیف

3. Histogram Matching (HE)
4. Unsharpping

همبستگی: این ویژگی نشان می‌دهد روشنایی یک پیکسل چقدر به همسایگانش در تصویر همبسته است و از طریق فرمول شماره ۵ محاسبه می‌شود [۱۲].

$$5. F_2 = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i\sigma_j}$$

همگنی؟ این ویژگی، نزدیکی ماتریس GLCM به GLCM قطری را نشان می‌دهد و با استفاده از فرمول شماره ۶ محاسبه می‌شود [۱۲].

$$6. F_3 = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+|i-j|}$$

باتوجه به تعداد ماتریس‌های GLCM استخراج شده برای هر ناحیه هدف، هر دسته از ویژگی‌های مذکور به صورت برداری با طول ۱۶ توصیف خواهد شد که نشان‌دهنده مقدار آن ویژگی به ازای فواصل مختلف است. بدین ترتیب، ویژگی‌های GLCM استخراج شده برای توصیف هر ناحیه هدف برابر با ۴۸ خواهد بود. در کنار این ویژگی‌ها، ۲ ویژگی آماری تعداد و میانگین مساحت نقاط مربوط ناحیه توده، به عنوان خصوصیات توصیف کننده ناحیه هدف به کار خواهند رفت. در نتیجه، ناحیه هدف با استفاده از ۵۰ ویژگی GLCM توصیف خواهد شد.

استخراج ویژگی‌های شکل در ناحیه هدف

ویژگی‌های مرتبط با شکل، دومین دسته ویژگی‌های به کاررفته در روش پیشنهادی برای توصیف نواحی هدف بوده و شامل ۲ دسته ویژگی «مرکز ثقل» و «زاویه انحراف شکل» است. ویژگی مرکز ثقل به صورت یک خصوصیت دوتایی نرمال سازی توصیف خواهد شد که مرکز ناحیه هدف را مشخص می‌کند. این نقطه به صورت (\bar{X}, \bar{Y}) نشان داده می‌شود. برای یافتن مختصات \bar{X} مرکز ثقل یک شکل، اساساً شکل را به تعداد زیادی از مناطق بسیار کوچک و با عرض یک پیکسل تقسیم می‌کنیم و مختصات X میانگین این مناطق را پیدا خواهیم کرد. با انجام این کار، P مستطیل با ارتفاع‌های متغیر و عرض ۱ پیکسل حاصل خواهد شد که در آن، P نشان‌دهنده عرض کلی ناحیه است. به طور خاص، انتگرال ناحیه مستطیل شکل یکپارچه را در امتداد محور X گرفته و سپس نتیجه انتگرال را بر مساحت کل تقسیم می‌کنیم تا مختصات متوسط \bar{X} برای مرکز ثقل را پیدا کنیم. به صورت مشابه می‌توان همین فرایند را در بُعد عمودی شکل تکرار کرد تا مختصات مرکز ثقل نیز محاسبه شود. دومین ویژگی به کاررفته برای توصیف ناحیه هدف، زاویه انحراف ناحیه است. این ویژگی به صورت یک مقدار عددی در بازه (۹۰-، ۹۰) درجه توصیف می‌شود. در واقع، این ویژگی توصیف کننده زاویه انحراف بیضی احاطه کننده ناحیه نسبت به افق (زاویه صفر درجه) است.

همچنین تعداد نواحی برابر با مقدار تجربی ۱۰ در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب، با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله، تصویر ورودی به ۱۰ ناحیه تجزیه می‌شود و هر ناحیه دارای پیوستگی به عنوان یک ناحیه هدف در نظر گرفته می‌شود. در مرحله بعدی روش پیشنهادی، خصوصیات نواحی هدف استخراج خواهد شد.

استخراج ویژگی نواحی هدف

سومین مرحله در روش پیشنهادی، استخراج ویژگی‌های نواحی هدف شناسایی شده در گام قبل است. بدین منظور، ابتدا محدوده‌های شناسایی شده به عنوان نواحی هدف از تصویر استخراج شده و سپس ویژگی‌های توصیف کننده هر ناحیه به صورت مجزا استخراج خواهند شد. مجموعه ویژگی‌های توصیف کننده هر ناحیه هدف در روش پیشنهادی عبارت‌اند از: ویژگی‌های ماتریس هم-رخداد سطح خاکستری^۵ ناحیه؛ ویژگی‌های مرتبط با شکل ناحیه، شامل مرکز ثقل و زاویه انحراف شکل؛ ویژگی‌های مورفولوژیکی ناحیه.

