

Identification of Red Rot in Sugarcane using Image Processing and Convolutional Neural Network

Razieh Pourdarbani ^{1*}, Sajad Sabzi²

- *1. Dept. of Biosystem Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
2. Dept. of Biosystem Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran

*Email Address: r_pourdarbani@uma.ac.ir

Article Info	ABSTRACT
Article Type: Research Paper	<p>Sugarcane is one of the most important industrial plants that plays an important role in the country's economy. However, various pathogens can settle on the pods and stalks of sugarcane and cause pollution and cause a qualitative and quantitative decline in the final product. Red rot is one of the most serious diseases of sugarcane, and the purpose of this research is to identify it with the help of three convolutional neural networks named ResNet, DensNet and VGG. First, a sufficient number of healthy and diseased sugarcane was prepared. The proposed models were trained and tested and evaluated. To evaluate the performance of the classifiers, parameters of precision, accuracy, F-scire and roc curve were used. The correct identification rate of ResNet, DenseNet and VGG models was 99%, 98% and 98%, respectively.</p>
Article History:	
Received Date: 2023/04/19	
Revised Date: 2023/05/23	
Accepted Date: 2023/05/24	
Published Date: 2025/08/12	
Keywords: Sugarcane, CNN, Red Rod, Image processing.	

Cite this article: Raziyeh Pourdarbani, Sajad Sabzi (2025). Identification of Red Rot in Sugarcane using Image Processing and Convolutional Neural Network, Journal of Environmental Sciences Studies, 10 (2), Pages 10437- 10449.

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Various industrial plants are being cultivated in the world to produce food or industrial materials. Among these, sugarcane is one of the plants that are used and cultivated both for the extraction of sugar materials and also for the paper-making, alcohol-making, and chemical industries. Automatic plant disease classification algorithms are very important in agriculture. Early and fast identification of plant diseases is difficult due to the lack of necessary infrastructure in many parts of the world. Using modern technologies, high-quality images of smartphone are available worldwide. In Iran, sugarcane cultivation has reached 7 million tons with a growth of 70% in 2016. Sugarcane cultivation is expanding in different regions of Iran which is being cultivated mainly in Khuzestan province. Many agricultural and industrial complexes have been established for the cultivation and processing of sugarcane. The importance of sugarcane is so high in economy and lots of job opportunities have been created. Therefore, it is necessary to know and control pathogenic agents.

Materials and methods

First, 1200 images of sugarcane were collected. 70%, 20% and 10% of the data was allocated to train set, validation and test set, respectively. Figure 1 shows a number of samples under training. Also, see figure 2 for classes of healthy and infected by red rot. The aim of this research is to identify one of the famous diseases named red rot using three convolutional neural networks namely ResNet, DenseNet and VGG. To evaluate the performance of the classifiers, the parameters of precision, accuracy, F-criterion and ROC curve were used .

Results and discussion

The results of ResNet classifier showed that the correct identification rate of ResNet method was 99%. After epoch 20th, the accuracy of training the model has reached over 90%. In general, by measuring the difference between the train and validation graphs, we can see that the model is well trained. The Precision-Recall chart and the ROC chart for the healthy and diseased classes, respectively. The results of confusion matrix for Densent classifier showed that the correct identification rate of DenseNet method was 98%. Since the accuracy of model training has reached over 90% after 15th epoch. Since the difference between the train and validation graphs is not much more, so the model is well trained. Regarding VGG classifier, the correct identification rate was 98%. The oscillation of the graph is small and the difference between training and validation is small.

Conclusion

Automatic disease detection algorithms are very important in agriculture. Early detection of plant diseases is difficult. Using modern technologies, high-quality images of smartphone are available worldwide. This paper aimed to detect red rot in sugarcane using three convolutional neural networks named ResNet, DensNet and VGG. The correct identification rate of ResNet, DensNet and VGG models was 99%, 98% and 98%, respectively.



شناسایی پوسیدگی قرمز در نیشکر به کمک پردازش تصویر و شبکه عصبی پیچشی

راضیه پوردربانی^{۱*}، سجاد سبزی^۲

*۱- استاد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه محقق اردبیلی

۲- استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

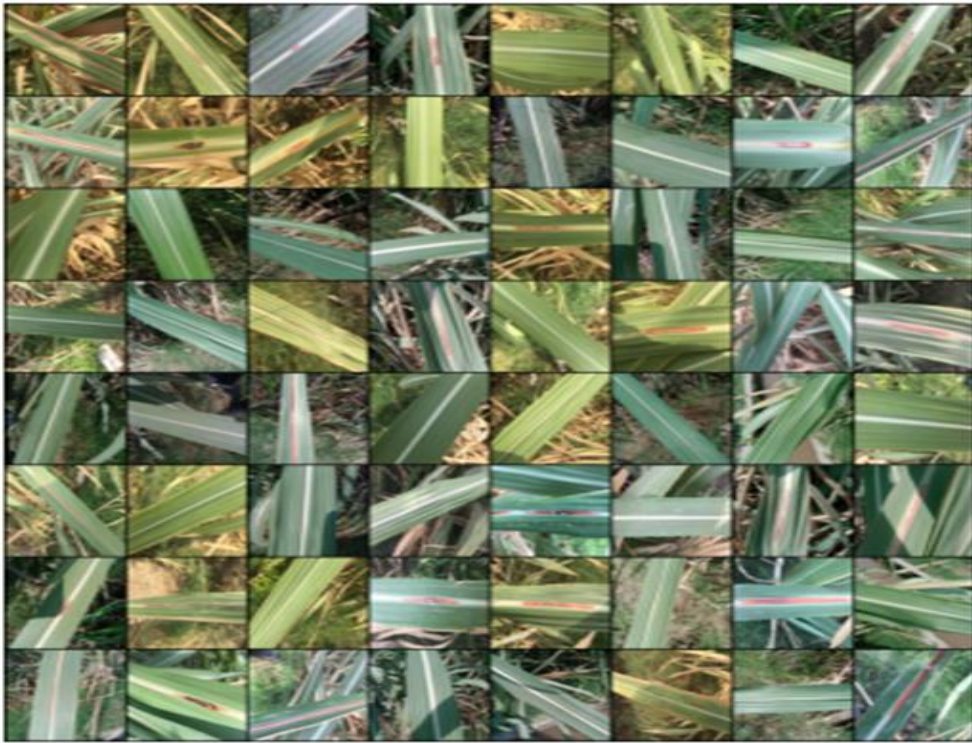
*ایمیل نویسنده مسئول: r_pourdarbani@uma.ac.ir

