



Hybrid Intelligent Fuzzy-SVM System for Targeted Diagnosis and Treatment of Vitiligo

Marzieh Ghavidel^{1*} , Maryam Rafiei HalghehSari² 

^{1,2} Department of Computer Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Article Type:

Original Research

Received: 2025.05.12

Revised: 2025.10.07

Accepted: 2026.04.21

Keyword:

Vitiligo

Intelligent Diagnosis

Machine Learning

Fuzzy Systems

Support Vector Machine

*Corresponding Author:

Marzieh Ghavidel

Email: Mghavidel@tvu.ac.ir

ABSTRACT

Vitiligo is an autoimmune skin disorder characterized by the loss of pigmentation and the appearance of white patches on the skin. Beyond its physical manifestations, vitiligo imposes significant psychological and social impacts on affected individuals, making rapid and accurate diagnosis critically important. This study introduces a novel approach for vitiligo diagnosis by integrating fuzzy logic systems with Support Vector Machine (SVM) algorithms, along with precise optimization of model parameters. Input data were collected from clinical observations and physician reports, and after preprocessing, were fed into the fuzzy system. In this stage, effective diagnostic features were extracted through careful tuning of membership functions and fuzzy rules. These features were then passed to the SVM model, where decision boundaries were optimized to significantly enhance diagnostic accuracy. For initial evaluation, the proposed model was tested on the public dataset "Vitiligo and Healthy Images," comprising approximately 3,628 clinical images of vitiligo patients and healthy individuals. Additionally, clinical data from 100 patients were independently collected and assessed using 10-fold cross-validation. The fuzzy system and SVM model were implemented using MATLAB and Python. Results demonstrated that the proposed model achieved a diagnostic accuracy of 93%, outperforming or matching advanced deep learning models such as Swin Transformer and CNN architectures like VGG19 and ResNeXt101. Moreover, the use of fuzzy logic improved the interpretability of the model and enhanced its robustness against uncertain data—features that make it a practical and efficient solution for clinical applications.



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Vitiligo is a complex autoimmune disorder that leads to the destruction of melanocyte cells, resulting in white patches on the skin. This disease not only creates physical challenges for patients but also has profound psychological and social impacts. Early and accurate diagnosis of this disease can significantly improve treatment management and enhance the quality of life for patients.

Traditional methods, such as clinical examination and Wood's lamp imaging, despite their acceptable accuracy, depend on the physician's skill, lighting conditions, and specific equipment, increasing the likelihood of diagnostic errors. With advancements in artificial intelligence and machine learning, the ability to analyze clinical and image data accurately has been established, leading to the development of intelligent systems for diagnosing skin diseases.

This study introduces an advanced hybrid model based on fuzzy systems and Support Vector Machine (SVM) that, by optimizing decision-making and extracting critical features, has achieved a diagnosis accuracy of 93%, enhancing the performance of traditional methods and opening new avenues for targeted and rapid diagnosis of skin diseases.

Methodology

Medical data and clinical images were collected from reliable sources and specialized physician reports, and after a precise preprocessing phase, they were fed into the fuzzy system.

Three key phases of the hybrid model:

1. **Processing and managing uncertain data:** Adjusting membership functions and fuzzy rules to extract vital information from raw data, including the following stages:

Data Collection:

The first step in this process involves collecting patient data, including factors such as the patient's age, number of affected skin areas, size of the patches, and the changes in skin color intensity. These data can be collected from medical records, clinical observations, or direct inputs from the patient.

Designing the Fuzzy System:

The fuzzy system is designed in two main phases:

- **Phase 1- Diagnosing the type of vitiligo:** In this phase, the fuzzy system categorizes vitiligo into three types: focal, segmental, and generalized. This classification is based on inputs such as the number of affected areas, the patient's age, and the size of

the skin patches. These variables are fuzzified to make uncertain data processable.

- **Phase 2 – Suggesting treatment:** After diagnosing the type of vitiligo, the system proposes suitable treatment options. These treatments are based on a set of fuzzy rules derived from expert knowledge and clinical guidelines. Treatment options include medications, surgical interventions, and other therapies.

Fuzzy Rules and Inference:

Fuzzy rules are defined based on clinical features and expert knowledge that specify the relationships between input variables (such as patch size, number of patches, etc.) and corresponding outcomes (diagnosis type and treatment options). The system uses the Mamdani fuzzy inference method to derive results from fuzzy inputs. Mamdani's method was chosen due to its simplicity and wide applicability in medical decision-making.

Implementation:

The system was implemented using MATLAB software, which includes the Fuzzy Logic Toolbox. This software facilitates the creation of fuzzification processes, rule bases, and inference engines. MATLAB tools also helped simulate and test the system using real patient data.

Validation and Testing:

To validate the performance of the fuzzy system, real patient data was used. The results of the fuzzy system were compared with diagnoses and treatment recommendations provided by specialist doctors. The accuracy and reliability of the fuzzy system were evaluated to determine its effectiveness in clinical applications.

In Figure 1, the architecture of the hybrid fuzzy-SVM model is shown, clearly explaining the data processing and decision-making process. Figure 2 presents an integrated view of the fuzzy system's structure and logic.

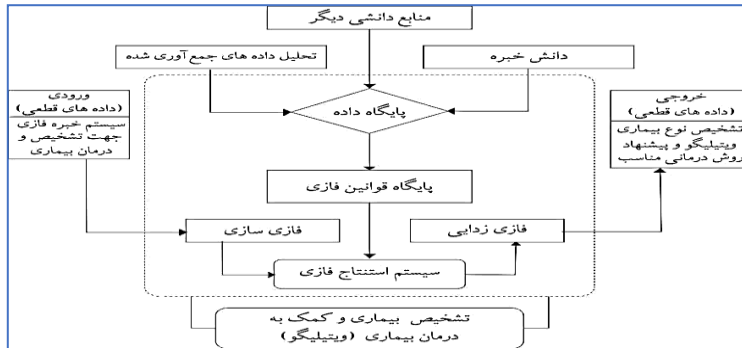
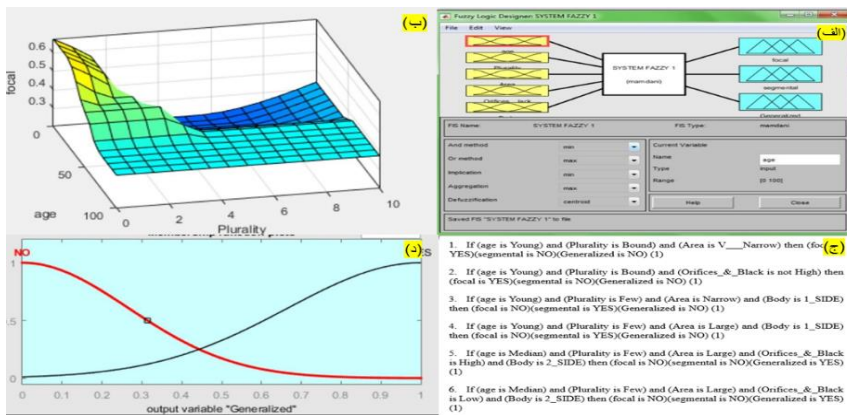


Figure 1. Overall Framework of the Fuzzy System



- a. Fuzzy Model 1 – Disease Diagnosis
- b. System Output Level
- c. Sample Rules of Fuzzy Model 1
- d. Sample Output Membership Functions

Figure 2. Overview of the Components of Fuzzy System 1

2. Advanced Classification with Support Vector Machine (SVM):

Analyzing features extracted by the fuzzy model and optimizing decision-making based on data boundaries.

3. Precise Parameter Optimization:

Applying grid search and cross-validation methods to tune C and Gamma in SVM for achieving maximum accuracy.

Results and discussion

The results clearly show that the hybrid fuzzy-SVM model has achieved a diagnostic accuracy of 93%, significantly outperforming traditional methods and even some machine learning models.

Optimization of fuzzy rules has reduced the impact of incomplete data and enhanced the interpretability of the model for doctors.

Precise parameter tuning of the SVM has optimized decision boundaries, enabling more effective differentiation of vitiligo types. In Table 1, the optimal values of these parameters are presented, along with the role and impact of each on the model's final performance.

Combination of Artificial Intelligence Systems has not only ensured improved diagnostic accuracy but also provided the ability to manage the disease with greater speed and efficiency.

Table 1. Optimal Parameter Values and Their Impact on Performance

Model	Parameter	Optimal Value	Description
SVM	C	2.0	Balance between accuracy and model overfitting
SVM	Gamma	0.1	Controls the influence of training samples on decision boundary
SVM	Kernel	RBF	Best performance observed with this kernel
Fuzzy Model	Membership Function	Gaussian	Performed better than triangular and trapezoidal functions
Fuzzy Model	Fuzzy Threshold	0.6	Best threshold value for inter-class decision-making
Fuzzy Model	Feature Weight – Patch Area	0.5	Most important feature in the fuzzy model
Fuzzy Model	Feature Weight – Disease Duration	0.3	Influential feature, but less than patch area
Fuzzy Model	Feature Weight – Skin Type	0.2	Least influential feature among fuzzy model features
Preprocessing	Data Normalization	MinMaxScaler [0,1]	Normalized data within a specific range

Conclusion

This research shows that the hybrid fuzzy-SVM system can be used as a powerful tool for rapid diagnosis and management of skin diseases. The proposed hybrid model goes beyond a simple algorithm; it is an intelligent diagnostic framework that is capable of managing medical data with high accuracy and interpretability.

For future research, it is recommended that this system be combined with medical imaging technologies and genetic data to elevate its accuracy and performance to a higher level. Furthermore, integrating deep learning methods with the fuzzy system could enable more advanced and automatic diagnosis.



سیستم هوشمند ترکیبی فازی SVM-برای تشخیص و درمان هدفمند ویتیلیگو

مرضیه قویدل^{۱*}، مریم رفیعی حلقه‌سری^۲ 

۱ و ۲- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران.

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	
دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۲/۲۲	
بازنگری مقاله: ۱۴۰۴/۰۷/۱۵	
پذیرش مقاله: ۱۴۰۵/۰۲/۰۱	
کلیدواژگان: ویتیلیگو تشخیص هوشمند یادگیری ماشین سیستم‌های فازی ماشین بردار پشتیبان	بیماری ویتیلیگو یک اختلال خودایمنی پوستی است که باعث از دست رفتن رنگدانه‌ها و ایجاد لکه‌های سفید بر روی پوست می‌شود. این بیماری علاوه بر تأثیرات فیزیکی، اثرات روانی و اجتماعی قابل توجهی بر بیماران دارد، از این‌رو تشخیص سریع و دقیق آن از اهمیت بالایی برخوردار است. در این پژوهش، رویکردی نوین برای تشخیص بیماری ویتیلیگو معرفی شده که شامل تلفیق سیستم‌های فازی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) به همراه بهینه سازی دقیق پارامترهای مدل پیشنهادی می‌باشد. داده‌های ورودی سیستم از مشاهدات بالینی و گزارش‌های پزشکان جمع‌آوری شده و پس از مراحل پیش‌پردازش به سیستم فازی وارد می‌شوند. در این مرحله، با تنظیم دقیق توابع عضویت و قوانین فازی، ویژگی‌های موثر برای تشخیص استخراج می‌شوند. سپس این ویژگی‌ها به مدل ماشین بردار پشتیبان وارد شده و با بهینه سازی مرزهای تصمیم‌گیری، دقت تشخیص به سطحی چشمگیر و قابل اعتماد ارتقا می‌یابد. برای ارزیابی اولیه مدل پیشنهادی، از مجموعه داده عمومی Vitis and Healthy Images شامل حدود ۳۶۲۸ تصویر کلینیکی از بیماران مبتلا به ویتیلیگو و افراد سالم استفاده شد. علاوه بر این، داده‌های بالینی مربوط به ۱۰۰ بیمار به صورت اختصاصی جمع‌آوری و با بهره‌گیری از روش اعتبارسنجی متقاطع ده تایی (۱۰ fold cross-validation) ارزیابی شدند. پیاده‌سازی سیستم‌های فازی و مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) با استفاده از نرم‌افزارهای MATLAB و Python انجام گرفت. نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی، با بهینه سازی دقیق پارامترها، دقت تشخیص ۹۳٪ را به دست آورده و در مقایسه با مدل‌های پیشرفته یادگیری عمیق مانند Swin Transformer و معماری‌های CNN نظیر VGG19 و ResNeXt101 عملکردی رقابتی ارائه می‌دهد. همچنین، بهره‌گیری از منطق فازی باعث افزایش تفسیرپذیری مدل پیشنهادی و ارتقای مقاومت آن در برابر داده‌های نامطمئن شده است؛ ویژگی‌هایی که این مدل را به گزینه‌ای کارآمد و عملی برای کاربردهای بالینی تبدیل می‌کند.