در ادامه، نحوه توصیف هر یک از این ویژگی‌ها برای نواحی هدف تشریح خواهد شد.

استخراج ویژگی‌های ماتریس هم‌رویداد برای سطح خاکستری نواحی هدف

GLCM، یک روش آماری برای بررسی بافت براساس رابطه مکانی پیکسل‌هاست. GLCM نشان‌دهنده نحوه وقوع روشنایی در پیکسل‌های تصویر بوده و ارتباط بین جفت پیکسل‌های تصویر در فواصل مختلف نسبت به هم را توصیف می‌کند. به منظور شکل‌گیری GLCM‌های چندگانه، مجموعه‌ای از فواصل بین جفت پیکسل‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد و به ازای هر فاصله تعریف شده، یک ماتریس GLCM شکل می‌گیرد. در روش پیشنهادی، جهت (۰، ۴۵، ۹۰، ۱۳۵) درجه که هر جهت شامل ۴ فاصله مختلف است برای شکل‌گیری ماتریس‌های GLCM مورد استفاده قرار گرفته است. بدین ترتیب، ۱۶ ماتریس GLCM با ابعاد 8×8 براساس فواصل تعریف شده شکل خواهد گرفت و این ماتریس‌ها به منظور استخراج ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. ویژگی‌های استخراج شده از هر ماتریس GLCM به صورت زیر است:

کنتراست: این ویژگی، تغییرات روشنایی بین هر پیکسل و همسایه آن در فواصل مختلف را از طریق ماتریس GLCM اندازه‌گیری می‌کند و با استفاده از فرمول شماره ۴ محاسبه می‌شود [۱۲].

$$4. F_1 = \sum_{i,j} |i-j|^2 p(i,j)$$

6. Homogeneity

5. Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

استخراج ویژگی‌های مورفولوژیکی در ناحیه هدف

آخرین دسته ویژگی به کاررفته به منظور توصیف خصوصیات ناحیه هدف، ویژگی‌های مورفولوژیکی هستند که مجموعه خصوصیات ساختاری ناحیه را ارائه می‌دهند. مجموعه ویژگی‌های مورفولوژیکی به کاررفته در روش پیشنهادی عبارت‌اند از: مساحت نرمال‌سازی شده ناحیه؛ محیط نرمال‌سازی شده ناحیه؛ طول قطر اصلی بیضی هم‌جهت با ناحیه؛ طول قطر فرعی بیضی هم‌جهت با ناحیه؛ ضریب استواری نرمال‌سازی شده ناحیه؛ قطر معادل نرمال‌سازی شده ناحیه.

تمامی ویژگی‌های مورفولوژیکی مذکور، به صورت مقادیر نرمال‌سازی شده در بازه (۰، ۱) توصیف خواهند شد. پس از استخراج این مجموعه از ویژگی‌ها، تمامی ویژگی‌های توصیف‌کننده ناحیه (ویژگی‌های GLCM، شکل و مورفولوژیک) در قالب یک بردار با هم ترکیب شده تا در آخرین مرحله روش پیشنهادی، به عنوان ورودی مدل تجمیعی مورد استفاده قرار گیرند و با استفاده از این مجموعه ویژگی‌ها عمل طبقه‌بندی برای هر ناحیه هدف صورت گیرد.