چکیده	اطلاعات مقاله
نیشکر یکی از مهم ترین گیاهان صنعتی می باشد که نقش مهمی در اقتصاد کشور دارد. اما با این وجود، عوامل بیماری زای گوناگونی می توانند بر روی غلاف و ساقه نیشکر مستقر شده و ایجاد آلودگی کرده و باعث افت کیفی و کمی محصول نهایی شوند. پوسیدگی قرمز یکی از جدی ترین بیماری های نیشکر محسوب میشود که هدف این تحقیق شناسایی آن به کمک سه شبکه عصبی کانولوشنی به نامهای ResNet، DensNet و VGG می باشد. ابتدا تعداد کافی از نیشکر سالم و بیمار تهیه شد. مدل های پیشنهادی آموزش داده شدند و تست و ارزیابی شدند. برای ارزیابی عملکرد کلاسیفایرها از پارامترهای دقت، صحت، معیار اف و منحنی ROC استفاده شد.	نوع مقاله: مقاله علمی پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۱/۳۰ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۳/۰۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۰۳ تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۵/۲۱
	کلید واژه ها: نیشکر، شبکه عصبی پیچشی، پردازش تصویر، پوسیدگی قرمز.

گیاهان صنعتی مختلفی به منظور تولید مواد غذایی و یا مواد صنعتی در دنیا در حال کشت و زرع است. از این میان نیشکر جزء گیاهانی است که هم برای استحصال مواد قندی و نیز برای صنایع کاغذ سازی، الکل سازی و مواد شیمیایی کاربرد داشته و کشت می شود. این محصول همانند سایر گیاهان می تواند درگیر بیماری ها و آفات مختلف شود. هرگونه خسارت در این محصول ممکن است سبب کاهش تولید قند و مواد جانبی آن شود. از آنجایی که کشت نیشکر یک کشت صنعتی است، آفات و بیماری های این محصول نیز در سطوح وسیع آشکار می شود و گاه مبارزه و مدیریت آنها بسیار سخت است. بنابراین می توان گفت اگر افراد مستقر در واحدهای کشت و صنعت نیشکر آشنایی به آفات و بیماری های این محصول داشته باشند می توانند در بهترین زمان خود آنها را شناسایی و اقدامات مدیریتی را بر علیه آنها شروع کنند. یکی از چالش های رایج در سراسر جهان، نابودی بخش عمده ای از تولید به دلیل بیماری ها است. این امر منجر به تمرکز بر روش های موثر تشخیص بیماری در گیاهان می شود. برای ارائه اقدامات موثر برای تشخیص و اجتناب از تخریب، نیاز به شناسایی زود هنگام نوع بیماری گیاهی موجود است. در سالهای اخیر کارهای عمده ای برای شناسایی بیماریهای گیاهی و عوامل ایجاد کننده این بیماری ها در نقاط مختلف جهان انجام شده و در حال انجام است. عوامل بیماری زای گوناگونی از قبیل گونه های رایزوکتونیا، سیتوسپورا و گلومرلا می توانند بر روی غلاف و ساقه نیشکر مستقر شده و ایجاد آلودگی کنند. علائم اولیه این بیماری ها معمولاً به شکل لکه های سوخته بر روی غلاف و یا ساقه دیده می شود. در برخی مواقع ممکن است که عامل بیماری پوسیدگی خشک نیز بر روی غلاف ایجاد بکند. برخی از این عوامل بیماری زا ممکن است که ناحیه آلوده را به رنگ قهوه ای، نارنجی و یا قرمز تبدیل کنند و گاه این پوسیدگی ها به پوسیدگی قرمز نیشکر معروف می شوند. پوسیدگی قرمز نیشکر برای اولین بار در سال ۱۸۹۳ به عنوان یک بیماری در نیشکر در جاوه گزارش شد. پوسیدگی قرمز یکی از جدی ترین بیماری های نیشکر در بسیاری از کشورها از جمله هند، پاکستان، بنگلادش، تایلند، میانمار، نپال، ویتنام و کشورهای دیگر است. الگوریتم های طبقه بندی خودکار بیماری های گیاهی در کشاورزی بسیار مهم هستند، به عنوان مثال برای جلوگیری یا کاهش آفت ها. شناسایی سریع بیماری های گیاهی به دلیل کمبود زیر ساخت های لازم در بخش های زیادی از جهان دشوار است. با استفاده از فناوری های روز، تصاویر از طریق دوربین های تلفن هوشمند با کیفیت بالا در سراسر جهان در دسترس هستند. قاسمی و همکاران (۱۳۹۷) سامانه متشکل از روش پردازش تصویر دیجیتال و مدل ترکیبی شبکه عصبی به منظور تشخیص سه بیماری برگ درخت سیب (بیماریهای لکه سیاه سیب، آلترناریا و آفت مینوز) بکار بردند. در واقع از فرایند روش پردازش تصویر دیجیتال برای تهیه، پردازش و استخراج ویژگیهای هر یک از تصاویر نمونه ها و از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه بندی بیماریها استفاده گردید. در این مدل برای آموزش شبکه از دو الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO) و الگوریتم لونیگ مارکوورت (LM) استفاده شد. مشاهده گردید که این سامانه در تشخیص بیماری فوق الذکر با دقت ۳۳ درصد و شاخصهای $R=0.381$ و $R=0.33$ (استفاده از $RMSE=$ عملکرد مناسبی دارد. معصومی و همکاران (.....) جدایه های ویروس موزائیک نیشکر از خوزستان را به طریق آنالیز مولکولی بررسی نموده و آنها را سه سویه A-SCMV تشخیص دادند. همکاران (....) بر روی بیماریهای نیشکر مطالعاتی را به انجام رساندند. آنها به کمک معماری شبکه عصبی یادگیری عمیق بیماری های لکه های زنگ، بیماری زردی برگ، لکه برگ هلماتوسپورا، لکه برگ سرکوسپورا و پوسیدگی قرمز را شناسایی کردند. تعداد تقریباً ۳۰۰۰ تصویر برگ آموزش داده شد. مدل پیشنهادی آنها دارای دقت ۹۶ درصد بود. همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از پردازش تصویر، به شناسایی بیماری های مختلف در برگ های نیشکر پرداختند. تصاویر برگ ها جمع آوری شد. تساوای هیستوگرام تطبیقی (AHE) جایگزین قطعه بندی با روش خوشه بندی k شد. ویژگی های آماری مانند واریانس، چولگی، انحراف معیار، میانگین و کوواریانس با استفاده از ماتریس همزمانی سطح خاکستری (GLCM) و تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA)، استخراج شده و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) پیاده سازی شدند. در نهایت مقدار دقت متوسط ۹۵٪ به دست آمد. در ایران، کشت نیشکر با رشد ۷۰ درصدی در سال ۱۴۰۰ به تولید بالغ بر ۷ میلیون تن رسیده است (....). کشت نیشکر در مناطق مختلف ایران در حال گسترش است که البته به صورت عمده در استان خوزستان در حال کشت و زرع است و مجتمع های کشت و صنعت فراوانی برای کشت و فرآوری این محصول ایجاد شده است. اهمیت نیشکر به حدی بالا است که در برخی از کشورها اقتصاد عمده کشور بسته به این محصول است و اشتغالزایی فراوانی از قبل این محصول ایجاد شده است. بنابراین با توجه به اهمیت اقتصادی نیشکر، شناخت و مبارزه با عوامل محدود کننده آن یک ضرورت می باشد. هدف این تحقیق شناسایی یکی از بیماریهای معروف به نام پوسیدگی قرمز نیشکر به کمک سه شبکه عصبی کانولوژی سنی به نامهای DensNet، RezNet و VGG می باشد.

