

حذف نویز تصاویر ریه بیماران COVID-19 با استفاده از فیلتر بهینه دو طرفه و الگوریتم کرم شب تاب و شناسایی افراد بیمار با استفاده از شبکه عصبی پیچشی

مهدی عبدالصالحی^۱، احمدکیاکجوری^۲

۱- گروه مهندسی پزشکی، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اسلامشهر، ایران

۲- گروه مهندسی برق، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اسلامشهر، ایران

چکیده

بیماری COVID-19 طی دو سال گذشته یکی از شایع ترین بیماری های واگیردار بوده که افراد بسیاری را درگیر نموده و منجر به بستری در بخش مراقبتهای ویژه و نیز خطر مرگ کرده است. پزشکان این ویروس را در سه نوع خفیف، متوسط و شدید دسته بندی کرده اند. میانگین دوره ی نهفتگی این ویروس ۵ روز می باشد که اگر هر چه سریع تر فرد مبتلا شناسایی و تشخیص داده شود می توان بیمار را از خطر مرگ نجات داد. به همین علت برای شناسایی سریع تر فرد مبتلا به ویروس، پزشکان علاوه بر آزمایش RT-PCR از تصاویر CT قفسه سینه نیز استفاده می کنند. اما این تصاویر با چالش هایی همچون نویز تصویر، شدت روشنایی و ... روبرو می شود. به همین علت در این پژوهش یک سیستم خودکار متشکل از الگوریتم های فیلتر دو طرفه (BF)، کرم شب تاب (FA) به حذف نویز از تصاویر CT قفسه سینه پرداخته و شبکه عصبی پیچشی (CNN) مبتنی بر معماری ResNet50T به تفکیک و شناسایی فرد سالم از بیمار پرداخته است. در نهایت، این سیستم علاوه بر کاهش زمان صرف شده برای حذف نویز تصاویر CT، به دقت ۹۴ درصد دست یافته که بیان گر آن است که در مقایسه با تحقیقات اخیر به نتایج قابل قبولی رسیده ایم.

کلمات کلیدی: بیماری کوید ۱۹، تصاویر CT_scan، فیلتر دو طرفه، الگوریتم کرم شب تاب، شبکه پیچشی

عصبی، RoseNet

۱-۱ مقدمه

از دسامبر^۱ ۲۰۱۹ یک ویروس جدید به نام ویروس کرونا یا COVID-19 از شهر ووهان^۲ چین^۳ به بسیاری از نقاط جهان انتقال پیدا کرد و تا کنون افراد بسیاری را درگیر این بیماری نموده است [۱]. به علت سرعت سرایت بالا و نیز خطر مرگ در این بیماری، تشخیص زود هنگام و دقیق بیماری از اهمیت ویژه ای برخوردار است زیرا با جداسازی سریع فرد ناقل، احتمال ابتلای افراد سالم به این ویروس را کاهش می دهد. واکنش زنجیره ای پلیمر از رونویسی معکوس (RT-PCR)، توالی ژن برای نمونه های تنفسی یا خون به عنوان روش های غربالگری اصلی برای COVID-19 معرفی شده است [۲]. با این حال مجموع نرخ مثبت RT-PCR برای نمونه های سواب گلو ما بین ۳۰ تا ۶۰ درصد گزارش شده است، البته این نرخ مربوط به بیماران بدون علامت می باشد که ممکن است به طرز چشمگیری احتمال شیوع بیماری در جامعه را افزایش دهد [۳]. مطالعات بالینی نشان داده است که بیشتر بیماران مبتلا به COVID-19 از عفونت ریه رنج می برند [۴]. از آن جا که عفونت COVID-19 به سلول های Epithelial دستگاه تنفسی حمله می کنند، می توان تصاویر اشعه ایکس را برای تجزیه تحلیل ریه ها جهت تشخیص ذات الریه، التهاب ریه، آبسه ها^۴ و یا غدد لنفاوی^۵ بزرگ شده استفاده کرد [۵]. از تصویر برداری رادیوگرافی قفسه سینه (اشعه ایکس^۶ یا توموگرافی کامپیوتری (CT)) به عنوان ابزار عادی برای تشخیص سریع و آسان پنومونی^۷ با تشخیص سریع استفاده می شود. CT قفسه سینه از حساسیت بالایی برای تشخیص COVID-19 برخوردار است [۶] و اشعه ایکس نمایه های بصری COVID-19 را نشان می دهد [۷].