طبقه‌بندی مبتنی بر تکنیک تجمیع

در آخرین مرحله روش پیشنهادی از تکنیک تجمیع و ترکیب الگوریتم‌های طبقه‌بندی به منظور تشخیص سرطان پروستات استفاده می‌شود. در مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر تجمیع، چندین الگوریتم طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری ماشین به صورت هم‌زمان مورد استفاده قرار گرفته و فرایند آموزش و آزمون (براساس داده‌های یکسان) برای این مدل‌ها انجام خواهد شد. در نهایت با رأی‌گیری از نتایج خروجی این الگوریتم‌ها، خروجی

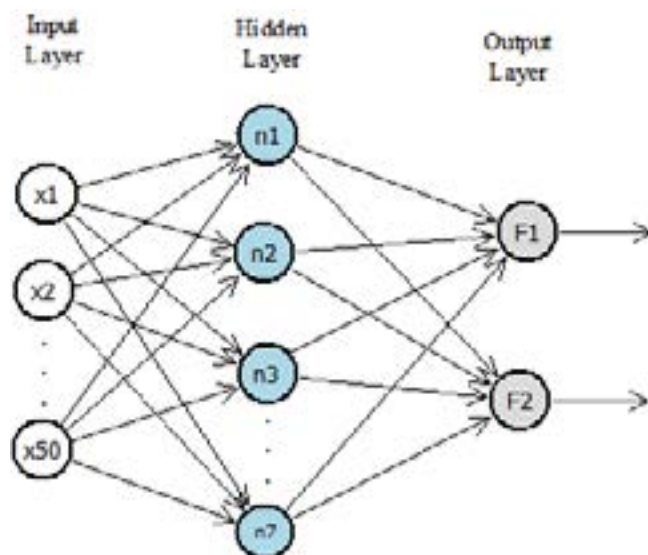
نهایی سیستم تعیین خواهد شد. هدف از تکنیک تجمیع، کاهش خطا در تشخیص پارامتر هدف (وجود بیماری) نسبت به حالتی است که هر یک از الگوریتم‌های یادگیر به صورت مجزا استفاده شوند. الگوریتم‌های مورد استفاده برای طبقه‌بندی ویژگی‌های هر ناحیه کاندید در روش پیشنهادی عبارت‌اند از: شبکه عصبی مصنوعی؛ ماشین بردار پشتیبان؛ درخت تصمیم و رگرسیون.

شبکه عصبی به کاررفته در مدل تجمیعی پیشنهادی، یک شبکه پرسپترون با یک لایه مخفی است. لایه مخفی این شبکه، دارای ۷ نرون بوده و تابع انتقال آن از نوع سیگموئید لگاریتمی تعیین شده است. همچنین تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد ویژگی‌های استخراج شده برای هر ناحیه هدف (P) تعیین شده و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با تعداد دسته‌های خروجی یعنی ۲ می‌باشد. ساختار این شبکه در تصویر شماره ۲ نمایش داده شده است.

همچنین ماشین بردار پشتیبان به کاررفته در روش پیشنهادی، از تابع هسته خطی برای طبقه‌بندی ویژگی‌ها استفاده می‌کند. ویژگی‌های استخراج شده از هر ناحیه کاندید به عنوان ورودی ۳ مدل طبقه‌بندی ذکر شده مورد استفاده قرار گرفته و این مدل‌های یادگیر، ناحیه هدف را در یکی از دسته‌های سالم یا مبتلا به سرطان پروستات قرار می‌دهند. در نهایت، اگر حداقل یکی از ناحیه‌های هدف استخراج شده از تصویر ورودی در دسته مبتلا به سرطان پروستات قرار گیرد، آن‌گاه آن نمونه مبتلا به سرطان خواهد بود.

یافته‌ها

به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی در تشخیص سرطان پروستات از پایگاه داده ProstateX در جدول شماره ۱ استفاده



تصویر ۲. ساختار شبکه عصبی برای طبقه‌بندی ویژگی‌های نواحی هدف

مثبت صحیح^۸: خروجی مدل تجمیعی برای حداقل یکی از نواحی هدف استخراج شده از یک نمونه سرطانی، ابتلا به سرطان باشد.

منفی کاذب^۹: خروجی مدل تجمیعی برای تمامی نواحی هدف استخراج شده از یک نمونه سرطانی، سالم بودن فرد را نشان دهد.

منفی صحیح^{۱۰}: خروجی مدل تجمیعی برای تمامی نواحی هدف استخراج شده از یک نمونه سالم، عدم ابتلا به سرطان را نشان دهد.

مثبت کاذب^{۱۱}: خروجی مدل تجمیعی برای حداقل یکی از نواحی هدف استخراج شده از یک نمونه سالم، ابتلا به سرطان باشد.