۲-روش انجام تحقیق

ابتدا ۱۲۰۰ تصویر نیشکر تهیه شد. ۷۰ درصد داده ها به آموزش مدل اختصاص داده شد و ۲۰ درصد برای ولیدیشن و ۱۰ درصد برای تست داده ها در نظر گرفته شد. شکل ۱ تعدادی از نمونه های تحت آموزش مدل را نمایش می دهد. در شکل ۲ نیز تصاویر کلاسهای سالم و بیمار نیشکر قابل مشاهده است.



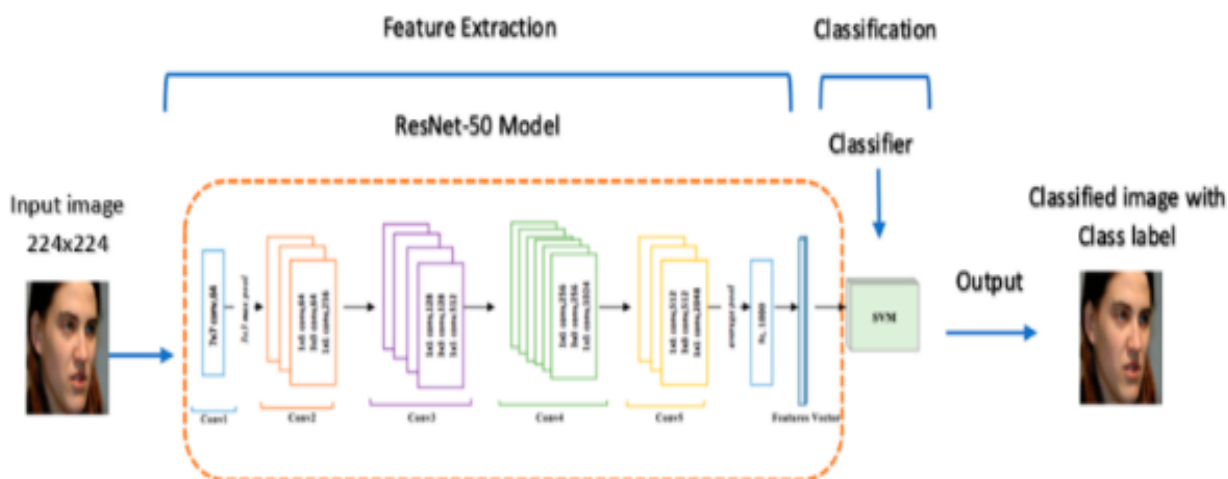
شکل ۱. تعدادی از تصاویر نیشکر تحت آموزش مدل های پیشنهادی تحقیق



شکل ۲. نمونه هایی از تصاویر نیشکر در کلاسهای سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز)

• معماریهای شبکه عصبی کانولوشنی بکار رفته
معماری RezNet

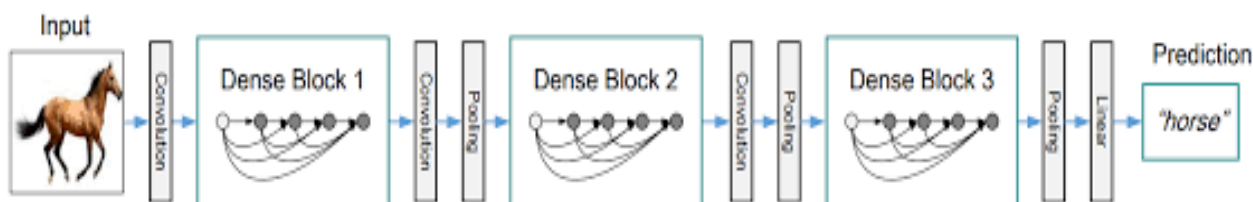
در سال ۲۰۱۵ تعدادی از محققین مایکروسافت، معماری ResNet را ارائه دادند که از ۱۵۲ لایه تشکیل شده است که یک رکورد در هر سه بخش تشخیص اشیاء، کلاس بندی و localization با استفاده از یک مدل به جا گذاشت. این مدل در حقیقت قدرت از انسان در تشخیص اشیاء را جا گذاشت و با دقت به مراتب بالاتر از انسان ها اشیاء را تشخیص داد.



شکل ۳. معماری شبکه عصبی پیچشی ResNet

معماری DensNet

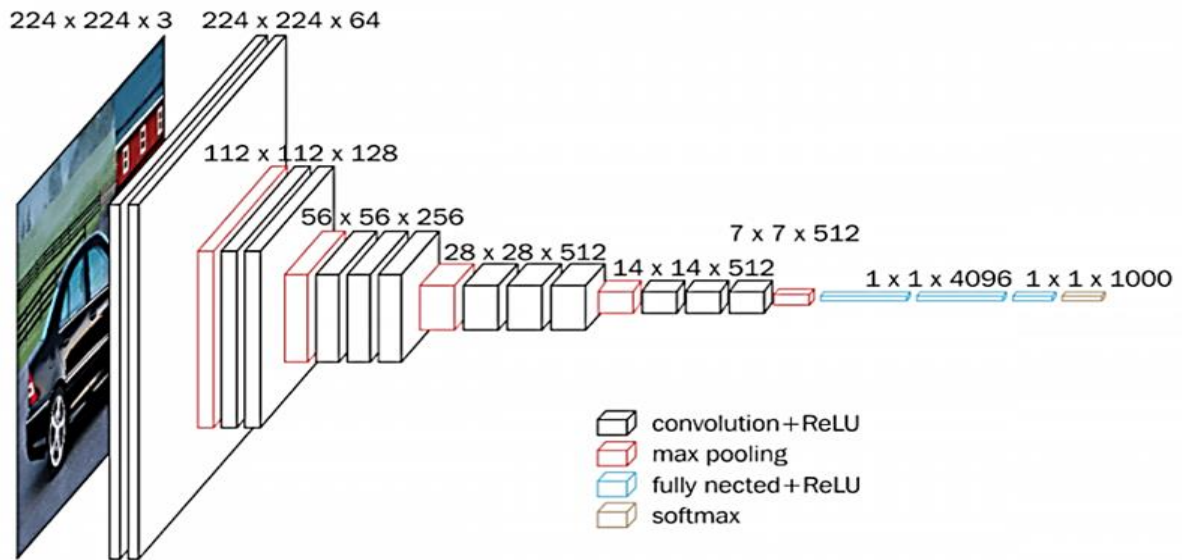
DenseNet به طور خاص برای بهبود دقت کاهش یافته ناشی از ناپدید شدن گرادیان در شبکه های عصبی سطح بالا توسعه یافته است. به عبارت ساده تر، به دلیل طولانی تر بودن مسیر بین لایه ورودی و لایه خروجی، اطلاعات قبل از رسیدن به مقصد ناپدید می شوند.