گزارش های حاصل از تصویر برداری قفسه سینه نشان از درگیری چند قطبی^۸ و تاری فضای پیرامون ریه دارد. تارهایی که بیشتر گزارش می شوند مربوط به الگوی شیشه مات^۹ (۵۷٪) و الگوی اختلاط ضعیف^{۱۰} (۲۹٪) می باشد [۸]. کدورت های نامتقارن یا پراکندگی فضای هوایی نیز برای COVID-19 گزارش شده است [۹]. چنین ناهنجاری های ظریفی صرفاً توسط متخصصان رادیولوژی^{۱۱} قابل تفسیر است. با توجه به تعداد زیاد افراد مشکوک و تعداد محدودی از رادیولوژیست های آموزش دیده، روش های هوشمند برای شناسایی چنین ناهنجاری های

¹ December

² Wuhan

³ China

⁴ Abscesses

⁵ Lymph Nodes

⁶ X-Ray

⁷ Pneumonia

⁸ Multi Polar

⁹ Ground-Glass

¹⁰ Mixed Attenuation

¹¹ Radiology

ظریفی می تواند به تشخیص کمک کرده و با دقت و سرعت بالا امکان تشخیص زود هنگام را افزایش دهد. یکی از این روش ها حذف نویزهای پیرامون و افزایش ضریب اوج نسبت سیگنال به نویز^{۱۲} (PSNR) جهت بالا بردن کیفیت تصویر می باشد.

حذف نویز^{۱۳} با حفظ ساختار تصویر یکی از موارد مهمی است که در سیستم های تصویر برداری تشخیص پزشکی مانند X-Ray و توموگرافی کامپیوتری (CT) بدان توجه می شود. عکس های اشعه ایکس و سی تی زمانی ایجاد می شوند که ناحیه مورد بررسی بیمار در معرض اشعه قرار گرفته و نتایج میرایی^{۱۴} حاصل از آن ثبت شود [۱]. تراکم نویز در این سیستم ها براساس توزیع پواسون^{۱۵} می باشد و به عنوان نویز پواسون، نویز شات^{۱۶}، نویز فوتون و نویز کوانتومی^{۱۷} شناخته می شود [۲]. فیلترهای دو طرفه با استفاده از روش های میانگین گیری غیر تطبیقی^{۱۸}، قسمت های مبهم لبه ها را تخمین می زنند [10]. چالش برانگیزترین قسمت حذف نویز تصاویر، حفظ ساختار داده های تصویر [11]، به عنوان مثال، لبه ها و سطوح، برای بدست آوردن کیفیت بصری بالا همراه با افزایش نسبت SNR می باشد. حذف نویز تصاویر با حفظ لبه ها به یکی از موضوعات مهم مورد تحقیق تبدیل شده است [12]. از آن جا که نویز پواسون نوعی از نویزهای وابسته به سیگنال است، استفاده از روش های معمول حذف نویز، برای نویزهای افزایشی بی اثر است، به همین خاطر ما نیاز به طراحی روش های خاص براساس ویژگی های آن داریم. در این تحقیق با استفاده از یک فیلتر دو طرفه [13,14] و انتخاب ضرایب فیلتراسیون با استفاده از روش های بهینه سازی الهام زیستی اقدام به پردازش تصاویر پزشکی می نماییم. اجرای این فرآیند منوط به انتخاب پارامترهای بهینه تأثیرگذار در این امر یعنی وزن های فضایی و گوسین می باشد. پارامترهای بهینه سازی که مبتنی بر swarm می باشند را با استفاده از الگوریتم های بهینه سازی کرم شب تاب اصلاح شده^{۱۹} [15] پیدا می کنیم. برای انتخاب این پارامترها، از تابع تناسب چند هدفه (PSNR) و خطای میانگین مربع بردار^{۲۰} (VRMSE) استفاده شده است.