با در اختیار داشتن مقادیر مذکور می توان معیارهای ارزیابی کارایی را به این صورت توصیف کرد: معیار حساسیت برای اندازه گیری نسبت کل نمونه های دسته مثبتی (افراد مبتلا به سرطان پروستات) است که به طور صحیح تشخیص داده شده اند و به صورت فرمول شماره ۷ محاسبه می شود [۱۱۳].

$$7. \text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN}$$

معیار ویژگی برای اندازه گیری کارایی مدل تشخیص در دسته بندی صحیح نمونه های دسته منفی (افراد سالم) به کار می رود. این معیار به صورت فرمول شماره ۸ محاسبه می شود [۱۱۴].

$$8. \text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP}$$

معیار دقت به توانایی کلی مدل تشخیص در دسته بندی صحیح تمامی نمونه ها (سالم یا مبتلا به سرطان پروستات) اشاره داشته

8. True Positive (TP)
9. False Negative (FN)
10. True Negative (TN)
11. False Positive (FP)

شده است. این پایگاه داده، شامل ۲۰۰ تصویر MRI متعلق به ۱۴۱ بیمار در مقاطع زمانی مختلف است. همچنین نمونه های این پایگاه داده از نظر ابتلا به سرطان پروستات و شدت پیشرفت بیماری از هم تفکیک شده اند. تمامی تصاویر MRI مورداستفاده در این پایگاه داده به وسیله یک دستگاه تصویربرداری MRI یکسان در بازه زمانی سال های ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۰ تهیه شده است. در فرایند تهیه نمونه های پایگاه داده و برچسب گذاری آن ها، ابتلای هر بیمار پس از تصویربرداری MRI از طریق عمل بیوپسی مشخص شده است. خلاصه مشخصات پایگاه داده ProstateX در جدول شماره ۱ آورده شده است.

به منظور پیاده سازی روش پیشنهادی در این تحقیق، از نرم افزار متلب^۷ نسخه ۲۰۱۶ استفاده شده است. آزمایشات بر روی یک سیستم کامپیوتر رومیزی با سیستم عامل ویندوز ۱۰ نسخه ۶۴ بیتی اجرا شده است. این سیستم به یک پردازنده intel i7 توان پردازشی ۳/۲ گیگاهرتز و ۱۶ گیگابایت حافظه اصلی مجهز بوده است. با توجه به ابعاد بالای تصاویر ورودی و به منظور افزایش سرعت پردازش نمونه ها، ابعاد تصاویر پایگاه داده با استفاده از تکنیک نمونه گیری به ۰/۵ ابعاد تصاویر اولیه کاهش یافت. در این روش تغییر ابعاد، مقدار هر پیکسل در تصویر جدید از طریق محاسبه میانگین ۲ پیکسل همسایه متناظر با آن در تصویر اصلی محاسبه می شود. در آزمایش عملکرد روش پیشنهادی، از تکنیک ارزیابی متقاطع با ۱۰ بار تکرار استفاده شده است.

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص سرطان پروستات، از معیارهای دقت، حساسیت، ویژگی و درستی استفاده شده است. بدین منظور، ابتدا مدل یادگیر تجمیعی در روش پیشنهادی با استفاده از نمونه های آموزشی شکل گرفته و سپس خروجی مدل آموزش داده شده برای نمونه های آزمون تعیین می شود. با انجام این کار برای هر تصویر مورد آزمون ممکن است یکی از شرایط زیر رخ دهد:

7. MATLAB

جدول ۱. خلاصه مشخصات پایگاه داده ProstateX

پارامتر	مقدار
تعداد نمونه	۲۰۰
نسبت کلاس های هدف	۵۷/۵ درصد سالم - ۴۲/۵ درصد مبتلا به سرطان
ابعاد تصویر	۱۰۲۴×۱۰۲۴
قالب هر تصویر	DICOM
تعداد کل تصاویر مقطعی	۲۲۰۳۶

و به صورت فرمول شماره ۹ قابل محاسبه است.