شکل ۴. معماری شبکه عصبی پیچشی DenseNet

معماری VGG

VGG شامل یک سری از لایه های محاسباتی پیچشی (کانولوشنی) است که پشت آن ها لایه های جمع کننده پولینگ وجود دارند که لایه ها را کوچکتر می کنند. این گروه در تحقیقات خود شبکه های مختلفی را مطرح کرده است که هر کدام آن ها عمق این معماری را تغییر می دهند. از مزایای VGG می توان به معماری خیلی خوب برای سنجش یک وظیفه مشخص و شبکه های رایگان از قبل تعلیم دیده اشاره کرد ولی مشکل اصلی این معماری زمانبر بودن آن است.



شکل ۵. معماری شبکه عصبی پیچشی VGG

• ارزیابی طبقه بندها

برای ارزیابی عملکرد کلاسیفایرها از پارامترهای بازخوانی^۱، دقت^۲، صحت^۳، معیار اف^۴ و منحنی ROC استفاده شد (پوردربانی و همکاران، ۲۰۲۳).

۳- نتایج

• نتایج طبقه بند مبتنی بر معماری ResNet

جدول ۱ و ۲ به ترتیب نتایج ماتریس اغتشاش و پارامترهای ارزیابی برای طبقه بند مبتنی بر معماری ResNet را نمایش میدهد. نرخ شناسایی صحیح روش رزنت ۹۹٪ بدست آمد.

جدول ۱. ماتریس اغتشاش برای طبقه بند مبتنی بر معماری ResNet

	سالم	پوسیدگی قرمز
سالم	۶۱	۰
پوسیدگی قرمز	۱	۵۳

جدول ۲. پارامترهای ارزیابی برای طبقه بند مبتنی بر معماری ResNet

	صحت (%)	(%) امتیاز اف	(%) بازخوانی	(%) دقت
سالم	99	99	100	98
پوسیدگی قرمز	99	99	98	100

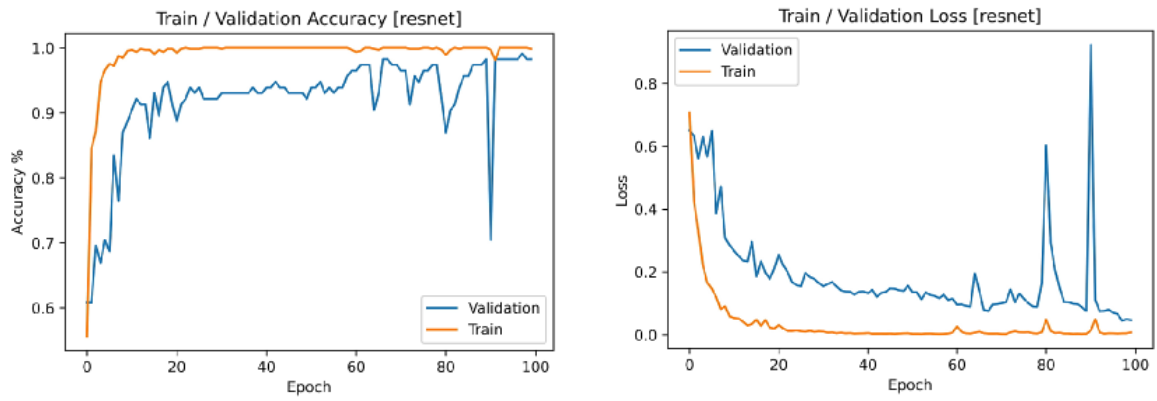
از شکل ۶ چنین برمی آید که تقریباً بعد از تکرار ۲۰ م، دقت آموزش مدل به بالای ۹۰ درصد رسیده است. در کل، با سنجش اختلاف بین نمودار آموزش-اعتبارسنجی می توان دریافت که مدل به خوبی آموزش دیده است. شکل ۷ و ۸ به ترتیب نمودار دقت-بازخوانی و نمودار ROC را برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل ResNet نمایش میدهد.