*نویسنده مسئول:

مرضیه قویدل

پست الکترونیکی:

Mghavidel@tvu.ac.ir



مقدمه

بیماری ویتیلیگو یک اختلال خودایمنی پوستی است که به تخریب سلول‌های تولیدکننده ملانین منجر شده و لکه‌های سفید رنگ در نواحی مختلف پوست ایجاد می‌کند. این بیماری، علاوه بر ایجاد تأثیرات قابل توجه ظاهری، مشکلات روانی و اجتماعی گسترده‌ای را نیز برای مبتلایان به همراه می‌آورد. تشخیص زودهنگام و دقیق این بیماری، از آن جهت که می‌تواند به مدیریت بهتر علائم و میزان اثربخشی روش‌های درمانی کمک شایانی کند، از اهمیت بالایی برخوردار است [۱]. روش‌های سنتی تشخیص ویتیلیگو عمدتاً مبتنی بر معاینه بالینی توسط متخصصان پوست و در برخی موارد استفاده از دستگاه‌های تصویربرداری مانند لامپ وود^۱ هستند. این روش‌ها هرچند رایج و نسبتاً دقیق هستند، اما با چالش‌هایی نظیر وابستگی زیاد به تجربه پزشک، احتمال خطای تشخیصی و نیاز به تجهیزات تخصصی مواجه هستند. علاوه بر این، نبود یک معیار استاندارد برای تشخیص خودکار و سیستماتیک ویتیلیگو باعث شده است که در برخی موارد بیماری در مراحل اولیه شناسایی نشود. از سوی دیگر، برخی از این روش‌ها زمان‌بر بوده و ممکن است در شرایط خاص دقت کافی نداشته باشند که این امر می‌تواند بر روند درمان و مدیریت بیماری تأثیر منفی بگذارد [۲]. با توسعه روزافزون فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، روش‌های نوینی برای تشخیص بیماری‌ها ارائه شده است که می‌تواند به رفع مشکلات موجود در تشخیص ویتیلیگو کمک کند [۳]. فناوری‌های هوش مصنوعی می‌توانند با پردازش داده‌های بالینی و تصویری، به‌طور دقیق‌تر و سریع‌تر بیماری را شناسایی کنند و به پزشکان در اتخاذ تصمیمات درمانی مؤثرتر کمک کنند [۴]. یکی از این فناوری‌ها، سیستم‌های فازی است که قادرند عدم قطعیت‌های موجود در داده‌های پزشکی را مدیریت کرده و از بروز خطاهای ناشی از داده‌های ناقص یا غیرقابل اعتماد جلوگیری کنند و نقش مهمی در افزایش دقت و سرعت تشخیص ویتیلیگو داشته باشند [۵].

با این حال، مرور پیشینه پژوهش‌ها نشان می‌دهد که اغلب مطالعات یا تنها از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بدون در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های رایج در داده‌های پزشکی بهره گرفته‌اند، یا تمرکز آن‌ها بر استفاده منفرد از منطق فازی بوده است. این در حالی است که ترکیب این دو رویکرد به صورت هدفمند می‌تواند هم دقت تشخیص و هم انعطاف‌پذیری مدل را در مواجهه با داده‌های ناقص یا مبهم افزایش دهد. این خلأ پژوهشی، یعنی فقدان یک چارچوب ترکیبی مؤثر، انگیزه اصلی انجام این تحقیق بوده و هدف اصلی آن توسعه چارچوبی ترکیبی با دقت بالا برای تشخیص زودهنگام و خودکار ویتیلیگو است [۶].

در این پژوهش، در گام نخست، پیشینه پژوهش‌های مرتبط و روش‌های رایج موجود در زمینه تشخیص این بیماری مرور می‌شوند. سپس جزئیات روش پیشنهادی، از جمله طراحی سیستم فازی، انتخاب ویژگی‌های مؤثر و نحوه ادغام آن با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، به‌طور دقیق تشریح خواهد شد. در ادامه، نتایج آزمایش‌های انجام‌شده و مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های سنتی و سایر مدل‌های یادگیری ماشین ارائه می‌گردد و در نهایت، به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهاداتی برای بهبود مدل و ادامه مسیر تحقیقات آینده پرداخته می‌شود.

ادبیات و پیشینه پژوهش

بیماری ویتیلیگو یکی از چالش‌های مهم در حوزه درمان‌تولوژی محسوب می‌شود و تشخیص دقیق و سریع آن نقش کلیدی در مدیریت درمان بیماران دارد. در سال‌های اخیر، روش‌های مختلفی برای تشخیص این بیماری مورد بررسی قرار گرفته‌اند و شامل روش‌های سنتی مبتنی بر معاینات بالینی، تکنیک‌های پردازش تصویر و الگوریتم‌های یادگیری

^۱ Wood's lamp

ما شین^۱ و شبکه‌های عصبی^۲ می‌باشند [۵]. در این بخش، به مرور پژوهش‌های انجام شده در این زمینه پرداخته و سپس به مزیت استفاده از روش فازی در تشخیص این بیماری اشاره می‌کنیم.

تشخیص سنتی ویتیلیگو

تشخیص ویتیلیگو معمولاً بر اساس معاینه بالینی توسط پزشک متخصص پوست انجام می‌شود. این فرآیند شامل شناسایی ظاهری لکه‌های سفید و تأیید بیماری از طریق لامپ وود یا بیوپسی پوست انجام می‌شود. اگرچه این روش‌ها در مراحل اولیه بیماری مؤثر واقع می‌شوند، در موارد پیچیده‌تر یا نادر، احتمال تشخیص نادرست یا تأخیر در درمان وجود دارد [۷].

روش‌های نوین در تشخیص ویتیلیگو

با پیشرفت در حوزه‌های مختلف پزشکی و فناوری، روش‌های نوین و دقیق‌تری برای تشخیص ویتیلیگو معرفی شده است. این روش‌ها شامل استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، سیستم‌های فازی^۳ و پردازش تصویر برای تشخیص دقیق‌تر و سریع‌تر بیماری هستند و توانسته‌اند دقت تشخیص را به‌طور چشمگیری افزایش دهند و در بسیاری از موارد، توانایی شناسایی زودهنگام لکه‌ها و پیش‌بینی پیشرفت بیماری را نسبت به روش‌های سنتی فراهم آورند [۸]. استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۴ و سیستم‌های فازی به‌ویژه در تحلیل تصاویر پوستی و شناسایی الگوهای غیرقابل مشاهده توسط چشم انسان، موجب ارتقای دقت و سرعت تشخیص شده است [۹].

در ادامه، برخی از مهم‌ترین مطالعات انجام‌شده در این زمینه که به استفاده از روش‌های نوین در تشخیص ویتیلیگو پرداخته‌اند مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در یکی از نخستین مطالعات، ژانگ و همکاران (۲۰۲۱) کاربرد شبکه‌های عصبی کانولوشنی را در تشخیص ویتیلیگو ارزیابی کردند. نتایج نشان داد که این مدل‌ها عملکرد خوبی در مقایسه با عملکرد متخصصان پوست با تجربه از خود نشان می‌دهند. نویسندگان یک مدل یادگیری عمیق طراحی کردند که قادر بود تصاویر پوستی را تحلیل کرده و نواحی مبتلا به ویتیلیگو را با دقت بالا شناسایی کند. این تحقیق بر اهمیت استفاده از معماری‌های شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۵ برای استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر و بهبود فرآیندهای تشخیصی تأکید دارد [۱۰].

همچنین، در همان سال، سینیواسو و همکاران (۲۰۲۱) در مطالعه‌ی خود چارچوبی مبتنی بر یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی بیماری‌های شایع پوستی از جمله ویتیلیگو، آکنه، اگزما و پسوریازیس ارائه دادند. این مدل با بهره‌گیری از معماری سبک‌وزن MobileNet V2 و ترکیب آن با شبکه‌های LSTM، توانست ویژگی‌های مکانی و ترتیبی تصاویر درموسکوپیک^۶ را به‌خوبی استخراج و تحلیل کند. این رویکرد ترکیبی ضمن حفظ دقت بالا، پیچیدگی محاسباتی کمی دارد که آن را برای کاربردهای تشخیصی آنی و مبتنی بر موبایل مناسب می‌سازد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که این مدل در طبقه‌بندی بیماری‌های پوستی عملکرد قابل توجهی دارد و می‌تواند نقش مؤثری در کمک به تشخیص‌های بالینی، به‌ویژه در مناطق با منابع محدود ایفا کند [۱۱].

^۱ Machine Learning Algorithms

^۲ Neural Networks

^۳ Fuzzy Systems

^۴ Support Vector Machine

^۵ Convolutional Neural Networks Architectures

^۶ Dermoscopic images

شارما و همکاران (۲۰۲۳) از مدل‌های یادگیری عمیق برای تشخیص و طبقه‌بندی بیماری ویتیلیگو استفاده کردند. در این مطالعه، از مدل پیش‌آموزش‌دیده Inception V3^۱ برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر استفاده شد و سپس این ویژگی‌ها به چهار دسته‌بند مختلف، شامل بیز ساده، شبکه عصبی کانولوشنی، جنگل تصادفی و درخت تصمیم وارد شدند. نتایج حاصل نشان داد که ترکیب Inception V3 با دسته‌بند جنگل تصادفی^۲، بهترین عملکرد را در تشخیص ویتیلیگو داشته است [۱۲].

تنویر و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهش خود، به مرور سیستماتیک مقالات مرتبط با تشخیص و تأیید ویتیلیگو از طریق تکنیک‌های یادگیری ماشین پرداختند. این مطالعه نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند دقت تشخیص را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد و از قضاوت‌های انسانی جلوگیری کند اما همچنان به داده‌های دقیق و استخراج ویژگی‌های بیشتر نیاز است [۱۳].

تزیوماکا و همکاران (۲۰۲۵)، با استفاده از روش‌های یادگیری بدون نظارت به بخش‌بندی نواحی مبتلا به ویتیلیگو پرداختند. نویسندگان رویکردی چندمرحله‌ای را ارائه دادند که فرآیندهایی از قبیل حذف پس‌زمینه، استخراج ویژگی‌ها، و خوشه‌بندی تصویر را شامل می‌گردد. نتایج این تحقیق نشان داد که این روش از نظر دقت و کارایی، در شناسایی نواحی مبتلا به ویتیلیگو موفق بوده است. ارزیابی مدل با استفاده از معیارهای نسبت هم‌پوشانی به اتحاد (IoU)^۳ و شاخص دایس (DSC)^۴ انجام شده و عملکردی پایدار در تصاویر دستی حاشیه‌گذاری شده به دست آمده است [۱۴].

پژوهشگران داخلی نیز به استفاده از روش‌های نوین یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در حوزه‌ی تحلیل تصاویر پزشکی و تشخیص بیماری‌ها توجه ویژه‌ای داشته‌اند. حسینی و همکاران (۱۴۰۲) در چندین مطالعه به طراحی سیستم‌های هوشمند برای تشخیص چهره با الگوریتم‌های بهینه‌سازی [۱۵]، تشخیص زود هنگام سرطان سینه با بهره‌گیری از طبقه‌بند KNN و تحلیل LSD [۱۶]، و همچنین بخش‌بندی تصاویر MRI با استفاده از معماری U-Net بهبود یافته مبتنی بر Inception پرداخته‌اند [۱۷]. این پژوهش‌ها روند رو به رشد استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی در کاربردهای پزشکی در سطح کشور را نشان می‌دهند و مبنای مناسبی برای توسعه‌ی مدل‌های دقیق‌تر در تشخیص بیماری‌های پوستی فراهم می‌سازند.

برای درک بهتر پیشرفت‌ها و چالش‌های روش‌های نوین در تشخیص بیماری ویتیلیگو، جدول ۱ خلاصه‌ای دقیق و جامع از مهم‌ترین مدل‌ها، مزایا، محدودیت‌ها و مجموعه داده‌های به کار رفته در پژوهش‌های شاخص را ارائه می‌دهد. این مقایسه به روشن‌تر شدن جایگاه هر روش و زمینه‌های بهبود احتمالی کمک می‌کند.