$$9. Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+FP+TP+FN}$$

در نهایت، معیار درستی که نشان دهنده نرخ صحت خروجی های مثبت الگوریتم تشخیص است را می توان به صورت فرمول شماره ۱۰ محاسبه کرد.

$$10. Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

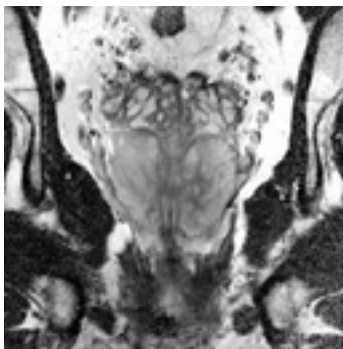
در تصویر شماره ۳، یک تصویر نمونه پایگاه داده و فرایندهای پردازشی صورت گرفته روی آن برای قطعه بندی و استخراج نواحی هدف نمایش داده شده است.

در تصویر شماره ۴ نتایج مربوط به تشخیص صحیح (دقت تشخیص سرطان پروستات) الگوریتم پیشنهادی به ازای هر تکرار آزمون نمایش داده شده است. همچنین کارایی سیستم تجمیعی پیشنهادی در این آزمایش (و سایر نتایج ارائه شده در این بخش) با مدل های یادگیر به کاررفته در آن مقایسه شده است.

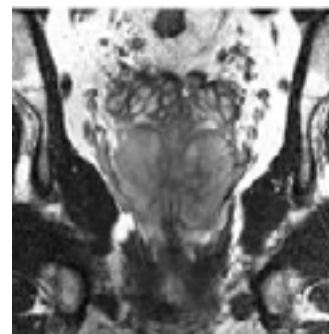
نتایج نمایش داده شده در تصویر شماره ۴، درصد تشخیص صحیح الگوریتم پیشنهادی و سایر مدل های یادگیر را برای هر یک از ۱۰ بار تکرار آزمایش نمایش می دهد. همان طور که این نمودارها

نمایش داده شده است، استفاده از روش پیشنهادی می تواند موجب بهبود دقت تشخیص سرطان پروستات نسبت به سایر حالات مقایسه شده شود. نتایج این آزمایش نشان می دهد که در حالت استفاده از روش پیشنهادی، کمترین دقت تشخیص صحیح سرطان پروستات در تصاویر مورد آزمون برابر با ۹۵ درصد، بیشترین دقت تشخیص صحیح برابر با ۱۰۰ درصد و میانگین تشخیص صحیح برابر با ۹۹ درصد است. براساس این نتایج، میانگین دقت روش پیشنهادی نسبت به سایر مدل های یادگیر به وضوح بیشتر است. در تصویر شماره ۵، میانگین دقت تشخیص روش پیشنهادی با سایر الگوریتم های یادگیر مقایسه شده است.

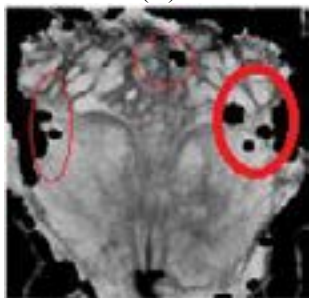
براساس نتایج ارائه شده در تصویر شماره ۵، روش پیشنهادی می تواند به میانگین دقت تشخیص بالاتری نسبت به تمامی الگوریتم های یادگیر به کاررفته در آن دست یابد. این نتایج تأیید می کند که با به کارگیری یادگیری تجمیعی می توان دقت تشخیص سرطان پروستات در افراد را به میزان حداقل ۱/۵ درصد (با توجه به تصویر شماره ۵) نسبت به سایر مدل های یادگیری افزایش داد. روش پیشنهادی علاوه بر میانگین دقت بالاتر دارای مقادیر بیشتری و نزدیک به هم برای کران های تغییرات دقت در طی تکرارهای مختلف است. تصویر شماره ۴ نشان می دهد روش پیشنهادی در تمامی تکرارهای آزمایشات صورت گرفته می تواند سالم بودن فرد یا ابتلای وی به سرطان پروستات را با دقت حداقل ۹۵ درصد تشخیص دهد.