¹ Recall

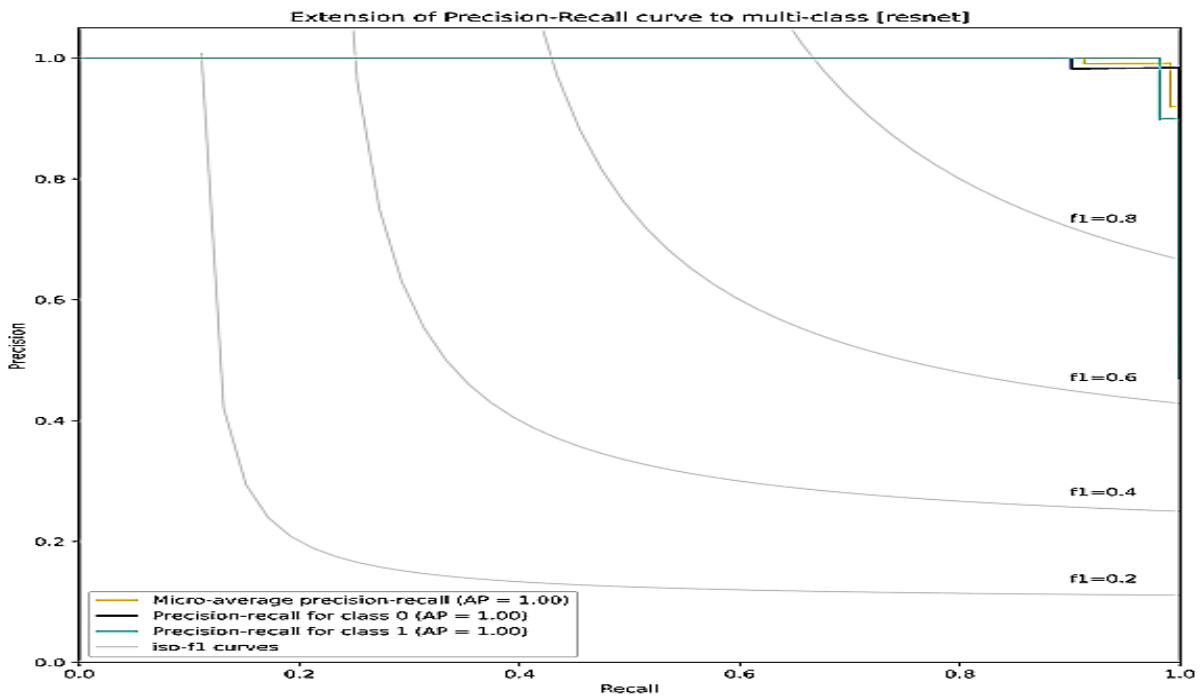
² Precision

³ Accuracy

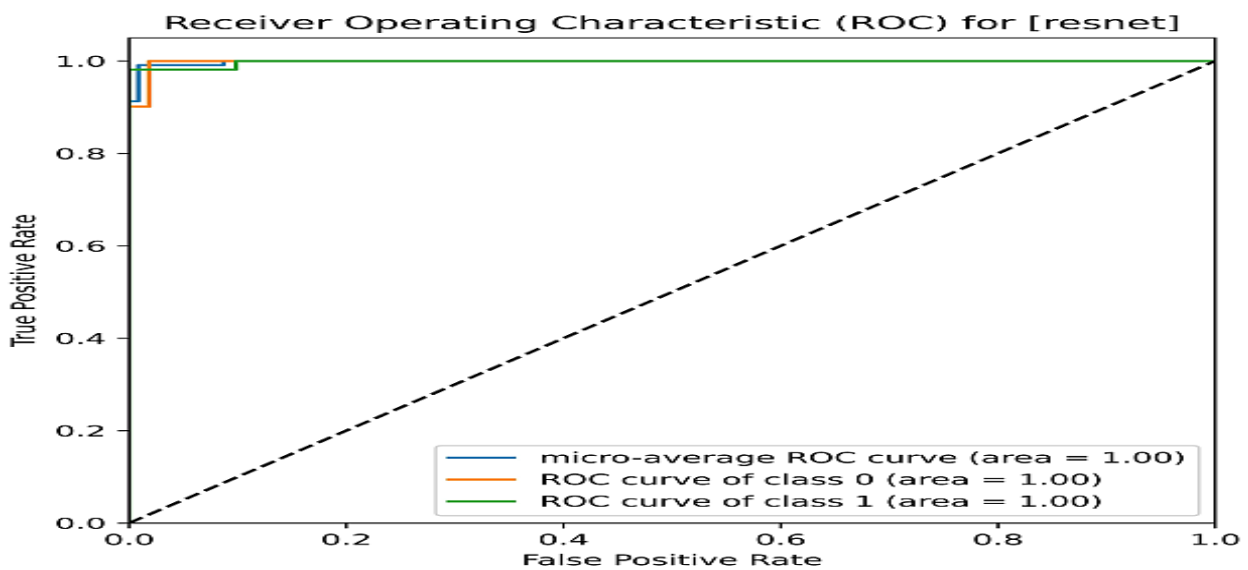
⁴ F score



شکل ۶. دقت و خطای آموزش-اعتبارسنجی مدل ResNet



شکل ۷. نمودار دقت-بازخوانی برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل ResNet



شکل ۸. نمودار نمودار ROC برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل ResNet

• نتایج طبقه بند مبتنی بر معماری DenseNet

جدول ۳ و ۴ به ترتیب نتایج ماتریس اغتشاش و پارامترهای ارزیابی برای طبقه بند مبتنی بر معماری DenseNet را نمایش می‌دهد. نرخ شناسایی صحیح روش رزنت ۹۸٪ بدست آمد.

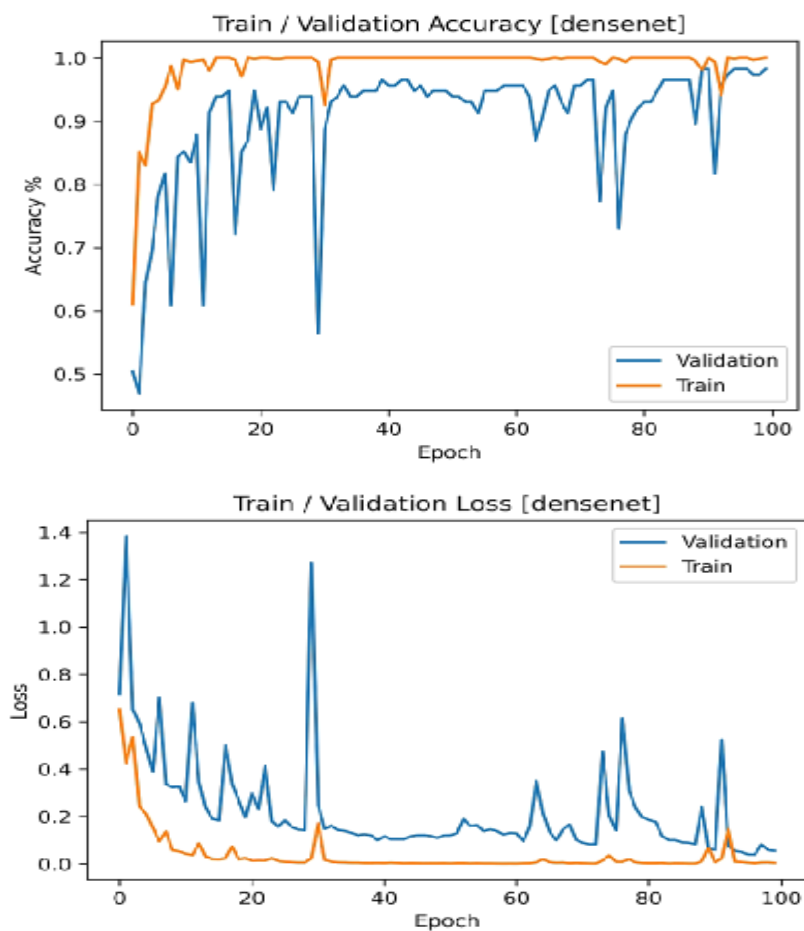
جدول ۳. ماتریس اغتشاش برای طبقه بند مبتنی بر معماری DenseNet