جدول ۱. مقایسه روش‌های به کار رفته در پژوهش‌های برجسته تشخیص بیماری ویتیلیگو

روش/مدل	سال	مزایا	معایب	نوع داده مورد استفاده	دیتاست
ژانگ و همکاران	۲۰۲۱	ارائه چارچوبی ترکیبی برای استخراج ویژگی و سگمنت دقیق ناحیه ویتیلیگو	نیاز به تنظیمات دقیق و داده‌های با کیفیت برای آموزش مدل	تصاویر بالینی ویتیلیگو دارای برچسب ناحیه ضایعه	Vitiligo Dataset V2 با ۳۶۱۸ تصویر کلینیکی و برچسب دقیق

^۱ A deep CNN for efficient image classification

^۲ Random Forest

^۳ Intersection over Union

^۴ Dice Similarity Coefficient

سینواسو و همکاران	۲۰۲۱	بهبود دقت سگمنتیشن از طریق مازول‌های توجه مکانی و کانالی؛ عملکرد بهتر نسبت به UNet و DeepLabV3	افزایش پیچیدگی مدل، زمان آموزش بالاتر	تصاویر دارای GT دقیق، استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی پیشرفته	دیتاست داخلی با تصاویر پوستی برچسب‌گذاری شده دقیق
شارما و همکاران	۲۰۲۳	استفاده از مدل پیش‌آموزش دیده برای استخراج ویژگی؛ دقت بالا در تشخیص بیماری ویتیلیگو	پیچیدگی مدل؛ نیاز به محاسبات قابل توجه	تصاویر پوستی ویتیلیگو	مجموعه داده اختصاصی با تصاویر پوستی ویتیلیگو (تعداد نامشخص)
تنویر و همکاران	۲۰۲۴	مرور جامع روش‌های یادگیری ماشین؛ شناسایی چالش‌ها و فرصت‌ها برای بهبود دقت تشخیص ویتیلیگو	وابستگی به کیفیت و کمیت داده‌های استفاده شده	داده‌های متنوع از مقالات و مجموعه‌های داده مختلف	ترکیبی از چندین دیتاست عمومی و اختصاصی
تزپوماکا و همکاران	۲۰۲۵	رویکرد بدون نظارت برای بخش‌بندی دقیق لکه‌های ویتیلیگو؛ کاهش نیاز به داده‌های برچسب‌خورده؛ عملکرد پایدار	پیچیدگی تنظیم پارامترها و الگوریتم‌ها؛ نیاز به بررسی بیشتر در داده‌های مختلف	تصاویر دستی حاشیه‌گذاری شده و داده‌های بالینی متنوع	مجموعه داده دستی حاشیه‌گذاری شده (تعداد نامشخص)

اگرچه روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و پردازش تصویر در تشخیص ویتیلیگو پیشرفت‌های قابل توجهی داشته‌اند، اما همچنان محدودیت‌هایی نظیر وابستگی شدید به کیفیت و کمیت داده‌های آموزشی، نیاز به پردازش سنگین و کاهش دقت در شرایط داده‌های نامطمئن یا نامتوازن وجود دارد که در بسیاری از موارد مشکل ساز می‌شوند. به‌طور خاص، روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی نیازمند مجموعه داده‌های بزرگ و با برچسب دقیق بوده و حساسیت بالایی نسبت به کیفیت تصاویر دارند که می‌تواند در شرایط داده‌های نامناسب، دقت مدل را کاهش دهد. در مقابل، مدل‌های یادگیری عمیق سبک‌وزن مانند ترکیب MobileNet V2 و LSTM، اگرچه پیچیدگی محاسباتی کمتری دارند و برای کاربردهای موبایلی مناسب‌ترند، ممکن است در مواجهه با تنوع گسترده داده‌ها عملکرد ضعیف‌تری داشته باشند. همچنین، روش‌های یادگیری بدون نظارت با کاهش نیاز به داده‌های برچسب‌خورده، توانایی مناسبی در بخش‌بندی دقیق نواحی مبتلا ارائه می‌دهند، اما تنظیم پارامترهای الگوریتم و ارزیابی عملکرد در داده‌های متنوع نیازمند بررسی و توسعه بیشتر است. این محدودیت‌ها فرصتی مناسب برای تحقیقات آینده به منظور بهبود دقت، کارایی و قابلیت اطمینان روش‌های تشخیص ویتیلیگو فراهم می‌کنند [۱۸].

روش‌های فازی و مزیت آن در تشخیص ویتیلیگو

با توجه به چالش‌های موجود در روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، استفاده از روش‌های فازی برای تشخیص ویتیلیگو می‌تواند راهکاری مؤثرتر باشد. منطق فازی به دلیل توانایی خود در پردازش داده‌های نامطمئن و تفسیرپذیری بهتر، استفاده از دانش پزشکی و عملکرد مناسب در شرایط داده‌های محدود مزایای ویژه‌ای دارد [۱۹]. علاوه بر این، سیستم‌های فازی قادر به مدیریت عدم قطعیت‌های بالینی هستند و می‌توانند ابهامات و تغییرات نامشخص در داده‌های بالینی را به خوبی تحلیل و پردازش کنند که این امر باعث افزایش دقت و قابلیت اطمینان در تشخیص بیماری ویتیلیگو می‌شود.

مقایسه ویژگی‌های روش‌های مختلف مورد استفاده در تشخیص ویتیلیگو در جدول ۲ آمده است. در این جدول تمرکز اصلی بر ویژگی‌های مهم و کاربردی روش‌هاست. به جای اولویت دادن تنها به دقت، کاربرد واقعی هر روش در شرایط مختلف ارزیابی شده است. در توضیحات روش فازی، پردازش داده‌های نامطمئن و کیفی به عنوان مزیت کلیدی آن برجسته شده است.

جدول ۲. مقایسه ویژگی‌های روش‌های نوین مبتنی بر هوش مصنوعی در تشخیص ویتیلیگو

روش	ویژگی‌ها و مزایا	چالش‌ها و محدودیت‌ها
شبکه‌های عصبی کانولوشنی	استخراج ویژگی‌های پیچیده، عملکرد بالا در داده‌های استاندارد	کاهش دقت در مواجهه با داده‌های کم و یا پراکنده
ماشین بردار پشتیبان	دقت بالا در جداسازی کلاس‌ها، مقاوم در برابر نویز	عملکرد محدود در شرایط پیچیده
یادگیری عمیق	شناسایی ویژگی‌های پیچیده، دقت بالا در شرایط بهینه	مصرف بالای منابع محاسباتی و هزینه پردازش قابل توجه
سیستم‌های خبره فازی	توانایی تحلیل داده‌های نامطمئن، استفاده از دانش متخصصان	ضرورت طراحی و تعریف قوانین فازی تخصصی
روش‌های ترکیبی	ترکیب چند روش برای بهبود دقت، افزایش تفسیرپذیری مدل‌ها	پیچیدگی پیاده‌سازی، نیاز به منابع محاسباتی بیشتر

روش پیشنهادی

اگرچه مطالعات اخیر در زمینه تشخیص ویتیلیگو عمدتاً بر روش‌های یادگیری ماشین متمرکز بوده‌اند، محدودیت‌هایی نظیر نیاز به داده‌های گسترده، کاهش دقت در شرایط نوری متفاوت و پیچیدگی پردازشی، مانع استفاده بهینه از این روش‌ها شده است [۲۰]. در این مطالعه، رویکردی مبتنی بر منطق فازی را پیشنهاد می‌دهیم که قادر به پردازش داده‌های نامطمئن، تفهیرپذیری بالاتر و استفاده از دانش تخصصی پزشکان است. این ویژگی‌ها سیستم پیشنهادی ما را نسبت به روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین متمایز کرده و امکان تشخیص دقیق‌تر ویتیلیگو را فراهم می‌آورد.

سیستم‌های فازی از قواعد و پایگاه‌های دانش برای استنتاج استفاده می‌کنند. قلب این سیستم‌ها پایگاه دانش است که از مجموعه‌ای از قواعد "اگر-آنگاه" فازی تشکیل شده است.

برای اعتبارسنجی و ارزیابی دقیق مدل پیشنهادی، علاوه بر مجموعه داده عمومی Vitiligo and Healthy Images شامل ۳۶۲۸ تصویر کلینیکی از بیماران مبتلا به ویتیلیگو و افراد سالم، از یک پایگاه داده اختصاصی شامل اطلاعات بالینی ۱۰۰ بیمار نیز استفاده شد که به صورت هدفمند گردآوری شده است. در این مجموعه اختصاصی، اطلاعات جامعی از جمله سن، جنسیت، نوع و الگوی ویتیلیگو، محل ضایعه، مدت ابتلا و نوع پوست ثبت شده است. فرآیند برچسب‌گذاری تصاویر توسط چهار متخصص پوست با تجربه انجام شد و در موارد اختلاف نظر، برچسب نهایی از طریق اجماع تعیین گردید. این رویکرد، دقت و صحت داده‌ها را تضمین کرده و با فراهم‌سازی تنوع بالینی در متغیرها، شرایطی واقعی و چالش‌برانگیز را برای آموزش و ارزیابی مدل فراهم نموده است. همچنین پیش‌پردازش‌هایی مانند نرمال‌سازی تصاویر و حذف نویز برای بهبود کیفیت داده‌ها انجام شده است. داده‌ها به گونه‌ای تقسیم شده‌اند که بخش آموزش، اعتبار سنجی و تست به صورت جداگانه و به تناسب مناسب جهت ارزیابی مدل اختصاص یافته‌اند تا از بروز بیش‌برازش جلوگیری شده و قابلیت تعمیم مدل به داده‌های جدید تضمین گردد. استفاده هم‌زمان از این دو مجموعه داده متنوع و بالینی، موجب افزایش چشمگیر تعمیم‌پذیری و پایداری عملکرد مدل در شرایط واقعی و متنوع کلینیکی

شده است. در نهایت، ارزیابی مدل با استفاده از معیارهای استاندارد مانند دقت، حساسیت، ویژگی‌های سگمنتیشن و شاخص‌های آماری معتبر انجام گرفته که نتایج آن در بخش نتایج به تفصیل ارائه شده است.

با توجه به در دسترس بودن داده‌ها از تنها یک مجموعه داده بالینی، به منظور افزایش قابلیت تعمیم نتایج و کاهش احتمال بیش‌برازش، از روش‌های اعتبارسنجی آماری مانند اعتبارسنجی متقابل k تایی^۱ و تکرار تصادفی با تقسیم داده‌ها^۲ استفاده شد. این استراتژی‌ها کمک می‌کنند تا مدل در شرایط متنوع‌تری آزمایش شود و عملکرد آن در مواجهه با توزیع‌های مختلف داده مورد ارزیابی قرار گیرد. همچنین با ایجاد چندین تقسیم‌بندی متفاوت، مدل با نمونه‌های متنوع‌تری روبه‌رو شده و از وابستگی بیش‌ازحد به نمونه‌های خاص جلوگیری شده است.

برای طراحی سیستم فازی برای بیماری ویتیلیگو از نرم‌افزار MATLAB و جعبه‌ابزار منطق فازی آن استفاده شده است که امکانات گسترده‌ای برای پیاده‌سازی سیستم‌های فازی و تحلیل داده‌ها فراهم می‌آورد[۲۱]. همچنین برای پیاده‌سازی و بهینه‌سازی مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) از زبان برنامه‌نویسی پایتون بهره گرفته شده است. ایده اصلی طراحی سیستم فازی این است که با فرض مبتلا بودن بیمار به ویتیلیگو، سیستم نوع بیماری را با استفاده از ورودی‌هایی که توسط کاربر وارد می‌شود، تشخیص دهد. این ورودی‌ها شامل اطلاعاتی مانند سن بیمار، تعداد محل‌های آسیب‌دیده، اندازه لکه‌ها و ویژگی‌های دیگر پوست هستند. پس از وارد شدن این داده‌ها، سیستم با استفاده از قوانین فازی موجود در پایگاه دانش خود، به نتیجه‌گیری می‌پردازد[۲۲].