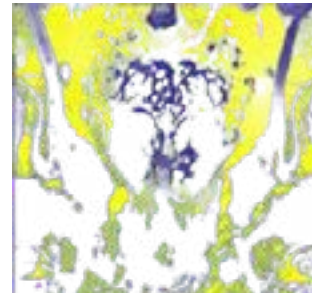
(ب)



(الف)



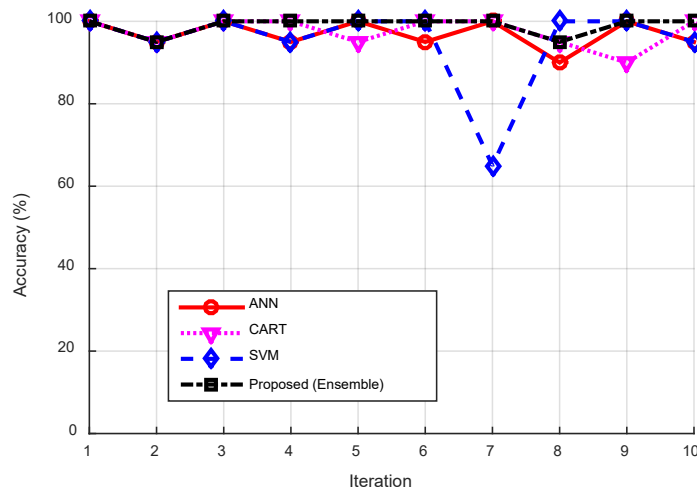
(د)



(ج)

مجله علمی پزشکی
جندی شاپور

تصویر ۳، فرایندهای پردازشی صورت گرفته بر روی یک نمونه از تصاویر پایگاه داده (الف) تصویر اولیه، (ب) نتیجه پیش پردازش، (ج) نتیجه قطعه بندی، (د) ناحیه هدف شناسایی شده



جندی شاپور

تصویر ۴. نتایج مربوط به تشخیص صحیح بیماری توسط روش پیشنهادی و سایر مدل‌های یادگیر

تمامی روش‌های مورد مقایسه در جدول شماره ۲، از داده‌های یکسانی با روش پیشنهادی برای تشخیص سرطان پروستات افراد استفاده کرده‌اند. همان‌طور که نتایج این جدول نشان می‌دهند، روش پیشنهادی هم از نظر درصد تشخیص صحیح و هم از نظر معیارهای حساسیت، ویژگی و درستی دارای عملکرد بهتری نسبت الگوریتم‌های مقایسه شده است. این نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کارآمد در تشخیص سرطان پروستات به کار رفته و در کاربردهای دنیای واقعی مورد استفاده قرار گیرد.

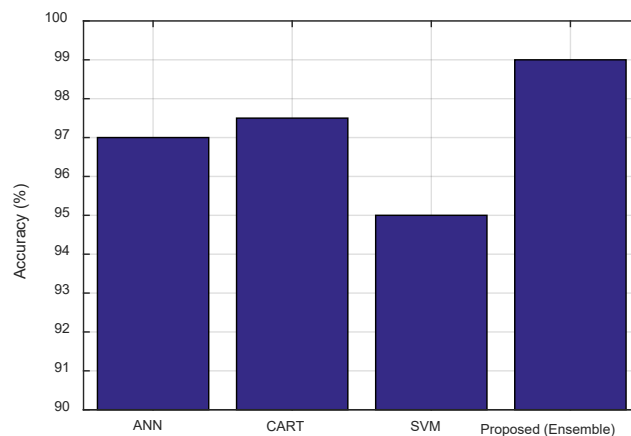
نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش جدید به‌منظور تشخیص سرطان پروستات از طریق پردازش تصاویر MRI ارائه شد. در روش پیشنهادی از ترکیب تکنیک‌های پردازش تصویر، بهینه‌سازی و

تصویر شماره ۶ ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از تشخیص سرطان پروستات توسط مدل پیشنهادی را نمایش می‌دهد. در این ماتریس درهم‌ریختگی، هر تصویر مورد آزمون در هر تکرار به‌عنوان یک نمونه آزمایش در نظر گرفته شده است. این نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در تشخیص سلامت افراد یا ابتلای آن‌ها به سرطان پروستات از طریق تصاویر MRI به‌صورت میانگین دارای دقت ۹۹ درصد بوده است و تنها در طبقه‌بندی ۲ نمونه از تصاویر پایگاه داده دارای خطا بوده است.