	سالم	پوسیدگی قرمز
سالم	۶۱	۰
پوسیدگی قرمز	۲	۵۲

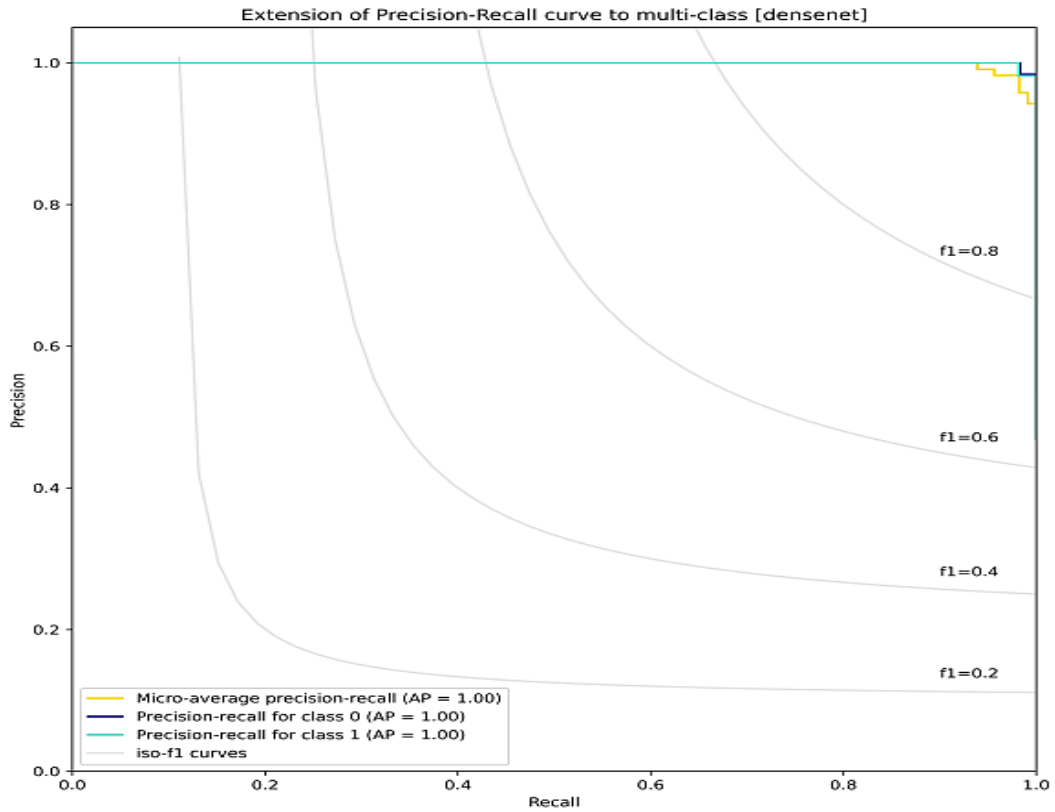
جدول ۴. پارامترهای ارزیابی برای طبقه بند مبتنی بر معماری DenseNet

	صحت (%)	امتیاز اف (%)	بازخوانی (%)	دقت (%)
سالم	۹۸	۹۸	100	۹۷
پوسیدگی قرمز		۹۸	۹۶	۱۰۰

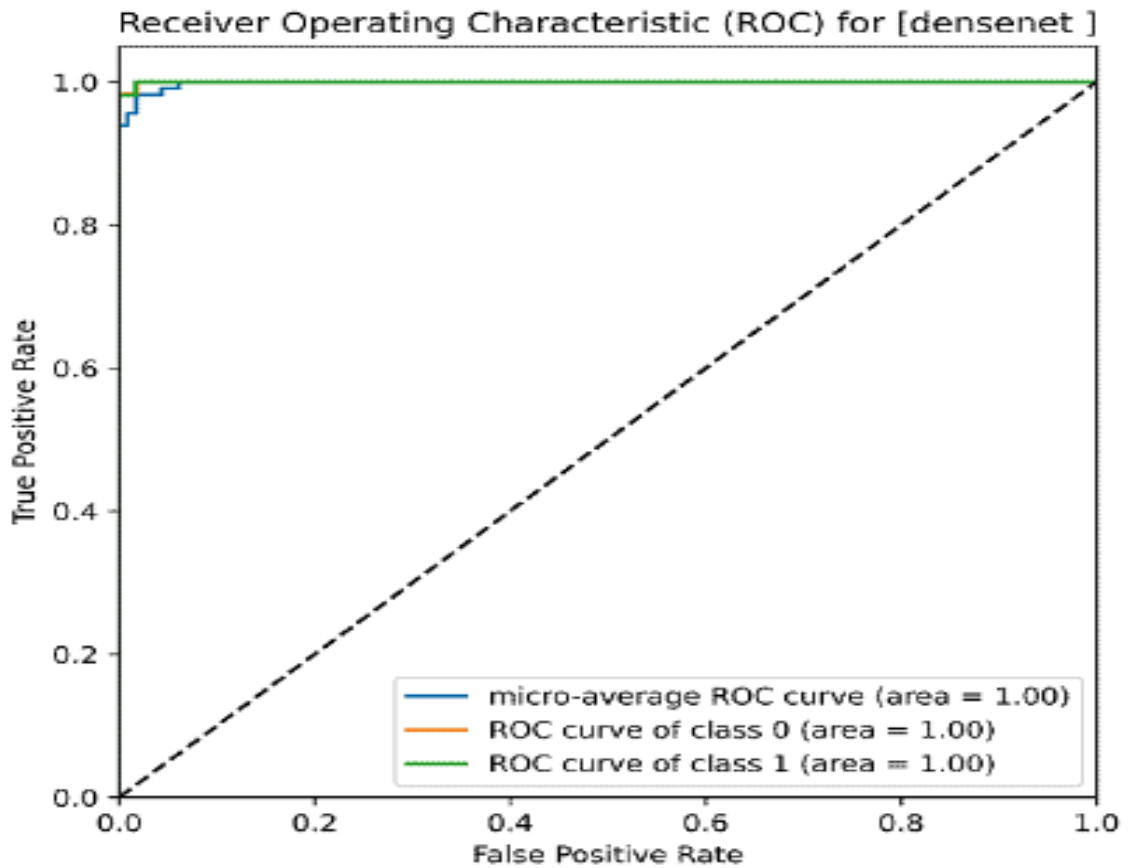
از شکل ۹ چنین برمی آید که تقریباً بعد از تکرار ۲۰ م، دقت آموزش مدل به بالای ۹۰ درصد رسیده است. در کل، با سنجش اختلاف بین نمودارترین و ولیدیشن می توان دریافت که مدل به خوبی آموزش دیده است. شکل ۱۰ و ۱۱ به ترتیب نمودار دقت-بازخوانی و نمودار ROC را برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل DenseNet نمایش می‌دهد.