در ادامه، سیستم فازی طراحی شده برای کمک به درمان ویتیلیگو معرفی شده و نتایج حاصل از آن بررسی می‌شود. سیستم فازی مورد نظر در دو مرحله طراحی و به کار گرفته می‌شود. در مرحله نخست، سیستم فازی^۱ طراحی می‌شود که با دریافت اطلاعات اولیه بیمار، نوع ویتیلیگو (فوکال^۳، سگمنتال^۴ و یا ژنرالیزه^۵) را تشخیص داده و ویژگی‌های مرتبط را ارزیابی می‌کند. سپس، خروجی این سیستم به همراه سایر داده‌های بیمار، به عنوان ورودی سیستم فازی^۲ مورد استفاده قرار می‌گیرد. این سیستم با استفاده از پایگاه دانش خود، روش‌های درمانی مناسب (مانند دارو، جراحی و سایر مداخلات) را پیشنهاد می‌دهد. شکل ۱ ساختار کلی طراحی سیستم خبره فازی جهت تشخیص و درمان بیماری ویتیلیگو را به صورت یک فلوچارت مفهومی ارائه می‌دهد. داده‌های جمع‌آوری شده و منابع دانشی پس از تحلیل، به منظور ایجاد یک پایگاه داده منسجم سازماندهی می‌شوند. از این پایگاه داده، پایگاه قوانین فازی استخراج و تدوین می‌گردد. داده‌های ورودی قطعی طی فرآیند فازی‌سازی به داده‌های زبانی تبدیل شده و توسط سیستم استنتاج فازی پردازش می‌شوند. در ادامه، نتایج استنتاج‌شده از طریق فازی‌زدایی به داده‌های قطعی قابل تفسیر تبدیل می‌شوند. خروجی نهایی سیستم شامل تشخیص نوع بیماری ویتیلیگو و پیشنهاد پروتکل درمانی مناسب است.

مدل فازی طراحی شده شامل ۱۴ قانون در فازی ۱ و ۳۶ قانون در فازی ۲ است که بر اساس متغیرهای کلیدی و پارامترهای تکمیلی تنظیم شده‌اند. وزن‌دهی ویژگی‌ها با تلفیقی از نظر کارشناس متخصص و تحلیل داده‌های بالینی صورت گرفت و پس از بازبینی دقیق، بهینه‌سازی شد تا نقش هر ویژگی به شکلی دقیق و مؤثر در مدل پیشنهادی منعکس شود. این روش باعث افزایش دقت پیش‌بینی و هم‌راستایی بیشتر مدل با واقعیت‌های بالینی گردید.

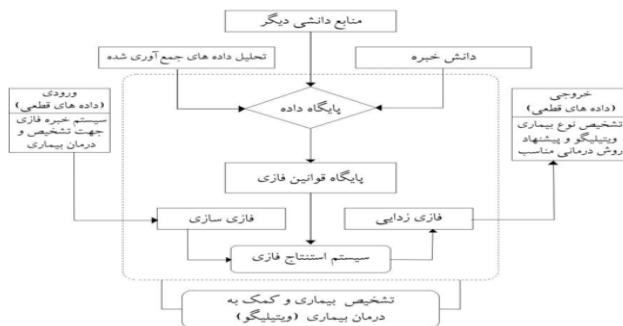
^۱ 10-Fold Cross-Validation

^۲ Shuffle Split

^۳ Focal Vitiligo

^۴ Segmental Vitiligo

^۵ Generalized Vitiligo



شکل ۱. چارچوب کلی سیستم فازی

طراحی اولیه سیستم

شالوده اصلی سیستم فازی مورد نظر با ورودی‌ها و خروجی‌های آن مشخص می‌شود. مدل فازی ۱ که برای تشخیص بیماری ویتیلیگو طراحی شده است، شامل ۵ ورودی و ۳ خروجی است. این مدل برای تشخیص نوع بیماری بر اساس علائم مختلف توسعه یافته است. ورودی‌های این مدل عبارتند از: سن بیمار، تعداد محل‌های آسبیده، مساحت لکه‌ها، تیرگی و روزه‌های پوستی و ویژگی‌های بدن بیمار (سویه‌های مختلف) که در نهایت، سیستم فازی با استفاده از این ورودی‌ها نوع بیماری را تشخیص داده و از طریق خروجی‌ها به پزشک در اتخاذ تصمیمات درمانی بهتر کمک می‌کند. یکی از بخش‌های کلیدی مدل فازی، ویژگی‌های هر تابع عضویت فازی است. با توجه به ساختار تعریف شده، مدل فازی شامل ۵ متغیر ورودی و ۳ متغیر خروجی است. در این مرحله، داده‌های ورودی به متغیرهای زبانی مناسب فازی سازی شده و توابع عضویت آن‌ها تعیین می‌شود. در این مدل، برای فازی سازی متغیرها از توابع عضویت قوسی^۱ استفاده شده است که دارای انعطاف‌پذیری مناسبی برای مدل سازی تغییرات ویژگی‌های بیماران هستند.

تعریف متغیرها و مجموعه‌های فازی

تعریف متغیرهای ورودی و خروجی، مجموعه‌های فازی و توابع عضویت در این پژوهش، حاصل همکاری و مشورت نزدیک با تیم تخصصی پزشکی و کارشناسان حوزه ویتیلیگو بوده است. این فرآیند با اتکا به دانش بالینی و ویژگی‌های بالینی شناخته شده بیماری ویتیلیگو انجام شده است، به طوری که تعاریف ارائه شده بیشترین انطباق را با واقعیت‌های بالینی و نیازهای کاربردی فراهم می‌کنند. همچنین، تلاش شده است تا توضیحات و دلایل انتخاب هر متغیر و مجموعه فازی به صورت دقیق، شفاف و منسجم در متن مقاله ارائه شود تا پایه‌ای علمی و کاربردی مستحکم برای سیستم فازی پیشنهادی فراهم گردد.

متغیرهای ورودی

برای طراحی یک سیستم فازی کارآمد در تشخیص ویتیلیگو، ابتدا باید متغیرهای ورودی به درستی تعریف شوند. این متغیرها شامل ویژگی‌های مرتبط با بیماری مانند مساحت لکه‌های پوستی، میزان پراکندگی و شدت تغییر رنگ و سایر ویژگی‌های مرتبط هستند. برای پردازش این داده‌ها در سیستم فازی، هر متغیر به مجموعه‌های فازی مشخصی تقسیم می‌شود. این مجموعه‌ها به طور منطقی و با توجه به ویژگی‌های فیزیولوژیکی بیماری ویتیلیگو تعیین شده‌اند. در جدول ۳، متغیرهای مختلف مربوط به بیماری ویتیلیگو با استفاده از مجموعه‌های فازی آمده است.

^۱ bell-shaped membership functions

جدول ۳. طبقه‌بندی فاکتورهای بالینی مرتبط با ویتیلیگو

متغیر ورودی	مجموعه فازی	توضیحات
سن	جوان، میانه، پیر	این دسته‌بندی به ارزیابی وضعیت سنی بیمار کمک می‌کند و درجات عضویت در هر دسته بر اساس سن دقیق بیمار محاسبه می‌شود.
تعداد محل‌های عارضه	کم، متوسط، زیاد	تعداد نواحی درگیر به سه گروه "کم"، "متوسط" و "زیاد" طبقه‌بندی می‌شود. این دسته‌ها میزان انتشار بیماری را در بدن بیمار نشان می‌دهند و می‌توانند در تصمیم‌گیری‌های درمانی و ارزیابی شدت بیماری مفید باشند.
مساحت (اندازه لکه)	بسیار باریک، باریک، بزرگ، بسیار بزرگ	تقسیم‌بندی کمک می‌کند تا تأثیر مساحت نواحی درگیر بر شدت و پیشرفت بیماری بهتر ارزیابی شود.
تیرگی و روزنه‌ها	هیچ کدام، ملایم، شدید	این توصیف به درک بهتر از وضعیت بالینی بیمار و شدت علائم کمک می‌کند و در تصمیم‌گیری‌های درمانی نقش مهمی ایفا می‌کند.
تقارن بدن	هیچ کدام، یک‌طرفه، دوطرفه	این متغیر نشان‌دهنده تقارن یا عدم تقارن توزیع بیماری در بدن است و می‌تواند در ارزیابی توزیع و پیشرفت بیماری در بدن بیمار کمک کند.

متغیرهای خروجی

در جدول ۴، متغیرهای خروجی به همراه مجموعه‌های فازی و نوع تابع عضویت آن‌ها آمده است. این جدول ساختار خروجی‌های سیستم خبره را نمایش می‌دهد و نشان می‌دهد که هر خروجی شامل دو مقدار فازی "بله" و "خیر" است که با استفاده از توابع عضویت قوسی مدل‌سازی شده‌اند.

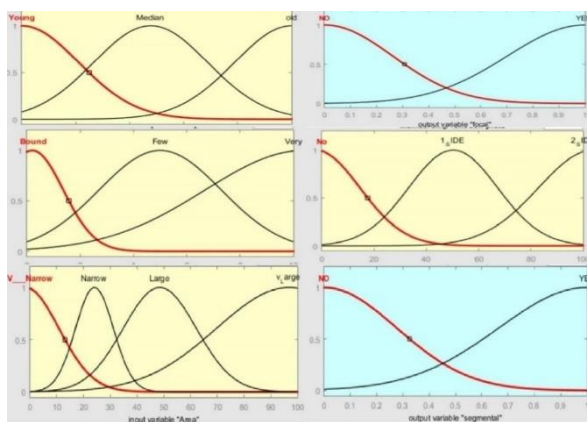
جدول ۴. توصیف متغیرهای خروجی و ویژگی‌های فازی آن‌ها

متغیر خروجی	مجموعه فازی	توضیحات
فوکال	خیر (بیماری را ندارد)، بله (بیماری را دارد).	ویتیلیگوی فوکال نوعی از بیماری است که در آن لکه‌ها فقط در یک یا چند ناحیه محدود از بدن ظاهر می‌شوند و معمولاً پیشرفت زیادی ندارند.
سگمنتال	خیر (بیماری را ندارد)، بله (بیماری را دارد).	در ویتیلیگوی سگمنتال، لکه‌ها به صورت یک‌طرفه و معمولاً در یک سمت بدن و در امتداد یک عصب خاص گسترش می‌یابند. این نوع بیماری معمولاً در دوران کودکی آغاز شده و گسترش سریعی دارد.
ژنرالیزه	خیر (بیماری را ندارد)، بله (بیماری را دارد).	ویتیلیگوی ژنرالیزه رایج‌ترین نوع این بیماری است که در آن لکه‌های به صورت گسترده و در نواحی مختلف بدن پراکنده می‌شوند. این نوع بیماری معمولاً تقارن دوطرفه دارد و به مرور زمان پیشرفت می‌کند.

توابع عضویت قوسی در سیستم فازی ۱

پس از تعریف متغیرهای ورودی و خروجی و تعیین مجموعه‌های فازی مربوط به آن‌ها، مرحله بعدی مشخص کردن توابع عضویت است. توابع عضویت نقش کلیدی در نمایش میزان تعلق مقادیر عددی به مجموعه‌های فازی دارند و تعیین صحیح آن‌ها تأثیر مستقیمی بر دقت و کارایی سیستم دارد. در این سیستم، از توابع عضویت قوسیبه‌منظور نمایش مجموعه‌های فازی استفاده شده است. این نوع توابع به دلیل فراهم کردن تغییرات تدریجی مقادیر و کاهش

نوسانات ناگهانی، انتخاب مناسبی برای مسائل پزشکی محسوب می‌شود. در شکل ۲، توابع عضویت قوسی مربوط به متغیرهای ورودی و تعدادی از متغیرهای خروجی سیستم نمایش داده شده است.