12 Peak Signal-To-Noise Ratio (PSNR)

13 Noise Removal

14 Attenuation

15 Poisson

16 Schott

17 Quantum

18 Non-Adaptive Averaging

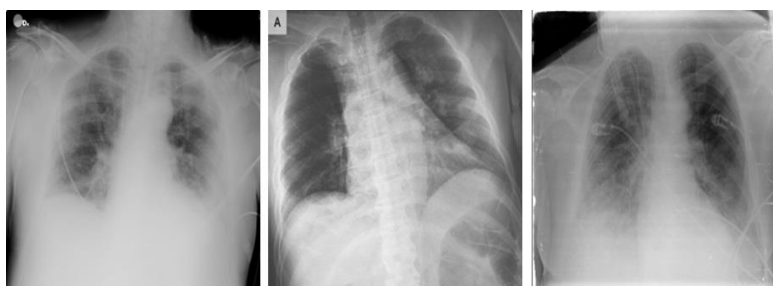
19 Firefly Modified

20 Vector Root Mean Square Error

۲. روش

۲-۱. پایگاه داده

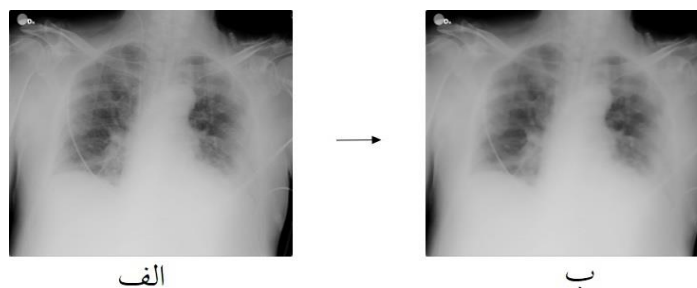
در این پژوهش با استفاده از تصاویر CT پایگاه داده Kaggle به تشخیص و بررسی بیماری کرونا پرداخته ایم [16]. این مجموعه داده بیش از ۳۵۰۰ تصویر فرد مبتلا به COVID-19 و بیش از ۱۰۰۰۰ تصویر فرد سالم را شامل می شود. این تصاویر، با سایز ۲۹۹×۲۹۹ و فرمت PNG ذخیره شده اند.



شکل ۱: سه نمونه از تصاویر CT-scan مربوط به بیماران مبتلا به COVID-19

۲-۲. پیش پردازش

برای پیش پردازش و حذف نویز تصاویر بارگذاری شده، ابتدا فیلتر دو طرفه روی تمام تصاویر اعمال شده است. نتایج اعمال فیلتر دو طرفه بر روی تصویر CT-scan ریه یکی از بیماران در شکل ۲ مشاهده می گردد.