شکل ۹. دقت و خطای آموزش-اعتبارسنجی مدل DenseNet



شکل ۱۰. نمودار دقت-بازخوانی برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل DenseNet



شکل ۱۱. نمودار نمودار ROC برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل DenseNet

• نتایج طبقه بند مبتنی بر معماری VGG

جدول ۵ و ۶ به ترتیب نتایج ماتریس اغتشاش و پارامترهای ارزیابی برای طبقه بند مبتنی بر معماری VGG را نمایش می‌دهد. نرخ شناسایی صحیح روش ۹۷٪ بدست آمد.

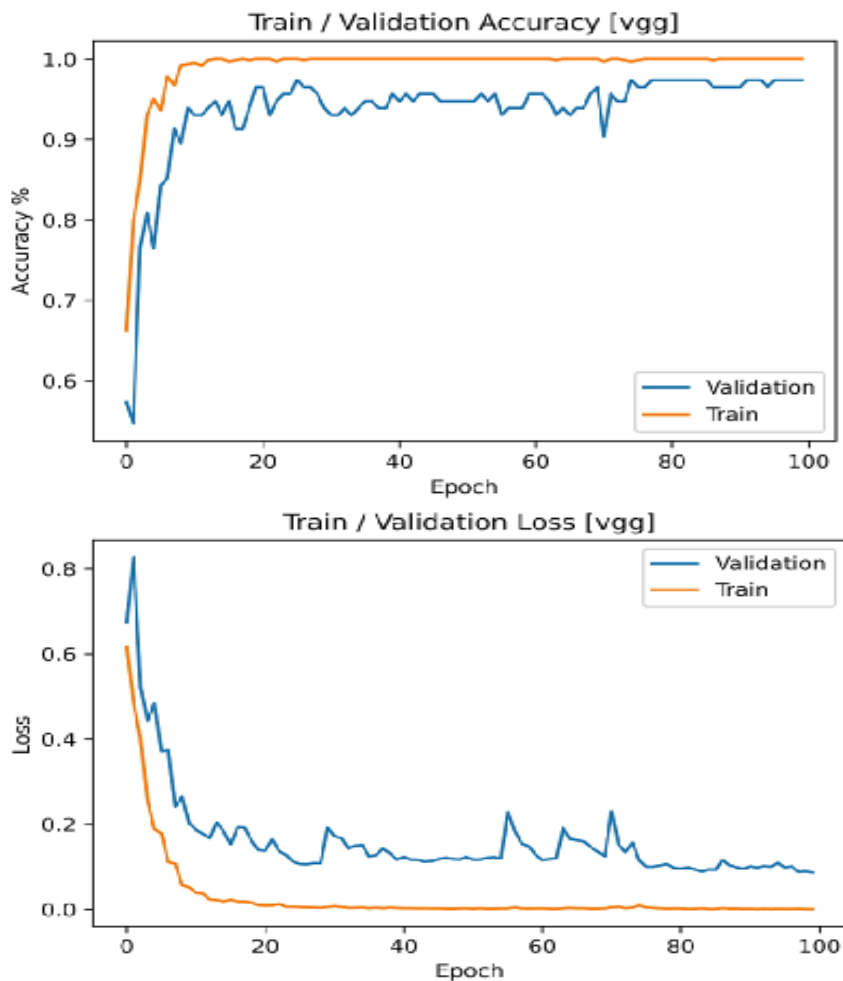
جدول ۳. ماتریس اغتشاش برای طبقه بند مبتنی بر معماری VGG

	سالم	پوسیدگی قرمز
سالم	۵۹	۲
پوسیدگی قرمز	۱	۵۳

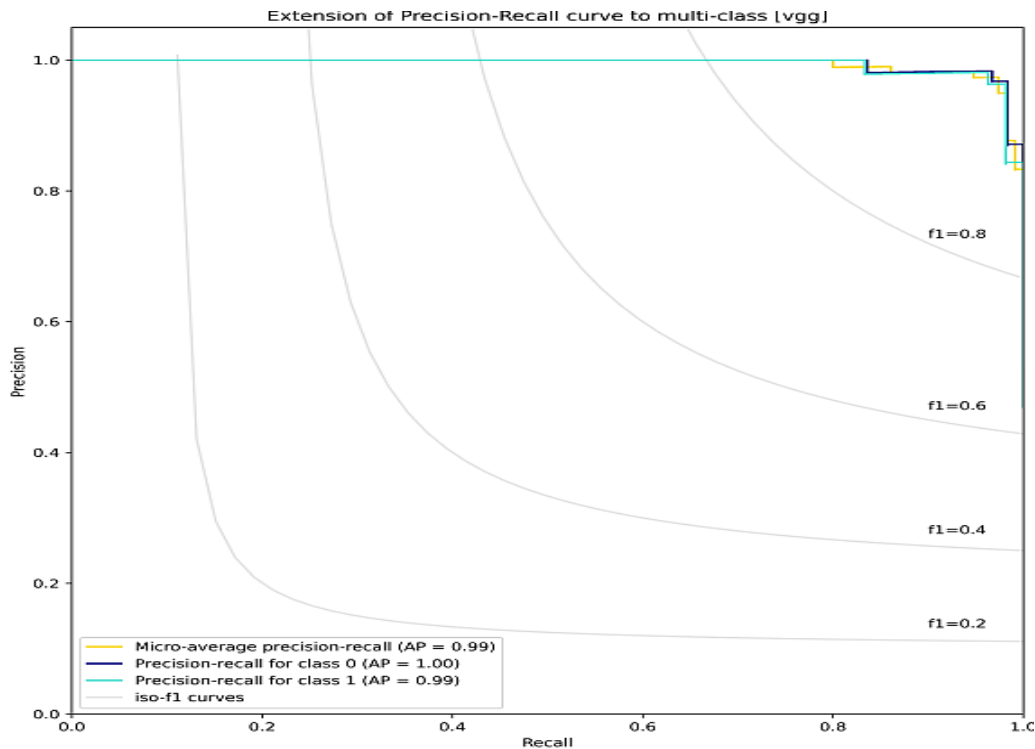
جدول ۴. پارامترهای ارزیابی برای طبقه بند مبتنی بر معماری VGG