شکل ۲. توابع عضویت قوسی مربوط به متغیرهای ورودی و خروجی سیستم فازی

تعریف قوانین فازی

در این مرحله تعداد ۱۴ قانون فازی برای تشخیص انواع ویتیلیگو تدوین شده‌اند. قوانین بر اساس ویژگی‌های بالینی بیماران، از جمله سن، تعداد نواحی درگیر، اندازه لکه‌های پوستی، شدت تغییر رنگ و میزان تقارن بدن، طراحی شده‌اند. هر قانون مجموعه‌ای از شرایط را بر اساس این ویژگی‌ها بررسی کرده و مشخص می‌کند که بیمار به کدام یک از سه نوع ویتیلیگو (فوکال، سگمنتال، ژنرالیزه) مبتلا است. به عنوان نمونه، اگر سن بیمار کم باشد، نواحی درگیر محدود و اندازه لکه‌ها بسیار کوچک باشد، احتمال ابتلا به ویتیلیگوی فوکال وجود دارد. در مقابل، اگر بیمار در میانسالی باشد، لکه‌ها بزرگ و پراکنده و تقارن دوطرفه مشاهده شود، احتمال ابتلا به ویتیلیگوی ژنرالیزه بیشتر خواهد بود. این قوانین بر اساس تجربیات پزشکان متخصص طراحی شده‌اند و ارتباط منطقی میان ویژگی‌های بالینی و تصاویر پوستی با تشخیص ویتیلیگو برقرار می‌کنند. برای پیاده‌سازی این قوانین و استخراج نتایج نهایی، از روش استنتاج فازی Mamdani^۱ استفاده شده است که به دلیل سادگی در تفسیر قواعد و کاربرد گسترده در حوزه‌های پزشکی، گزینه‌ای مناسب برای مدل‌سازی فرآیند تصمیم‌گیری بالینی به شمار می‌آید. در واقع، این روش به سیستم کمک می‌کند تا در شرایط داده‌های نامطمئن یا مبهم، تصمیم‌گیری دقیقی انجام داده و نوع ویتیلیگو را به درستی تشخیص دهد.

به منظور درک بهتر ساختار تصمیم‌گیری سیستم فازی، بیان ساخت‌یافته‌ای از قوانین فازی طراحی شده در شکل ۳ آمده است.

^۱ Mamdani Fuzzy Inference System

شماره قاتون	سن	تعداد ضایعات	مساحت	رنگ و سوراخ‌ها	محل	خروجی‌ها (Focal / Segmental / Generalized)
۱	جوان	محدود	خیلی باریک	-	-	پنه / خیر / خیر
۲	جوان	محدود	-	متعادل	-	پنه / خیر / خیر
۳	جوان	کم	باریک	-	یک طرف	پنه / خیر / خیر
۴	جوان	کم	بزرگ	-	یک طرف	پنه / خیر / خیر
۵	میانسال	کم	بزرگ	ریت	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۶	میانسال	کم	بزرگ	کم	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۷	میانسال	کم	-	ریت	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۸	میانسال	کم	خیلی بزرگ	ریت	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۹	میانسال	کم	خیلی بزرگ	کم	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۱۰	میانسال	خیلی	بزرگ	ریت	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۱۱	میانسال	خیلی	بزرگ	کم	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۱۲	میانسال	خیلی	-	ریت	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۱۳	میانسال	خیلی	خیلی بزرگ	ریت	دو طرف	پنه / خیر / خیر
۱۴	میانسال	خیلی	خیلی بزرگ	کم	دو طرف	پنه / خیر / خیر

شکل ۳. بازنمایی ساخت یافته از قوانین فازی طراحی شده در سیستم فازی ۱

فازی‌زدایی

پس از اعمال قوانین فازی، مجموعه‌ای فازی با درجات عضویت متفاوت برای مقادیر مختلف مانند "کم"، "متوسط" و "زیاد" به دست می‌آید. در این مرحله، مجموعه فازی به یک مقدار دقیق تبدیل می‌شود تا مقدار نهایی به صورت عددی و قابل تحلیل باشد.

آزمایش مدل

در این مرحله مدل مورد آزمایش قرار گرفت و برای ارزیابی آن از روش تحلیل رفتار خروجی‌ها استفاده شد؛ به این ترتیب که دو متغیر ورودی ثابت و مقادیر دو متغیر دیگر تغییر داده شد. سپس تأثیر این تغییرات بر خروجی‌ها بررسی و تحلیل گردید. نمونه‌هایی از نتایج حاصل در شکل ۴ ارائه شده است. این نتایج با پیش‌بینی‌های متخصصین مطابقت داشته و بدین ترتیب مدل تأیید شده و به عنوان یک مدل معتبر پذیرفته شد.

نمونه‌هایی از عملکرد سیستم تشخیص بیماری ویتیلیگو (زئرالیزه)

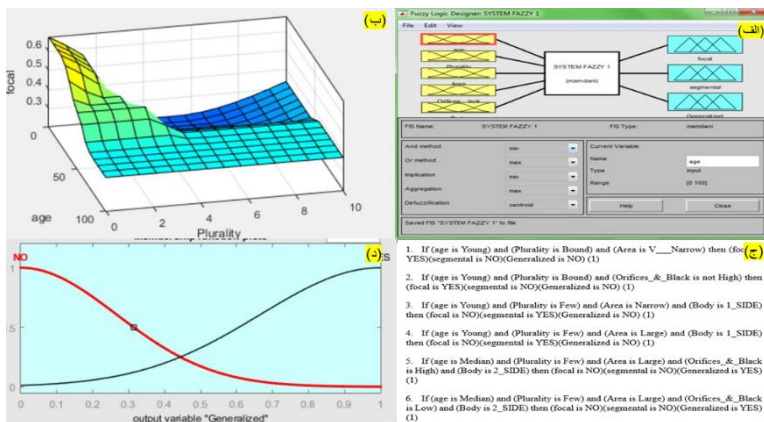
دیف	زئرالیزه	سگمنتال	فوکال	بن	تیرگی و روزنه	مساحت	سن
۱	0.674	0.276	0.257	100	0	65	20
2	0.703	0.25	0.232	100	0	70	39
3	0.737	0.221	0.205	100	0	45	45
4	0.674	0.276	0.255	100	0	40	20
5	0.693	0.25	0.267	100	0	35	32
6	0.552	0.289	0.446	100	100	20	17
7	0.693	0.25	0.267	100	0	35	50
8	0.717	0.239	0.221	100	0	75	43
9	0.629	0.316	0.291	100	0	25	19
10	0.574	0.346	0.397	100	0	25	6

نمونه‌هایی از عملکرد سیستم تشخیص بیماری ویتیلیگو (سگمنتال)

دیف	زئرالیزه	سگمنتال	فوکال	بن	تیرگی و روزنه	مساحت	سن
11	0.253	0.702	0.229	50	0	30	20
12	0.263	0.647	0.272	50	0	50	32
13	0.294	0.543	0.458	50	0	25	15
14	0.268	0.679	0.28	50	0	33	4
15	0.234	0.595	0.4	49	0	40	8
16	0.282	0.671	0.263	50	0	15	14
17	0.284	0.595	0.4	50	0	56	28
18	0.342	0.507	0.492	50	0	50	38
19	0.249	0.708	0.223	50	0	30	2
20	0.229	0.73	0.208	50	0	35	0.6

شکل ۴. نمونه‌هایی از عملکرد سیستم تشخیص بیماری ویتیلیگو

به‌منظور ترسیم تصویری شفاف و عمیق از منطق حاکم بر سیستم فازی طراحی شده، مجموعه‌ای از تصاویر کلیدی در ادامه ارائه می‌شود که هر یک بخش خاصی از کل فرآیند را به نمایش می‌گذارند و شامل ساختار کلی مدل فازی، سطح سیستم خروجی بر اساس ترکیب ورودی‌ها، نمونه‌ای از توابع عضویت قوسی خروجی و همچنین بخشی از قوانین فازی استخراج شده هستند. سطح سیستم خروجی نموداری سه‌بعدی است که نحوه تأثیر دو متغیر ورودی خاص بر خروجی سیستم را نمایش می‌دهد و برای تحلیل رفتار سیستم و بررسی پویایی درون مدل کاربردی است. توابع عضویت قوسی خروجی به‌صورت پیوسته تغییر می‌کنند و به‌جای استفاده از مرزهای قطعی برای تقسیم‌بندی، از انتقالات تدریجی بهره می‌گیرند. این ویژگی به مدل امکان می‌دهد که با دقت و انعطاف بیشتر به وضعیت‌های مختلف بیمار پاسخ دهد؛ به گونه‌ای که برای هر خروجی، میزان تعلق آن به وضعیت بیمار به تدریج و در یک دامنه قوسی مشخص می‌شود، نه به صورت قطعی یا ناگهانی. قواعد فازی نقش مهمی در فرآیند تصمیم‌گیری دارند. با استفاده از این قواعد، سیستم فازی قادر است تا با ترکیب اطلاعات مختلف و اعمال توابع عضویت، به تصمیمات بهینه و منعطف دست‌یابد. مشاهده این عناصر، تصویری روشن از نحوه تحلیل داده‌ها و تصمیم‌گیری در سیستم فازی ارائه می‌دهد و به درک عمیق‌تری از منطق فازی به کار رفته کمک می‌کند. در شکل ۵، نمایی یکپارچه از ساختار و منطق سیستم فازی ارائه شده است.



الف- مدل فازی ۱- تشخیص بیماری ب- سطح خروجی سیستم ج- نمونه‌ای از قوانین مدل فازی ۱

د- نمونه‌ای از توابع عضویت خروجی

شکل ۵. نمایی از اجزای سیستم فازی ۱

مدل فازی ۲

سیستم فازی دوم جهت کمک به تصمیم‌گیری در فرآیند درمان بیماران مبتلا به بیماری ویپتیلیگو ارائه شده است. این سیستم با هدف انتخاب مناسب‌ترین روش‌های درمانی با توجه به ویژگی‌های فردی و میزان پیشرفت بیماری طراحی شده و در طراحی سیستم فازی دوم، مجموعه‌ای از ۶ متغیر ورودی اصلی و ۶ متغیر خروجی هدفمند تعریف شده است. متغیرهای ورودی با هدف توصیف دقیق وضعیت بالینی فرد مبتلا، شامل عوامل کلینیکی و اپیدمیولوژیکی هستند و عبارتند از: تعداد نواحی درگیر که در قالب سه مجموعه فازی «کم»، «متوسط» و «زیاد» طبقه‌بندی شده‌اند، مساحت لکه‌ها که به چهار مجموعه فازی «خیلی محدود»، «محدود»، «و وسیع» و «خیلی وسیع» تقسیم شده‌اند و مدت زمان ابتلا که در چهار بازه‌ی شش‌ماهه با مجموعه‌های فازی «خیلی کم»، «کم»، «زیاد» و «خیلی زیاد» در نظر گرفته شده‌اند.

همچنین، سه متغیر نوع بیماری شامل فوکال، سگمنتال و ژنرالیزه، هر کدام به صورت جداگانه در سه وضعیت فازی «دارد»، «ندارد» و «هیچ کدام» مدل سازی شده است تا گستره گوناگون تظاهرات بالینی بیماری به دقت پوشش داده شود [۲۳].

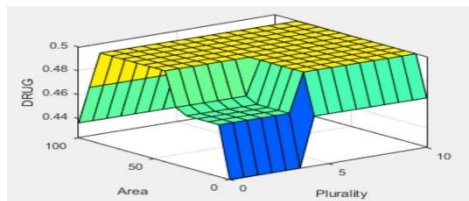
در بخش خروجی، سیستم قابلیت ارائه شش رویکرد درمانی مختلف را دارد که هر کدام با توجه به تحلیل شرایط ورودی، در یکی از دو مجموعه فازی «بله» یا «خیر» قرار می گیرند. این خروجی ها شامل دارودرمانی، نوردرمانی (UV-A/UV-B)^۱، تخریب رنگدانه ای پوست، خالکوبی درمانی، پیوند یا جراحی، و پوشش آرایشی یا گریم هستند. چنین طراحی به سیستم امکان می دهد که با در نظر گرفتن ویژگی های فردی هر بیمار، مجموعه ای از گزینه های درمانی مناسب و چندگانه را با بهره گیری از منطق فازی پیشنهاد دهد. برای تمامی متغیرهای ورودی و خروجی سیستم، همانند سیستم فازی ۱، از توابع عضویت قوسی شکل استفاده شده است.