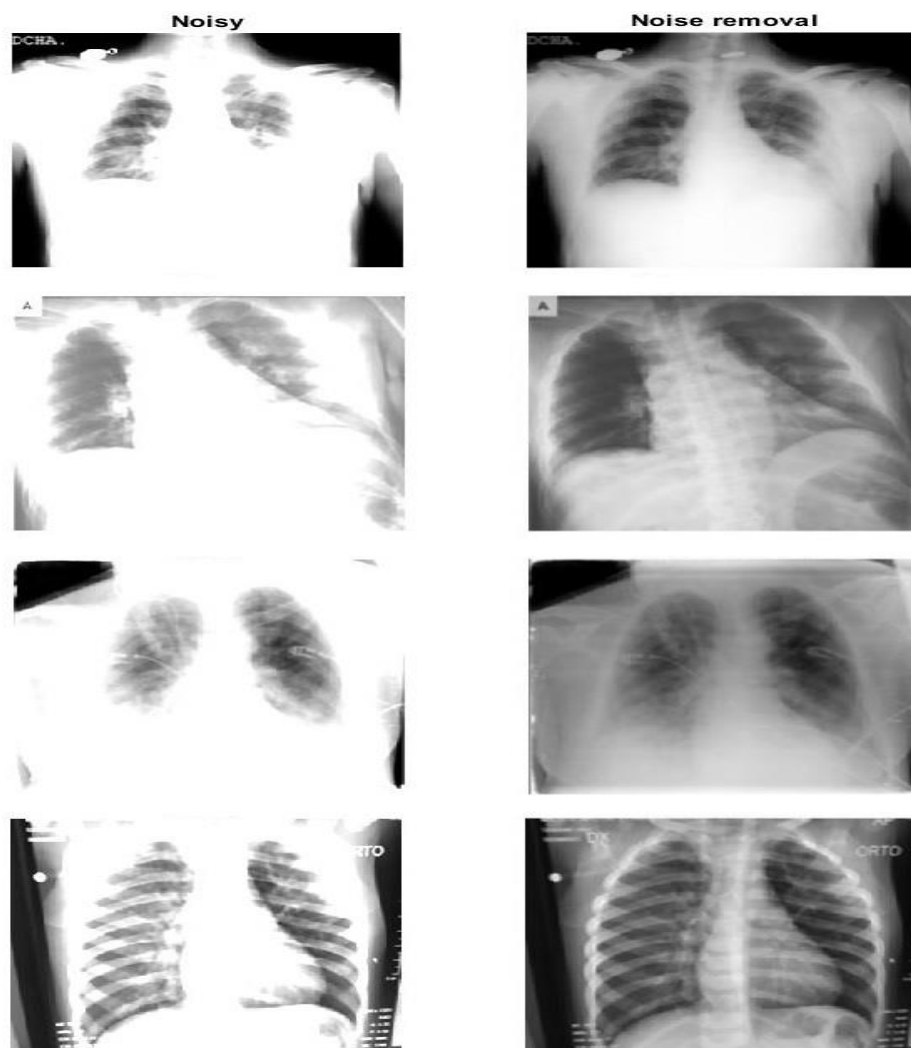
الف

ب

شکل ۲. اعمال فیلتر دو طرفه روی تصویر ریه

در ادامه، تصاویری که از مرحله قبل فیلتر دو طرفه روی آن ها اعمال شده در الگوریتم کرم شب تاب بارگذاری می شوند. در الگوریتم کرم شب تاب تعداد تکرارهای (نسل) الگوریتم را برابر ۱۰۰ و تعداد جمعیت اولیه کرم ها را ۲۵ در نظر گرفته شده است. همچنین ضریب جذب نور $\gamma=1$ ، ضریب جذابیت پایه $\beta=2$ ، ضریب جهش $\alpha=0.2$ ،

نسبت میرایی ضریب جهش برابر با ۰.۹۸ و محدوده جهش یکنواخت (δ) تفاضل حد بالا و پایین ضرب در ۰.۰۵ تنظیم گردیده است. نتایج اعمال الگوریتم کرم شب تاب، پس از انجام مرحله فیلتر دو طرفه در شکل ۳ مشاهده میگردد.