	دقت (%)	بازخوانی (%)	امتیاز اف (%)	صحت (%)
سالم	۹۸	۹۷	۹۸	۹۷
پوسیدگی قرمز	۹۶	۹۸	۹۷	

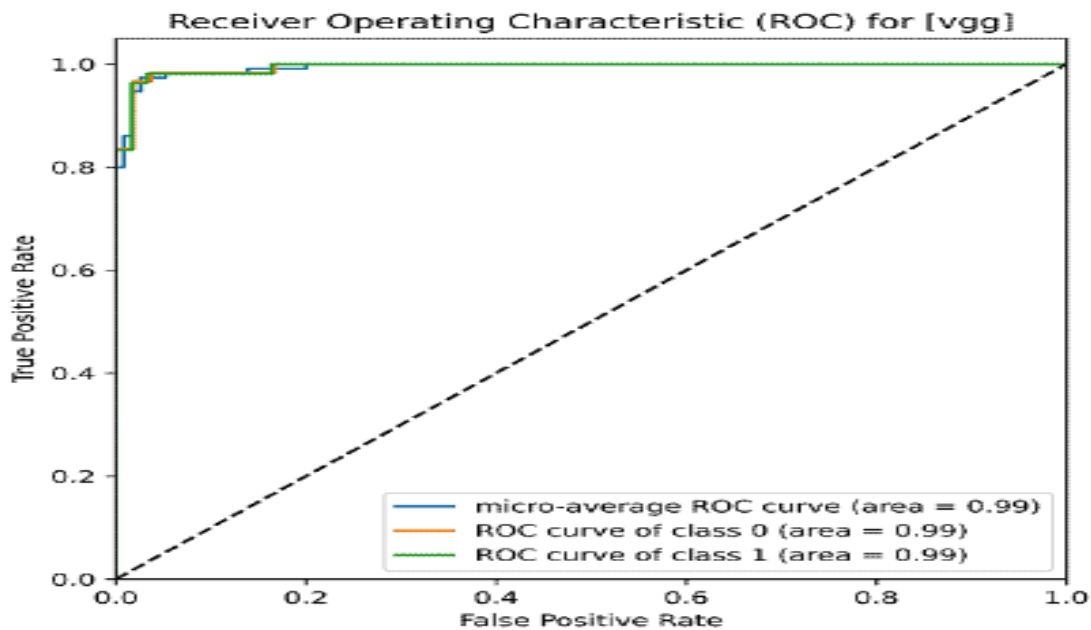
از شکل ۱۲ چنین برمی آید که تقریباً بعد از تکرار ۲۰ م، دقت آموزش مدل به بالای ۹۰ درصد رسیده است. در کل، با سنجش اختلاف بین نمودار خطای آموزش-اعتبارسنجی می توان دریافت که مدل به خوبی آموزش دیده است. شکل ۱۳ و ۱۴ به ترتیب نمودار دقت-بازخوانی و نمودار ROC را برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل VGG نمایش می‌دهد.



شکل ۱۲. دقت و خطای آموزش-اعتبارسنجی مدل VGG



شکل ۱۳. نمودار دقت-بازخوانی برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل VGG



شکل ۱۴. نمودار ROC برای کلاس سالم و بیمار (پوسیدگی قرمز) مدل VGG

۴- نتیجه گیری

الگوریتم‌های تشخیص خودکار بیماری در کشاورزی بسیار مهم هستند. تشخیص زودهنگام بیماری‌های گیاهی دشوار است. با استفاده از فناوری‌های مدرن، تصاویر با کیفیت بالا از گوشی‌های هوشمند در سراسر جهان در دسترس است. این مقاله با هدف تشخیص پوسیدگی قرمز در نیشکر با استفاده از سه شبکه عصبی کانولوشنی به نام‌های ResNet، DensNet و VGG انجام شد. نرخ شناسایی صحیح مدل‌های ResNet، DensNet و VGG به ترتیب ۹۹٪، ۹۸٪ و ۹۸٪ بود.

- Blauch, N., Behrmann, M., Plaut, D. Computational insights into human perceptual expertise for familiar and unfamiliar face recognition. 2020.
- Ghasemi S. Grouping of poaceae potyviruses in Iran on the basis of serological relationship and sequence of the 3' region of the genome and study of VPg-HC-Pro interaction of Potato virus Y using yeast two hybrid system. PhD Thesis, Shiraz University. 2005.
- Hemalatha, N. K., R. N. Brunda, G. S. Prakruthi, BV Balaji Prabhu, Arpit Shukla, and Omkar Subbaram Jois Narasipura. "Sugarcane leaf disease detection through deep learning." In *Deep Learning for Sustainable Agriculture*, pp. 297-323. Academic Press, 2022.
- Ji, Q., Jie H., Wenjie He, and Yankui S. "Optimized deep convolutional neural networks for identification of macular diseases from optical coherence tomography images." *Algorithms* 12, no. 3, 2019: 51.
- Masumi M., Zare A., and Izadpanah K. Revision of Sugarcane mosaic virus strain grouping in the world on the basis of phylogenetic analysis of N-terminus of coat protein gene. . 2006. pp: 175-176. *Proceedings of the 3rd Iranian congress of Virology*, Jan 2006 Tehran, Iran
- Nikpay, A. and François-Régis G. "Major sugarcane pests and their management in Iran." *Proceedings of the International Society of Sugar Cane Technologists*, Chiang Mai, Thailand ,2016, pp. 103-108.
- Sabzi, S., Pourdarbani, R., M Rohban, M.H., García-Mateos, G., Paliwal, J., and Molina-Martínez. J. 2021. "Early Detection of Excess Nitrogen Consumption in Cucumber Plants Using Hyperspectral Imaging Based on Hybrid Neural Networks and the Imperialist Competitive Algorithm" *Agronomy* 11, no. 3: 575. <https://doi.org/10.3390/agronomy11030575>
- Thilagavathi, K., K. Kavitha, R. Dhivya Praba, S. V. Arina, and R. C. Sahana. "Detection of diseases in sugarcane using image processing techniques." *Bioscience Biotechnology Research Communications, Special Issue 11 (2020): 109-115.*
- Went, Friedrich August Ferdinand Christian. *Het rood snot*. H. van Ingen, 1893. 1, pp. 265– 282.
- Zhang, Liping & Li, Weisheng & Shen, Ling & Lei, Dajiang. (2020). Multilevel dense neural network for pan-sharpening. *International Journal of Remote Sensing*. 41. 7201-7216. 10.1080/01431161.2020.1755474.