در بخش قواعد فازی، ۳۶ قاعده طراحی شده است که با هدف بازنمایی و شبیه سازی فرآیند تصمیم گیری بالینی به کار گرفته می شوند. این قواعد با تحلیل همزمان و پیچیده شرایط ورودی مانند تعداد نواحی درگیر، و سخت لکه ها، زمان بروز بیماری و نوع درگیری پاتولوژیکی (فوکال، سگمنتال، ژنرالیزه) عمل می کنند و بر پایه ی منطق تقریبی، مناسب ترین روش های درمانی را پیشنهاد می دهند. هر قاعده، بازتابی از یک سناریوی خاص بالینی است که در آن، شدت و گستره بیماری، مدت درگیری و نوع ضایعات، تصمیم نهایی را تعیین می کند [۲۴]. برای مثال، اگر شرایط بیماری بسیار محدود و زمان آن کوتاه باشد و درگیری به صورت سگمنتال یا ژنرالیزه وجود داشته باشد، سیستم تنها درمان دارویی را فعال کرده و سایر گزینه ها را غیرفعال خواهد کرد. این ساختار اصولی و قاعده مند، زمینه ساز ارائه ی تصمیمات دقیق، هوشمند و متناسب با وضعیت فردی بیمار است و نقش کلیدی در بهینه سازی روند انتخاب درمان ایفا می کند [۲۳].

پس از تعریف متغیرها، توابع عضویت و تدوین قواعد فازی، گام نهایی در طراحی سیستم، پیاده سازی موتور استنتاج و تبدیل نتایج فازی به خروجی های قابل تفسیر می باشد. در این سیستم نیز مانند سیستم فازی ۱ از روش استنتاج Mamdani استفاده شد و پس از اعمال قواعد و تجمیع خروجی ها، از روش میانگین مرکز ثقل ۲ جهت فازی زدایی بهره گرفته شد تا پاسخ نهایی سیستم برای هر متغیر خروجی (نظیر تجویز دارو یا نوردرمانی) به صورت مشخص و قطعی تعیین شود [۲۵]. پیاده سازی این سیستم در محیط نرم افزاری MATLAB و با استفاده از ابزار Fuzzy Logic Toolbox انجام شده است. این ابزار امکان اعتبار سنجی، تحلیل حساسیت و ارزیابی خروجی سیستم تحت شرایط ورودی مختلف را فراهم کرده و نقش کلیدی در توسعه و اصلاح مدل ایفا می کند [۲۳]. در شکل ۶، نمودار سه بعدی خروجی سیستم به تصویر کشیده شده است که تأثیر همزمان دو ویژگی ورودی بر نوع درمان پیشنهادی را نمایش می دهد. این نمودار نشان می دهد که چگونه تغییرات مقادیر ورودی می توانند خروجی مدل را تحت تأثیر قرار دهند. تحلیل این نمودار به درک بهتر عملکرد مدل در شرایط مختلف کمک کرده و امکان بررسی دقیق تری از پاسخ های سیستم در مواجهه با ترکیبات متنوع ورودی را فراهم می آورد.

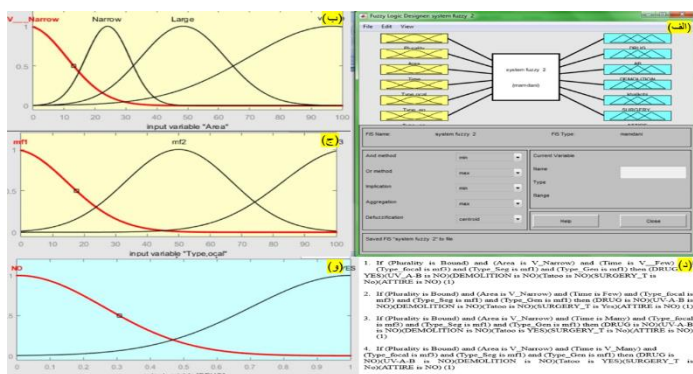
^۱ Ultraviolet A/ Ultraviolet B

^۲ Center of Gravity



شکل ۶. سطح خروجی سیستم کمک به درمان

برای درک بهتر سازوکار سیستم فازی ۲ و نحوه عملکرد آن در پیشنهاد روش‌های درمانی، مجموعه‌ای از تصاویر گویای فرآیند طراحی ارائه شده‌اند. این مجموعه شامل نمای ساختاری مدل فازی، نمونه‌هایی از توابع عضویت قوسی تعریف‌شده برای ورودی‌ها و خروجی‌ها و بخش‌هایی از قوانین فازی اعمال‌شده در سیستم می‌باشد. در بخش خروجی‌ها، از توابع عضویت قوسی استفاده شده که تغییرات آن‌ها به صورت ملایم و تدریجی است. این ویژگی باعث می‌شود سیستم بتواند تصمیماتی منعطف‌تر و متناسب‌تر با وضعیت بیمار اتخاذ کند. در شکل ۷، نمایی از اجزای اصلی و جریان منطق تصمیم‌گیری در سیستم فازی ۲ ارائه شده است.



الف- مدل فازی ۲- کمک به درمان بیماری ب و ج - نمونه ای از توابع عضویت ورودی
د- نمونه ای از قوانین مدل فازی ۲ و- نمونه ای از توابع عضویت خروجی

شکل ۷. نمایی از اجزای سیستم فازی ۲

نتایج و بحث

برای ارزیابی عملکرد سیستم فازی طراحی‌شده در تشخیص بیماری ویتیلیگو، از مجموعه‌ای از معیارهای استاندارد استفاده شد تا میزان دقت و کارایی آن به صورت علمی بررسی شود. این ارزیابی‌ها بر روی داده‌های آزمایشی مربوط به بیماران جدید انجام شد و نتایج به صورت مستقل مورد بررسی قرار گرفت. معیارهای به کار رفته عبارتند از: دقت به عنوان شاخص کلی صحت پیش‌بینی‌ها، حساسیت که توانایی سیستم در شناسایی دقیق بیماران مبتلا به ویتیلیگو را اندازه‌گیری می‌کند و همچنین نرخ خطا برای ارزیابی میزان پیش‌بینی‌های نادرست. پس از ارزیابی‌های اولیه، تست‌های نهایی به منظور بررسی عملکرد سیستم در شرایط واقعی انجام شد.

این تست‌ها شامل بررسی نحوه عملکرد سیستم در شناسایی بیماران مبتلا به ویتیلیگو در مراحل مختلف بیماری و همچنین عملکرد سیستم در شرایط مختلف نظیر داده‌های ناقص یا نادرست می‌باشد. با توجه به داده‌های جداول

مربوط به سیستم فازی ۱ و فازی ۲، سیستم طراحی شده توازن شده است عملکرد قابل قبولی در تشخیص بیماری ویتیلیگو و انتخاب درمان مناسب از خود نشان دهد. این نتایج نشان دهنده اثربخشی بالای سیستم فازی است که با پردازش داده‌های نامطمئن و ارائه تفسیرپذیری بالا، به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تری در مورد بیماری ویتیلیگو منجر شده است. با این حال، سطح عملکرد تشخیص فعلی ممکن است در مقایسه با برخی روش‌های پیشرفته‌تر پایین‌تر به نظر برسد. برای بهبود دقت سیستم، به‌ویژه در تشخیص و درمان ویتیلیگو، قصد داریم روش فازی را با یک روش جدید و بهینه‌شده ادغام کنیم. این رویکرد ترکیبی امکان بهره‌برداری از مزایای سیستم فازی شامل پردازش داده‌های نامطمئن و تفسیرپذیری بالا را می‌دهد و در عین حال از قابلیت‌های بهبود یافته روش جدید برای افزایش دقت تشخیص استفاده می‌کند. هدف از این ادغام افزایش دقت تشخیص است، به طوری که با استفاده از این رویکرد ترکیبی، بتوانیم به دقت‌های بالاتری دست یابیم و در عین حال مزایای منحصر به فرد سیستم فازی را حفظ کنیم. به این ترتیب، سیستم پیشنهادی قادر خواهد بود تا به‌طور مؤثر و سریع‌تر و با دقت بالاتری بیماری ویتیلیگو را شناسایی کرده و درمان‌های بهینه‌ای را پیشنهاد دهد.

ترکیب سیستم فازی و SVM برای بهبود دقت تصمیم‌گیری در درمان ویتیلیگو

با افزودن الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) به فرآیند تصمیم‌گیری، مدل ترکیبی جدیدی ایجاد شد که از مزایای هر دو رویکرد بهره‌مند است: از یک سو، سیستم فازی به‌خوبی می‌تواند داده‌های مبهم و نامطمئن را پردازش کرده و تفسیرپذیری بالایی ارائه دهد، و از سوی دیگر، ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یک طبقه‌بند قدرتمند با توانایی بالا در یافتن مرز تصمیم بهینه در فضای ویژگی، قادر است دقت نهایی تصمیم‌گیری را افزایش دهد. برای بهینه‌سازی عملکرد سیستم، پارامترهای هر دو مدل فازی و ماشین بردار پشتیبان تنظیم شد. در مدل فازی، توابع عضویت و حد آستانه‌ها مورد بررسی و بهینه‌سازی قرار گرفت تا دقت خروجی‌های سیستم افزایش یابد. سپس، این خروجی‌ها به‌عنوان ورودی برای مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. برای تنظیم پارامترهای ماشین بردار پشتیبان، از روش‌های جستجوی شبکه‌ای^۱ و اعتبار سنجی متقابل^۲ بهره بردیم تا بهترین مقادیر برای پارامترهای C و Gamma (گاما) پیدا شود [۲۶].

پس از افزودن SVM و اعمال این تنظیمات، دقت سیستم از ۷۴٫۸٪ به ۹۳٪ رسید که نشان‌دهنده بهبود چشمگیر نسبت به روش‌های اولیه بود. برای تحلیل دقیق‌تر اثرات پارامترهای مختلف بر دقت سیستم، تحلیل حساسیت انجام شد که در آن تأثیر تغییرات در ویژگی‌های ورودی، حد آستانه‌ها، و پارامترهای هر دو مدل فازی و SVM مورد ارزیابی قرار گرفت. تغییرات در ویژگی‌های ورودی مانند مساحت لکه‌ها و نوع پوست، تأثیر زیادی بر دقت تشخیص داشت. همچنین، تنظیم دقیق پارامترهای کلیدی مانند C و Gamma در مدل SVM و نیز بهینه‌سازی توابع عضویت و قوانین فازی در مدل فازی، تأثیر مستقیمی بر بهبود نتایج داشتند. این فرآیند با بهره‌گیری از تکنیک‌های بهینه‌سازی مانند جستجوی شبکه‌ای و اعتبار سنجی متقابل انجام شد تا ترکیب بهینه‌ای از پارامترها به دست آید و بالاترین دقت ممکن حاصل شود. لازم به ذکر است که در این مدل ترکیبی، ابتدا خروجی‌های سیستم فازی نوع دوم که شامل وضعیت پیشنهاد هر یک از روش‌های درمانی بودند، به صورت بردار ویژگی استخراج شدند. این بردارها به عنوان ورودی به الگوریتم SVM داده شدند تا سیستم بتواند با بهره‌گیری از اطلاعات استخراج‌شده، یادگیری دقیق‌تری نسبت به الگوهای موجود در داده‌ها داشته باشد. همچنین برای دستیابی به بهترین عملکرد، فرآیند تنظیم و بهینه‌سازی پارامترها برای هر دو بخش سیستم صورت گرفت؛ به‌طوری‌که در بخش فازی، توابع عضویت و مرزهای مجموعه‌های فازی بازطراحی و تنظیم شدند تا تفکیک‌پذیری بهتری میان حالات مختلف بیماری ایجاد شود و در

^۱ Grid Search

^۲ Cross-validation

بخش SVM نیز با استفاده از روش‌های جستجوی شبکه‌ای و اعتبارسنجی متقابل، مقادیر بهینه پارامترهای C و Gamma انتخاب شدند.

تحلیل حساسیت و تنظیم دقیق ساختار مدل ترکیبی

به منظور افزایش دقت و پایداری سیستم تشخیص، تحلیل دقیقی از حساسیت مدل پیشنهادی نسبت به پارامترهای کلیدی انجام شد. در این فرآیند، متغیرهای ورودی نظیر مساحت لکه‌ها، مدت زمان درگیری و نوع پوست مورد بررسی قرار گرفت تا سهم هر ویژگی در تصمیم‌گیری مدل مشخص شود. تعیین وزن ویژگی‌ها با ترکیب دانش تخصصی پزشکان و تحلیل آماری داده‌ها صورت گرفت تا دقت و قابلیت تعمیم مدل تضمین شود. در بخش سیستم فازی، ساختار توابع عضویت (از نوع گاوسی، مثلثی و دوزنقه‌ای) و مقادیر آستانه برای تبدیل داده‌های ورودی به مقادیر زبانی به صورت سیستماتیک تنظیم شدند. انتخاب تابع گاوسی با آستانه ۰.۶ و وزن‌دهی هوشمند به ویژگی‌ها، دقت سیستم فازی را به شکل قابل توجهی افزایش داد.