بحث

در جدول شماره ۲، کارایی روش پیشنهادی با سایر روش‌های تشخیص سرطان پروستات مقایسه شده است.



جندی شاپور

تصویر ۵. مقایسه میانگین دقت تشخیص روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های یادگیر در تشخیص سرطان پروستات

Proposed (Ensemble)

Output Class	1	115 57.5%	2 1.0%	98.3% 1.7%
	2	0 0.0%	83 41.5%	100% 0.0%
		100% 0.0%	97.6% 2.4%	99.0% 1.0%
		1	2	
		Target Class		

مجله علمی پزشکی
جندی شاپور

تصویر ۶. ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از تشخیص سرطان پروستات توسط مدل پیشنهادی

می‌توان دقت تشخیص سرطان پروستات از طریق تصاویر MRI را به میزان حداقل ۱/۵ درصد افزایش داد و عمل تشخیص را با دقت میانگین ۹۹ درصد انجام داد.

در کارهای آینده می‌توان با تغییر الگوریتم‌های یادگیر به‌کاررفته در مدل تجمیعی پیشنهادی سعی در بهبود دقت آن داشت. همچنین استفاده از تصاویر MRI در زمینه بیوپسی پروستات و فالوآپ‌های درمانی می‌تواند موضوع تحقیقات آینده باشد.

یادگیری ماشین برای دستیابی به این هدف استفاده شد. در روش پیشنهادی از الگوریتم بهینه‌سازی سیاه‌چاله به‌منظور ناحیه‌بندی تصویر ورودی مبتنی بر تکنیک آستانه‌های چندسطحی استفاده شده است. با انجام این کار، ناحیه‌های مشکوک به تومور در تصویر شناسایی می‌شوند. همچنین به‌منظور توصیف خصوصیات هر ناحیه هدف، از ویژگی‌های بافت، شکل و شدت روشنایی استفاده شده است. راهکار پیشنهادی از ترکیب ۳ الگوریتم شبکه عصبی، درخت تصمیم و رگرسیون و ماشین بردار پشتیبان به‌منظور تشخیص سرطان پروستات استفاده می‌کند. به‌منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص سرطان پروستات از معیارهای دقت، حساسیت و ویژگی استفاده شده است. نتایج حاصل از آزمایشات تأیید کرد که با استفاده از روش پیشنهادی

جدول ۲. مقایسه کارایی روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

دقت	درستی	سطح زیر نمودار	ویژگی	حساسیت	الگوریتم
۹۷	۰/۹۸۸	۰/۹۷۲۸	۰/۹۸۷۷	۰/۹۵۸۰	شبکه عصبی مصنوعی
۹۷/۵۰۰۰	۰/۹۸۸	۰/۹۷۷۰	۰/۹۸۷۸	۰/۹۶۶۱	درخت تصمیم و رگرسیون
۹۵	۰/۹۳۱	۰/۹۴۷۸	۰/۹۳۱۰	۰/۹۶۴۶	ماشین بردار پشتیبان
۸۰/۹۷	۰/۷۶۶۹	۰/۷۹۵۰	۰/۷۴۵۲	۰/۷۷۲۲	ژانگ و همکاران [۵]
۹۵/۰۹۸	۰/۹۳۳	۰/۹۸۰۴	۰/۹۲۴۵	۰/۹۷۹۵	گومای و همکاران [۶]
۹۹	۱	۰/۹۹۱۵	۱	۰/۹۸۲۹	روش پیشنهادی

مجله علمی پزشکی
جندی شاپور

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

به دلیل استفاده از دیتابیس‌های جهانی که از اینترنت گرفته شده است و در سایت‌های اینترنت وجود دارد؛ همچنین روی اطلاعات افراد خاصی کار نشده است، بنابراین نیاز به کد اخلاق نیست.

حامی مالی

مقاله حاصل پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول است که با حمایت دانشگاه آزاد اسلامی واحد مبارکه انجام شده است.