شکل ۳: نتایج پس از انجام مرحله پیش پردازش

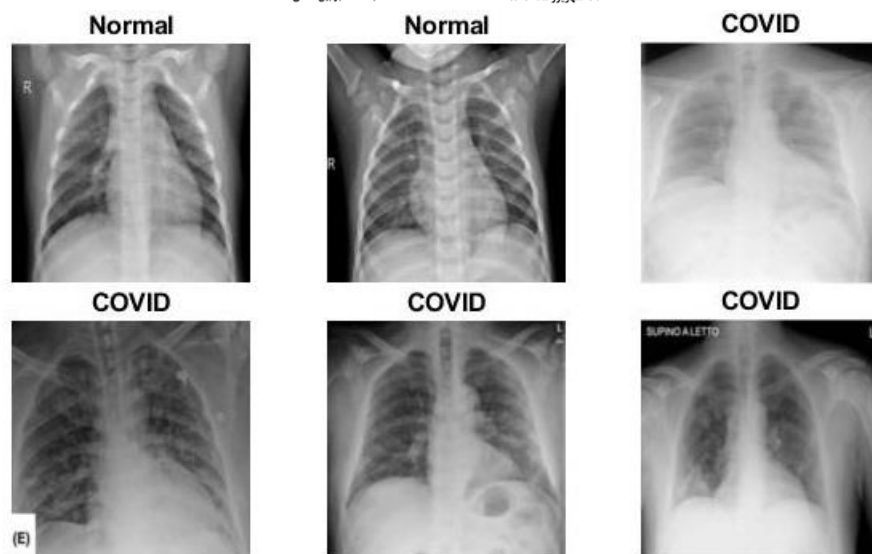
۳-۲. پردازش

در این بخش برای شروع آموزش و آزمایش سیستم از شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر معماری ResNet50 [17] استفاده می شود. شبکه عصبی پیچشی یک الگوریتم یادگیری عمیق^{۲۱} است که تصویر ورودی را دریافت می کند و به هر یک از جزئیات موجود در تصویر وزن های قابل یادگیری تخصیص می دهد و قادر به متمایز سازی آن ها از یکدیگر است. این الگوریتم در مقایسه با دیگر الگوریتم های دسته بندی به پیش پردازش کمتری نیاز دارد که خود یک مزیت اساسی به شمار می رود. علاوه بر این، الگوریتم شبکه عصبی پیچشی به دلیل کاهش تعداد پارامترهای درگیر و استفاده مجدد از وزن ها می تواند برای درک تصاویر پیچیده به طور بهتری آموزش ببیند. مزیت اصلی شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر معماری ResNet50 این است که هزاران هزار از این لایه های رسوبی می توانند کنار هم قرار بگیرند تا یک شبکه را تشکیل دهند و سپس به یادگیری بپردازند. این مدل کمی از شبکه های ترتیبی عادی متفاوت است و مشکل کاهش عملکرد در هنگام افزایش لایه ها را ندارد [17].

در این مرحله از تحقیق، با توجه به تعداد مجموعه داده ها (بیش از ۳۰۰۰ تصویر بیمار COVID-19 و بیش از ۱۰۰۰۰ تصویر فرد سالم)، اعتبار سنجی متقابل دو لایه را انتخاب شده است. در این روش با انتخاب تصادفی، ۵۰ درصد تصاویر برای آموزش و بقیه داده ها به جهت آزمایش شبکه استفاده گردیده است. برای صحت نتایج (cross validation) این روند ده بار تکرار شده و نتایج صحت شبکه، میانگین گیری شده است. ورودی اولیه شبکه تصاویری با اندازه [۲۹۹ ۲۹۹ ۳] است که در ادامه روند فعالیت شبکه به اندازه [۲۲۴ ۲۲۴ ۳] می رسد و ورودی اصلی ResNet50 در شبکه می شود. این شبکه از ۵۰ لایه برای عملیات آموزش استفاده می کند. حل کننده ها^{۲۲} در آموزش شبکه شامل adam، sgd و rmsprop است که در این شبکه از adam استفاده شده است.

۳. نتایج

در انتهای سیستم پیشنهادی، با استفاده از نتایجی که در قسمت آموزش سیستم توسط شبکه بدست آمده شروع به کلاس بندی تصاویر در دو کلاس نرمال (سالم) و غیر نرمال (COVID-19) نموده ایم.



شکل ۴: تشخیص تصاویر ریه در خروجی شبکه عصبی پیچشی

در شکل ۴. نتیجه تشخیص و کلاس بندی تصاویر ریه توسط سیستم پیشنهادی این تحقیق، قابل مشاهده است. می توان دید که این سیستم قادر به تفکیک تصاویر افراد مبتلا به COVID-19 از افراد سالم است. میانگین نتایج به دست آمده به صورت cross validation. در تشخیص افراد سالم از بیماران مبتلا به ویروس کرونا پس از حذف نویز تصاویر توسط فیلتر دو طرفه و الگوریتم کرم شب تاب، با استفاده از شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر معماری ResNet50 در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: میانگین ماتریس confusion نتایج به دست آمده در تشخیص افراد سالم از بیماران مبتلا به ویروس کرونا با الگوریتم پیشنهادی

	Covid 19	Normal
Covid 19	90.65 ± 5.31	8 ± 3.77
Normal	9.35 ± 5.31	91.75 ± 4.09

۴. بحث و نتیجه گیری

در زمینه حذف نویز، تشخیص و تفکیک افراد مبتلا به COVID-19 از تصاویر CT قفسه سینه، پارامترهای بسیاری حائز اهمیت هستند. برخی از این پارامترها شامل دقت، حساسیت، زمان صرف شده و از همه مهم تر خودکار بودن روش مورد استفاده است. در این پژوهش، سیستم خودکاری ارائه شده است که حساسیت و دقت بیشتری نسبت به پژوهش های پیشین در حذف نویز و تشخیص بیماری COVID-19 از تصاویر CT قفسه سینه داشته است. سیستم پیشنهادی از الگوریتم های فیلتر دو طرفه، کرم شب تاب و شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر معماری ResNet50 تشکیل شده است. در این سیستم الگوریتم های فیلتر دو طرفه و کرم شب تاب در بخش پیش پردازش به حذف نویز از تصاویر CT می پردازد. در ادامه این فرآیند، آموزش و آزمایش توسط شبکه عصبی پیچشی صورت گرفته است. این سیستم به دلیل خودکار بودن با عاملی به عنوان خطای انسانی روبرو نشده و سرعت عملکرد در تمام مراحل بالا می باشد. همچنین در این سیستم، با تغییر در تعداد تصاویر (بیش از ۳۰۰۰ تصویر)، متوجه بهبود در عملکرد تشخیصی سیستم شده ایم. به عبارت دیگر با بررسی تعداد بیشتری از تصاویر، سیستم خبره تر^{۲۳} می شود. با توجه به نتایج تحلیل های انجام شده بیشترین دقت ۹۴.۲ و کمترین دقت ۸۸.۲ بدست آمده است.