علاوه بر این، در تحلیل حساسیت به‌طور سیستماتیک تغییر مقادیر هر متغیر ورودی (سن، مساحت لکه‌ها، مدت زمان بیماری و نوع پوست) بررسی و تأثیر آن بر خروجی مدل محاسبه گردید. این فرآیند با استفاده از تغییرات گام‌به‌گام هر ویژگی و تحلیل میزان نوسان خروجی مدل، سهم هر ویژگی در تصمیم‌گیری نهایی مدل مشخص شد. به عنوان مثال، مساحت لکه‌ها با وزن ۰.۵ بیشترین اثر را در مدل داشت، در حالی که وزن مدت زمان بیماری و نوع پوست به ترتیب ۰.۳ و ۰.۲ تعیین گردید. این تنظیمات منجر به افزایش قابل توجه دقت و پایداری سیستم فازی گردید.

در بخش SVM، با استفاده از روش جستجوی شبکه‌ای و اعتبارسنجی متقابل، ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای C و Gamma به همراه انواع کرنل‌ها (خطی، چندجمله‌ای و RBF) ارزیابی گردید. بهترین عملکرد با تنظیم C برابر با ۲، Gamma برابر با ۰.۱ و استفاده از کرنل RBF به دست آمد. به منظور افزایش کارایی، نرمال‌سازی ویژگی‌ها با مقیاس‌سازی مین‌مکس^۱ و انتخاب ویژگی‌های مؤثر با الگوریتم‌های Lasso^۲ و جنگل تصادفی به کار گرفته شد که منجر به بهبود معنادار در عملکرد کلی مدل شد.

در نهایت، ادغام خروجی سیستم فازی با SVM در قالب یک ساختار تلفیقی توانست دقت تشخیص را به ۹۳٪ افزایش دهد. این نتایج نشان‌دهنده اهمیت طراحی دقیق، تنظیم هدفمند پارامترها و بهره‌گیری از ترکیب هوشمند مدل‌ها برای دستیابی به تصمیم‌گیری‌های قابل اعتماد در سامانه‌های مبتنی بر یادگیری ماشین می‌باشد. در جدول ۵، مقادیر بهینه این پارامترها به همراه نقش و تأثیر هر یک بر عملکرد نهایی مدل ارائه شده است.

جدول ۵. مقادیر بهینه پارامترها و نقش آنها بر عملکرد

مدل	پارامتر	مقدار بهینه	توضیحات
SVM	C	2.0	تعادل بین دقت و اجتناب از پیچیدگی بیش از حد مدل
SVM	Gamma	0.1	کنترل تأثیر نمونه‌های آموزشی بر مرز تصمیم‌گیری
SVM	Kernel	RBF	بهترین عملکرد با این هسته مشاهده شد
مدل فازی	تابع عضویت	گاوسی	عملکرد بهتری نسبت به مثلثی و دوزنقه‌ای داشت
مدل فازی	حد آستانه فازی	0.6	بهترین مقدار برای تصمیم‌گیری بین کلاس‌ها

^۱ MinMaxScaler

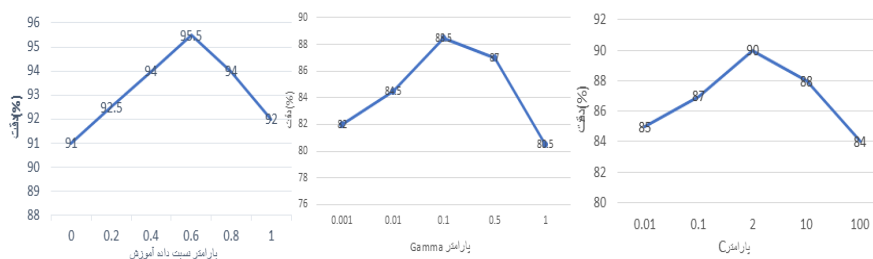
^۲ Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

مدل فازی	وزن ویژگی‌ها - مساحت لکه‌ها	0.5	مهم‌ترین ویژگی در مدل فازی
مدل فازی	وزن ویژگی‌ها - مدت بیماری	0.3	ویژگی تأثیرگذار ولی کمتر از مساحت لکه‌ها
مدل فازی	وزن ویژگی‌ها - نوع پوست	0.2	کمترین تأثیر در بین ویژگی‌های مدل فازی
پیش‌پردازش	نرمال‌سازی داده‌ها	با MinMaxScaler	داده‌ها را در یک بازه مشخص نرمال‌سازی کرد

بازه [0,1]

تحلیل پارامترهای کلیدی در مدل SVM

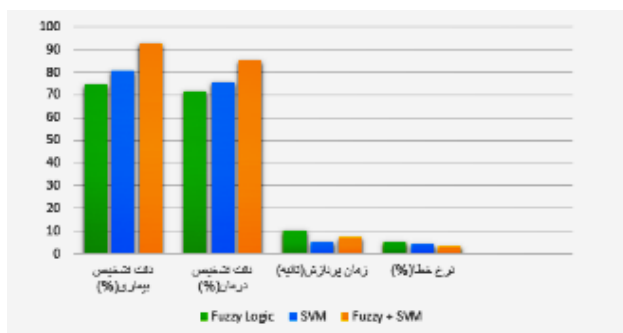
برای بهبود عملکرد مدل SVM و دستیابی به بالاترین دقت، تحلیل جامعی از تأثیر پارامترهای کلیدی بر دقت سیستم انجام شد. این پارامترها شامل مقدار C، مقدار Gamma و درصد نمونه‌برداری هستند که هر کدام نقش مهمی در تنظیم مرز تصمیم‌گیری و تعادل میان تعمیم‌پذیری و پیچیدگی مدل دارند. نتایج این تحلیل در شکل ۸ و در قالب نمودارهای جداگانه نشان داده شده‌اند. این نمودارها تغییرات دقت سیستم SVM را با مقادیر مختلف هر پارامتر بررسی می‌کنند و به‌وضوح نشان می‌دهند که چگونه انتخاب مقدار بهینه هر پارامتر می‌تواند باعث بهبود دقت سیستم شود.



شکل ۸. تأثیر پارامترهای C و Gamma و نسبت داده آموزش در دقت SVM

ارزیابی عملکرد

برای ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف در تشخیص بیماری ویتیلیگو، سه روش مجزا مورد بررسی قرار گرفتند: سیستم فازی، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) و ترکیب سیستم فازی-SVM. هدف از این مقایسه، شناسایی مدلی است که دقت بیشتری در پیش‌بینی وضعیت بیماری و ارائه‌ی راهکار درمانی مناسب داشته باشد. عملکرد سه روش فازی، SVM و ترکیب فازی-SVM در چهار شاخص کلیدی، در شکل ۹ نمایش داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش ترکیبی در مقایسه با دو روش مستقل، دقت بالاتری در درمان و تشخیص ارائه داده و نرخ خطای آن به‌طور محسوسه‌ای کاهش یافته است. علاوه بر این، زمان پردازش این روش نیز بهینه‌تر بوده و نزدیک به زمان پردازش SVM است. این یافته‌ها بیانگر آن است که بهره‌گیری همزمان از قابلیت‌های منطق فازی در مدیریت عدم قطعیت و توانایی بالای SVM در تفکیک داده‌ها، موجب ارتقاء چشمگیر عملکرد سیستم شده است. بنابراین، روش ترکیبی پیشنهادی می‌تواند به عنوان رویکردی مؤثر و کارآمد در مسائل تحلیل داده‌های پیچیده مطرح شود.



شکل ۹. مقایسه دقت و عملکرد روش های فازی، SVM و فازی-SVM

برای ارزیابی جامع‌تر عملکرد مدل ترکیبی فازی-SVM، معیارهای کلیدی مربوط به سنجش دقت مدل محاسبه و در جدول ۶ ارائه گردیده است.

جدول ۶. معیارهای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی در تشخیص ویتیلیگو

معیار ارزیابی	مقدار معیار	توضیح مختصر
دقت ^۱	۹۳٪	درصد پیش‌بینی‌های صحیح کل
حساسیت ^۲	۹۲٪	توانایی شناسایی درست بیماران
ویژگی ^۳	۹۴٪	توانایی شناسایی درست افراد سالم
دقت پیش‌بینی ^۴	۹۴٪	درصد پیش‌بینی‌های مثبت صحیح
بازایی ^۵	۹۲٪	درصد بیماران واقعی که شناسایی شده‌اند
امتیاز ^۶	۹۳٪	میانگین هماهنگی Recall و Precision
مساحت زیر منحنی ^۷	۰٫۹۳	نشان‌دهنده عملکرد کلی مدل

با توجه به ساختار متعادل مجموعه داده و توزیع مناسب نمونه‌های بیماران مبتلا و افراد سالم، دقت کلی مدل ترکیبی فازی-SVM در حدود ۰٫۹۳ به دست آمد که با معیارهای حساسیت، ویژگی، دقت پیش‌بینی و امتیاز F1 که در بازه ۹۲ تا ۹۴ درصد قرار دارند، همخوانی کامل دارد. این نزدیکی اعداد نشان‌دهنده تعادل مدل در تشخیص درست هر دو گروه بیمار و سالم است و از وجود هرگونه سوگیری قابل توجه در پیش‌بینی‌ها جلوگیری می‌کند. علاوه بر این، مساحت زیر منحنی برابر با ۰٫۹۳، عملکرد کلی مدل را در تمام آستانه‌های تصمیم‌گیری به‌خوبی نمایان می‌سازد و تأییدی بر قابلیت اطمینان و پایداری مدل در تشخیص ویتیلیگو است.

¹ Accuracy

² Sensitivity

³ Specificity

⁴ Precision

⁵ Recall

⁶ F1-score

⁷ ROC(AUC)

تحلیل تطبیقی نتایج مدل با معماری‌های پیشرفته یادگیری ماشین

برای ارزیابی دقیق عملکرد مدل پیشنهادی، مطالعه ما با نتایج حاصل از مدل‌های یادگیری عمیق در شرایط داده‌ای مشابه مقایسه شده است. مطالعه وانگ و همکاران (۲۰۲۴) نیز با استفاده از مجموعه داده عمومی Vitiligo and Healthy Images and عملکرد مدل‌های ResNet و Swin Transformer را بررسی کرده است. نتایج نشان داد که مدل Swin Transformer large دقتی در حدود ۹۳٪ در تشخیص ویتیلیگو ارائه داده است. این مدل که بر پایه ساختار ترنسفورمرهای پنجره‌ای^۱ طراحی شده، با تقسیم تصویر به پنجره‌های کوچک و تحلیل توالی آن‌ها، قادر است ویژگی‌های مکانی و متنی را به‌صورت بهینه استخراج کند که موجب بهبود چشمگیر در دقت و تفسیرپذیری مدل شده است [۵].

در پژوهش حاضر، مدل ترکیبی فازی-SVM نیز با استفاده از همین داده‌ها به دقت ۹۳٪ دست یافته است؛ با این تفاوت که از نظر تفسیرپذیری، سادگی محاسباتی، مقاومت در برابر داده‌های نامطمئن و توانایی ارائه پیشنهاد درمان، مزایای عملی و بالینی قابل توجهی دارد. بنابراین، مدل ما ضمن حفظ دقتی قابل مقایسه با معماری‌های مدرن، مزایای برجسته‌ای در کاربردهای بالینی ارائه می‌دهد.

در مطالعه‌ای دیگر، بشار و همکاران (۲۰۲۲) عملکرد مدل‌های مختلف شبکه عصبی کانولوشنی از جمله VGG19، ResNeXt101 و Inception را روی مجموعه داده‌ای شامل ۱۳۴۱ تصویر از همین دیتاست مورد ارزیابی قرار دادند. این مدل‌ها با استفاده از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع ۵-تایی ارزیابی شدند و بالاترین مقدار AUC حدود ۰٫۹۱ گزارش شد که نسبت به مدل پیشنهادی ما پایین‌تر است. مدل‌های CNN معمولاً بر اساس لایه‌های کانولوشنی برای استخراج ویژگی‌های تصویر عمل می‌کنند و در تشخیص الگوهای پیچیده موثرند، اما پیچیدگی محاسباتی بالاتر و کاهش تفسیرپذیری از چالش‌های آنها محسوب می‌شود [۲۷]. جدول ۷، خلاصه‌ای از مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با دو مدل یادگیری عمیق منتخب از مطالعات پیشین را نشان می‌دهد؛ مدلی که با استفاده از مجموعه داده Vitiligo and Healthy Images آموزش دیده‌اند.