مشارکت نویسندگان

نرم‌افزار- نگارش- تهیه پیش‌نویس اصلی: سلمان طاقونی؛ مفهوم‌سازی، روش‌شناسی، نگارش و نقد و ویرایش: محمدرضا رمضان‌پور؛ نظارت، مدیریت پروژه و بصری‌سازی: ریحانه خورسند.

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان، این مقاله تعارض منافع ندارد.

References

- [1] Ideo H, Kondo J, Nomura T, Nonomura N, Inoue M, Amano J. Study of glycosylation of prostate-specific antigen secreted by cancer tissue-originated spheroids reveals new candidates for prostate cancer detection. *Sci Rep.* 2020; 10(1):2708. [DOI:10.1038/s41598-020-59622-y] [PMID] [PMCID]
- [2] Liu B, Cheng J, Guo DJ, He XJ, Luo YD, Zeng Y, et al. Prediction of prostate cancer aggressiveness with a combination of radiomics and machine learning-based analysis of dynamic contrast-enhanced MRI. *Clin Radiol.* 2019; 74(11):896.e1-8. [DOI:10.1016/j.crad.2019.07.011] [PMID]
- [3] Min X, Li M, Dong D, Feng Z, Zhang P, Ke Z, et al. Multi-parametric MRI-based radiomics signature for discriminating between clinically significant and insignificant prostate cancer: Cross-validation of a machine learning method. *Eur J Radiol.* 2019; 115:16-21. [DOI:10.1016/j.ejrad.2019.03.010] [PMID]
- [4] Namdar K, Gujrathi I, Haider MA, Khalvati F. Evolution-based Fine-tuning of CNNs for Prostate Cancer Detection. *ArXiv preprint.* 2019; [Unpublished]. [Link]
- [5] Zhang L, Li L, Tang M, Huan Y, Zhang X, Zhe X. A new approach to diagnosing prostate cancer through magnetic resonance imaging. *Alex Eng J.* (2021); 60(1):897-904. [DOI:10.1016/j.aej.2020.10.018]
- [6] Gumaiei A, Sammouda R, Al-Rakhami M, AlSalman H, El-Zaart A. Feature selection with ensemble learning for prostate cancer diagnosis from microarray gene expression. *Health Inform J.* 2021; 27(1):1460458221989402. [DOI:10.1177/1460458221989402] [PMID]
- [7] Hatamlou A. Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. *Inf Sci.* 2013; 222:175-84. [DOI:10.1016/j.ins.2012.08.023]
- [8] Zhao RM, Cui HM. Improved threshold denoising method based on wavelet transform. Paper presented at: 2015 7th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC). 20 December 2015; Sousse, Tunisia. [DOI:10.1109/ICMIC.2015.7409352]
- [9] Abdullah-Al-Wadud M, Kabir H, Dewan AA, Chae O. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *IEEE Trans Consum Electron.* 2007; 53(2):593-600. [DOI:10.1109/TCE.2007.381734]
- [10] Deng G. A generalized unsharp masking algorithm. *IEEE Trans Image Process.* 2011; 20(5):1249-61. [DOI:10.1109/TIP.2010.2092441] [PMID]
- [11] Bhandari AK, Kumar A, Singh GK. Tsallis entropy based multilevel thresholding for colored satellite image segmentation using evolutionary algorithms. *Expert Syst Appl.* 2015; 42(22):8707-30. [DOI:10.1016/j.eswa.2015.07.025]
- [12] PS SK, Vs D. Extraction of texture features using GLCM and shape features using connected regions. *Int J Eng Technol.* 2016; 8(6):2926-30. [DOI:10.21817/ijet/2016/v8i6/160806254]
- [13] Ahmadi M, Ramezanpour M, Khorsand R. [Diagnosis of liver disorders using a combination of adaptive neuron-fuzzy inference system and particle swarm optimization algorithm (Persian)]. *Health Inf Manag.* 2019; 16(367):115-21. [DOI:10.22122/him.v16i3.3886]
- [14] Abbasi O, Ramezanpour M, Khorsand R. [Predicting survival of patients with lung cancer using improved adaptive neuro-fuzzy inference system (Persian)]. *J Health Biomed Inf.* 2020; 7(1):20-9. [Link]

This Page Intentionally Left Blank