۵. مراجع

1. Carver PE, Phillips J. Novel coronavirus (COVID-19): what you need to know. Workplace health & safety. 2020 May;68(5):250-.
2. Wang, Wenling, Yanli Xu, Ruqin Gao, Roujian Lu, Kai Han, Guizhen Wu, and Wenjie Tan. "Detection of SARS-CoV-2 in Different Types of Clinical Specimens." Jama (2020).
3. Yang, Yang, Minghui Yang, Chenguang Shen, Fuxiang Wang, Jing Yuan, Jinxiu Li, Mingxia Zhang et al. "Laboratory diagnosis and monitoring the viral shedding of 2019-nCoV infections." medRxiv (2020).
4. Guo, Yan-Rong, Qing-Dong Cao, Zhong-Si Hong, Yuan-Yang Tan, Shou-Deng Chen, Hong- Jun Jin, Kai-Sen Tan, De-Yun Wang, and Yan Yan. "The origin, transmission and clinical therapies on coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreakan update on the status." Military Medical Research 7, no. 1 (2020): 1-10.
5. Allen, J. N., and Davis, W. B. (1994). Eosinophilic lung diseases. American journal of respiratory and critical care medicine, 150(5), 1423-1438.
6. Ai, Tao, Zhenlu Yang, Hongyan Hou, Chenao Zhan, Chong Chen, Wenzhi Lv, Qian Tao, Ziyong Sun, and Liming Xia. "Correlation of chest CT and RT-PCR testing in coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases." Radiology (2020): 200642.



7. Kanne, Jeffrey P., Brent P. Little, Jonathan H. Chung, Brett M. Elicker, and Loren H. Ketai. "Essentials for radiologists on COVID-19: an update—radiology scientific expert panel." *Radiology* (2020): 200527.
8. Kong, Weifang, and Prachi P. Agarwal. "Chest imaging appearance of COVID-19 infection." *Radiology: Cardiothoracic Imaging* 2, no. 1 (2020): e200028.
9. Rodrigues, J.C.L. et al. An update on COVID-19 for the radiologist A British society of Thoracic Imaging statement. (2020) *Clinical Radiology*.
10. F. Wensen, Q. Hong and C. Yunjin, "Poisson noise reduction with higher-order natural image prior model," *SIAM journal on imaging sciences*, vol. 9, no. 3, pp. 1502-1524, 2016.
11. S.A. Akar, Determination of optimal parameters for bilateral filter in brain MR image denoising, *Appl. Soft Comput.* 43 (2016) 87–96.
12. L. Lu, D. Hu, X. Ma, J. Ma, A. Rahmim, W. Chen, Dynamic PET denoising incorporating a composite image guided filter, in: *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*, 2014 IEEE, IEEE, 2014, pp. 1–4.
13. Banterle, F.; Corsini, M.; Cignoni, P.; Scopigno, R. (2011). "A Low-Memory, Straightforward and Fast Bilateral Filter Through Subsampling in Spatial Domain". *Computer Graphics Forum*. 31(1): 19–32. doi:10.1111/j.1467-8659.2011.02078.x. S2CID 18288647
14. Tomasi, C; Manduchi, R (1998). *Bilateral filtering for gray and color images* (PDF). *Sixth International Conference on Computer Vision. Bombay*. pp. 839–846. doi:10.1109/ICCV.1998.710815
15. Khan WA, Hamadneh NN, Tilahun SL, Ngnotchouye JM. A review and comparative study of firefly algorithm and its modified versions. *Optimization Algorithms-Methods and Applications*. 2016 Sep 21:281-313.
16. <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>
17. Binol, H., Plotner, A., Sopkovich, J., Kaffenberger, B., Niazi, M.K.K. and Gurcan, M.N., 2020. Ros-NET: A deep convolutional neural network for automatic identification of rosacea lesions. *Skin Research and Technology*, 26(3), pp.413-421.