جدول ۷. مقایسه خلاصه عملکرد و ویژگی‌های مدل پیشنهادی با مدل‌های منتخب یادگیری عمیق

مدل	معماری	نوع داده	روش ارزیابی	دقت / AUC	مزایا / نکات کلیدی
مدل پیشنهادی	فازی-SVM	Public dataset Vitiligo and Healthy Images (3628 images)	10-fold CV	۹۳٪	تفسیرپذیری بالا، ساده‌تر، پایدار، درمان هدفمند
وانگ و همکاران (۲۰۲۴)	Swin Transformer Large	Public dataset Vitiligo and Healthy Images (3628 images)	Under uniform setup	۹۳٪	معماری پیشرفته، تفسیرپذیری بالا با Class Activation
بشارو سلیمان (۲۰۲۲)	VGG-19, ResNeXt101, Inception	Subset of Vitiligo and Healthy Images dataset (1341 images)	5-fold CV	۹۱٪	عملکرد پایین‌تر نسبت به مدل پیشنهادی

نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی

این مطالعه با هدف طراحی و توسعه یک سیستم ترکیبی هوشمند مبتنی بر الگوریتم‌های فازی و ماشین بردار پشتیبان (SVM)، رویکردی نوین در مدیریت بیماری ویتیلیگو ارائه می‌دهد. با تمرکز بر توانایی سیستم فازی در

¹ Window-based transformers

تحلیل داده‌های نامطمئن و بهره‌گیری از قدرت SVM در بهینه‌سازی مرزهای تصمیم‌گیری، مدل پیشنهادی توانسته است دقت تشخیص بیماری را به سطح بالاتری ارتقا دهد. این ترکیب با طراحی دقیق متغیرها، تنظیم توابع عضویت و بهینه‌سازی پارامترهای کلیدی، نه تنها شناسایی انواع ویتیلیگو (فوکال، سگمنتال، ژنرالیزه) را ممکن کرده، بلکه پیشنهادات درمانی متناسب با شرایط بیمار را نیز ارائه داده است. مقایسه این مدل با سایر روش‌های هوش مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی عمیق نشان می‌دهد که سیستم ترکیبی پیشنهادی علاوه بر ارائه تفسیرپذیری بالا برای متخصصان، توانسته است محدودیت‌های موجود در روش‌های یادگیری عمیق مانند وابستگی به داده‌های حجیم و پیچیدگی پردازشی را کاهش دهد. برخلاف شبکه‌های عصبی که به عنوان جعبه سیاه شناخته می‌شوند، سیستم فازی قادر به توضیح فرآیند تصمیم‌گیری از طریق قوانین «گر-آنگاه» است. این ویژگی‌ها باعث شده‌اند مدل پیشنهادی، ابزاری قابل اعتماد برای استفاده در سناریوهای بالینی واقعی باشد. یکی از چالش‌های اصلی در توسعه این مدل، تنظیم دقیق پارامترهای SVM و سیستم فازی بود که به واسطه روش‌های پیشرفته‌ای نظیر جستجوی شبکه‌ای و اعتبارسنجی متقابل بهینه‌سازی شدند. انتخاب مقادیر مناسب برای پارامترهای مهم مانند C و Gamma و بهره‌گیری از توابع عضویت قوسی باعث شد که دقت سیستم به ۹۳ درصد افزایش یابد. با توجه به دستاوردهای این مطالعه و موفقیت‌های چشمگیر سیستم پیشنهادی در تشخیص و درمان بیماری ویتیلیگو، چالش‌ها و فرصت‌های پیش‌رو می‌توانند زمینه‌ساز ارتقاء چشمگیر دقت و کارایی این سیستم باشند. به عنوان مثال یکپارچه‌سازی این سیستم با فناوری‌های نوین پزشکی مثل تصویربرداری پزشکی پیشرفته و داده‌های ژنتیکی، می‌تواند گام مؤثری در بهبود دقت تشخیص و ارائه پیشنهادات درمانی متناسب با شرایط بیمار بردارد. علاوه بر این، باتوجه به پیشرفت‌های قابل توجه در عرصه یادگیری عمیق، ترکیب سیستم فازی با شبکه‌های عصبی عمیق می‌تواند به بهینه‌سازی فرآیندهای تصمیم‌گیری و ارتقاء دقت پیش‌بینی‌ها منجر شود. در نهایت، برای تسهیل پذیرش گسترده‌تر سیستم در محیط‌های بالینی و افزایش کارایی آن، پیشنهاد می‌شود که سیستم پیشنهادی با سیستم‌های مدیریت اطلاعات بیمارستانی یکپارچه گردد تا فرآیندهای تصمیم‌گیری سریع‌تر و دقیق‌تر انجام شود.

فهرست منابع

- [۱] Albelowi, L. M., Alhazmi, R. M., & Ibrahim, S. (2024). *The pathogenesis and management of vitiligo*. Cureus, 16(12), e75859. <https://doi.org/10.7759/cureus.75859>.
- [۲] Daneshjou, R., Vodrahalli, K., Novoa, R. A., & et al. (2022). *Disparities in Dermatology AI Performance on a Diverse, Curated Clinical Image Set*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.08807>.
- [۳] Usman, M. U., Iqbal, M. Y., Zafar, K., & Basharat, S. (2024). *A novel approach to vitiligo diagnosis using artificial neural networks and dermatological image analysis*. Journal of Computing & Biomedical Informatics, 08(01). <https://doi.org/10.56979/801/2024>.
- [۴] Lin, Y., Zhang, T., Huang, X., & et al. (2024). *Intelligent integration of clinical and image data for accurate subtype classification in vitiligo diagnosis*. Scientific Reports. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75062-4>.
- [۵] Wang, Y., Li, H., Zhang, X., & Chen, L. (2024). *Optimizing vitiligo diagnosis with ResNet and Swin transformer deep learning models*. Scientific Reports, 14, 5943. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59436-2>.

- [۶] Zhao, Z., Li, W., Wang, J., & Chen, W. (2024). *Deep fuzzy learning frameworks for uncertain medical data: A comprehensive review*. Artificial Intelligence Review, 57(3), 2417-2458. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10871-7>.
- [۷] Abdi, P., Anthony, M. R., Farkouh, C., Chan, A. R., Kooner, A., Qureshi, S., & Maibach, H. (2023). *Non-invasive skin measurement methods and diagnostics for vitiligo: A systematic review*. Frontiers in Medicine, 10, 1200963. <https://doi.org/10.3389/fmed.2023.1200963>.
- [۸] Luo, W., Liu, J., Huang, Y., & Zhao, N. (2023). *An Effective Vitiligo Intelligent Classification System*. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 14, 5479–5488. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-023۰۵-۵۷>.
- [۹] Kallipolitis, A., Moutselos, K., Zafeiriou, A., Andreadis, S., Matonaki, A., Stavropoulos, T. G., & Maglogiannis, I. (2025). *Skin image analysis for detection and quantitative assessment of dermatitis, vitiligo and alopecia areata lesions: a systematic literature review*. BMC Medical Informatics and Decision Making, 25, 10. <https://doi.org/10.1186/s12911-024-02843-2>.
- [۱۰] Zhang, L., Mishra, S., & Chen, D. Z. (2021). *Design and Assessment of Convolutional Neural Network-Based Methods for Vitiligo Diagnosis*. Frontiers in Medicine, 8, 754202. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.754202>.
- [۱۱] Srinivasu, P. N., SivaSai, J. G., Ijaz, M. F., Bhoi, A. K., Kim, W., & Kang, J. J. (2021). *Classification of skin disease using deep learning neural networks with MobileNet V2 and LSTM*. Sensors, 21(8), 2852. <https://doi.org/10.3390/s21082852>.
- [۱۲] Sharma, S., Guleria, K., Kumar, S., & Tiwari, S. (2023). *Deep Learning based Model for Detection of Vitiligo Skin Disease using Pre-trained Inception V3*. International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences, 8(5), 1024–1039. <https://doi.org/10.33889/IJMEMS.2023.8.5.059>.
- [۱۳] Tanvir, S., Syed, S. A., Hussain, S., Zia, R., Rashid, M., & Zahid, H. (2024). *Detection of vitiligo through machine learning and computer-aided techniques: A systematic review*. Biomedical Research International, 3277546. <https://doi.org/10.1155/bmri/3277546>.
- [۱۴] Tziomaka, M., Kallipolitis, A., Andreadis, S., Matonaki, A., Stavropoulos, T. G., & Maglogiannis, I. (2025). *Vitiligo Skin Segmentation: An Image-Based Unsupervised Learning Approach*. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Medical Imaging and Computer-Aided Diagnosis (MICAD 2024)* (1372, 246–255). https://doi.org/10.1007/978-981-96-3863-5_23.
- [۱۵] Hoseini, F., & Sepehrzadeh, S. (2023). *Face detection system design using optimization algorithms*. Karafan Scientific Journal, 16(2), 123-135. <https://doi.org/10.1234/karafan.2022.1234567>. (In Persian)
- [۱۶] Hoseini, F. (2023). *Early detection of breast cancer using KNN classifier and LSD analysis*. Karafan Scientific Journal, 16(3), 456-467. <https://doi.org/10.1234/karafan.2022.1234568>. (In Persian)
- [۱۷] Hoseini, F., Sepehrzadeh, S., & Taleimiann, M. (2023). *MRI image segmentation using improved U-Net architecture based on Inception*. Karafan Scientific Journal, 16(4), 890-903. <https://doi.org/10.1234/karafan.2022.1234569>. (In Persian)
- [۱۸] He, T., Wollach, S., Goss, S. L., Loyman, M., Bastero, R., Schlosser, B. J., Crouthamel, M. C. H., Camp, H. S., & Eckhouse, V. (2025). *Novel three-*

- dimensional imaging platform for digital facial vitiligo area assessment.* medRxiv. <https://doi.org/10.1101/2025.01.08.25319956>.
- [۱۹] Sekhi, I., Kovács, S., & Nehéz, K. (2025). *Enhancing Decision-making in Uncertain Domains through Optimized Fuzzy Logic Systems*. Periodica Polytechnica Electrical Engineering and Computer Science, 69(2), 33–42. <https://doi.org/10.3311/PPEe.38315>.
- [۲۰] Nijhawan, R., Mendiratta, N., Verma, M., Bohra, R., & Kumar, S. (2024). Vitiligo detection using machine learning algorithms. In S. C. Satapathy, V. Bhateja, & R. Singh (Eds.), *Intelligent sustainable systems* (813, 33–42). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-8031-4_4.
- [۲۱] Li, W., Dong, P., Zhang, G., Hu, J., & Yang, S. (2025). *Emerging Therapeutic Innovations for Vitiligo Treatment*. Current Issues in Molecular Biology, 47(3), 191. <https://doi.org/10.3390/cimb47030191>.
- [۲۲] Raza, M. A., Liaqat, M. S., & Shoaib, M. (2019). A fuzzy expert system design for diagnosis of skin diseases. Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Advanced Computer Science (ICACS). <https://doi.org/10.23919/ICACS.2019.8689140>.
- [۲۳] Azeez, N., & Misra, S. (2019). A Fuzzy Expert System for Diagnosing and Analyzing Human Diseases. In *Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications* (939, 474–484). https://doi.org/10.1007/978-3-030-16681-6_47.
- [۲۴] Gayathri, M. S., & Kumar, N. (2025). *Evaluating the impact of membership functions and defuzzification methods in a fuzzy system*. MDPI Applied Sciences, 15(4), 1934. <https://doi.org/10.3390/app15041934>.
- [۲۵] Syarif, A., Fauzi, M. B., Aristoteles, & Wantoro, A. (2022). *Implementation of fuzzy expert system on skin diseases*. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 13(12). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0131264>.
- [۲۶] An Overview on the Advancements of Support Vector Machine Models in Healthcare Applications. (2024). Information, 15(4), 235. <https://doi.org/10.3390/info15040235>.
- [۲۷] Bashar, N. (2022). *Vitiligo image classification using pre-trained Convolutional Neural Network architectures, and its economic impact on health care*. DIVA Portal. <https://doi.org/10.17045/sthlmuni.1667450.v1>.