مجله کنترل- ویژه‌نامه کووید-۱۹
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
جلد ۱۴، شماره ۵، ویژه‌نامه کووید-۱۹، صفحه ۱۴-۱

ارزیابی میزان درگیری ریوی بیماران کرونایی در تصاویر سی‌تی‌اسکن قفسه سینه با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی خود تطبیق چند هدفه

علی کارساز

دانشیار، گروه مهندسی برق و مهندسی پزشکی، موسسه آموزش عالی خراسان، karsaz@khorasan.ac.ir

تاریخ دریافت مقاله ۱۳۹۹/۱۰/۳۰، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۹/۱۱/۲۵

چکیده: با فراگیری بیماری کرونا در سراسر دنیا در طول یک‌سال گذشته، استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و الگوریتم‌های هوش مصنوعی جهت آنالیز تصاویر سی‌تی‌اسکن *(CXR)* قفسه سینه بیماران مبتلا به کووید-۱۹ضرورت یافته است. تعیین درصد پیشرفت و گسترش ویروس کووید-۱۹در ناحیه ریه شخص بیمار یکی از نیازمندی‌های اساسی و ضروری مراکز بستری بیماران کرونایی محسوب می‌گردد. بیشترین تحقیقات در این حوزه، به مقالات مبتنی بر روش‌های یادگیری عمیق با بکارگیری شبکه‌های عصبی کانولوشن اختصاص داشته، که عمدتا به موضوع غربال‌گری افراد بیمار و سالم می‌پردازند. در این میان تعداد معدودی از مقالات به موضوع تعیین درصد درگیری ریوی و پیشرفت ویروس در بیماران کرونایی بر اساس تصاویر *CXR* پرداخته‌اند. عدم شکل‌گیری بانک‌های اطلاعات تصاویر منسجم با اطلاعات یکپارچه و جامع یکی از معضلات اصلی در این حوزه محسوب می‌گردد. تعیین میزان درگیری ریوی مبتلایان به بیماری، بر اساس تصاویر متفاوت *CXR* در روزهای متوالی، دارای معضلات و مشکلات خاص خود از جمله تفاوت در ابعاد، شدت روشنایی، میزان دوز و زاویه تابش اشعه در این تصاویر بوده که بکارگیری یک فیلتر تفاضل‌گیر ساده روی داده‌های دو تصویر را غیرممکن می‌سازند. بکارگیری یک روش بهینه‌سازی خود تطبیق با ماهیت تفاضلی و چند هدفه می‌تواند دقت و صحت کار را افزایش و زمان تحلیل را کاهش دهد.

کلمات کلیدی: کووید-۱۹، درگیری ریوی، پردازش تصاویر اشعه ایکس ، الگوریتم تکامل تفاضلی خود تطبیق چند هدفه.

Evaluation of Lung Involvement in Patients with Coronavirus Disease from Chest CT Images Using Multi-Objective Self-Adaptive Differential Evolution Approach

Ali Karsaz

Abstract: Under the global pandemic of COVID-19 over the last year, the use of image processing techniques and the artificial intelligence algorithms to analysis chest X-ray (CXR) images is becoming important. Determining the lung involvement and percentage development of COVID-19 is one of most important requirements for the hospitalization centers. The most studies in this field belong to the articles based on the deep learning methodologies using convolution neural networks, which are usually implemented to facilitate the screening process. Only a few number of studies are about the determining the percentage of lung involvement and development of coronavirus based on CXR images. The lack of comprehensive datasets of CT images with a large amount of samples is one of the most important issues in this field. Determining of lung infection in COVID-19 patients, based on different CXR images in different days, has its own challenges such as different image sizes, illumination density, radiation dose of X-ray and angle of radiation, which makes it impossible to the implement a simple differential filter on two different images. Using an optimization self-adaptive algorithm with differential and multi-objective approach can improve the performance accuracy with a corresponding reduction in computation time.

Keywords: COVID-19, lung involvement, chest X-ray images, image processing, multi-objective self-adaptive differential evolution algorithm.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

۱- مقدمه

ویروس‌های خانواده کرونا برای اولین بار در سال ۱۹۶۰ مورد مطالعه قرار گرفته و تاکنون هفت نمونه از این ویروس‌ها کشف شده‌اند. از دسامبر ۲۰۱۹، موارد جدیدی از ذات‌الریه[1] با ویروسی ناشناخته در بازار عمده‌فروشی غذاهای دریایی شهر ووهان چین شیوع پیدا کرد. این بیماری، از ۱۰ ژانویه ۲۰۲۰ در وهان چین شروع و در تاریخ ۳۰ ژانویه ۲۰۲۰ سازمان بهداشت جهانی آن را به عنوان یک بیماری عمومی و یک مخاطره بین‌المللی معرفی و در فوریه ۲۰۲۰ آن را کرونا یا کووید-۱۹ نام گذاری نمود. همه‌گیری مبتلایان به کووید-۱۹ باعث شده است این بیماری از تعداد چند صد نفره مبتلا در اوایل سال ۲۰۲۰ میلادی آنهم در یک منطقه محدود از کشور چین، به تعداد مبتلایان بیش ۱۰۰ میلیون نفر در اوایل سال ۲۰۲۱ برسد.

بیماری کرونا بوسیله ویروس کووید-۱۹، یا *SARS-COV2* که متعلق به خانواده بیماری‌های تنفسی از قبیل سندروم تنفسی حاد[2] *(SARS)* و یا سندروم تنفسی خاورمیانه[3] *(MERS)* است، شخص را مبتلا می‌کند. بروز علایم کووید-۱۹ متفاوت و دارای دوره نهفتگی متوسط حدود ۵ روز است [۱]. علایم بالینی در بیماری کرونا شامل تب با ۹۸ درصد، سرفه با ۷۶ درصد، خستگی با ۴۴ درصد، سردرد با ۸ درصد و تنگی نفس با ۳ درصد فراوانی در مبتلایان به کووید-۱۹ می‌شود [۳-۲]. بسیاری از مراکز بهداشتی و غربال‌گری از نمونه‌های گرفته شده از مخاط بینی و گلو برای شناسایی افراد مبتلا به کووید-۱۹ استفاده می‌کنند نمونه‌های گرفته شده، تحت آزمایشی با عنوان واکنش زنجیره‌ای پلیمراز ترانس‌کریپتاز معکوس[4] *(RT-PCR)* قرار می‌گیرند. این فرآیند آزمایشی گاهی عفونت را تشخیص نمی‌دهد لذا نتایج منفی کاذب آن نسبتا بالا است. اما آزمایش‌های تکمیلی شامل اندازه‌گیری علائم بالینی، مانند سرفه، درجه حرارت بدن و یا تصویربرداری اشعه ایکس از قفسه سینه می‌تواند صحت شناسایی را بهبود بخشد [۳]. انجمن رادیولوژی آمریکا نیز عکس‌برداری و اسکن قفسه سینه بیمار را بهترین راه برای تشخیص ابتلا به این ویروس معرفی نموده است. درصد موفقیت تشخیص در این روش تا حدود ۹۷ درصد و روشی کم هزینه و ایمن‌تر نسبت به روش *RT-PCR* محسوب می شود [۳]. شکل (۱)، یک نمونه از تصاویر *CXR* را در فرد سالم (شکل ۱-الف)، شخص مبتلا به سرماخوردگی (شکل ۱-ب) و شخص مبتلا به کووید-۱۹ (شکل ۱-ج) نشان می‌دهد.



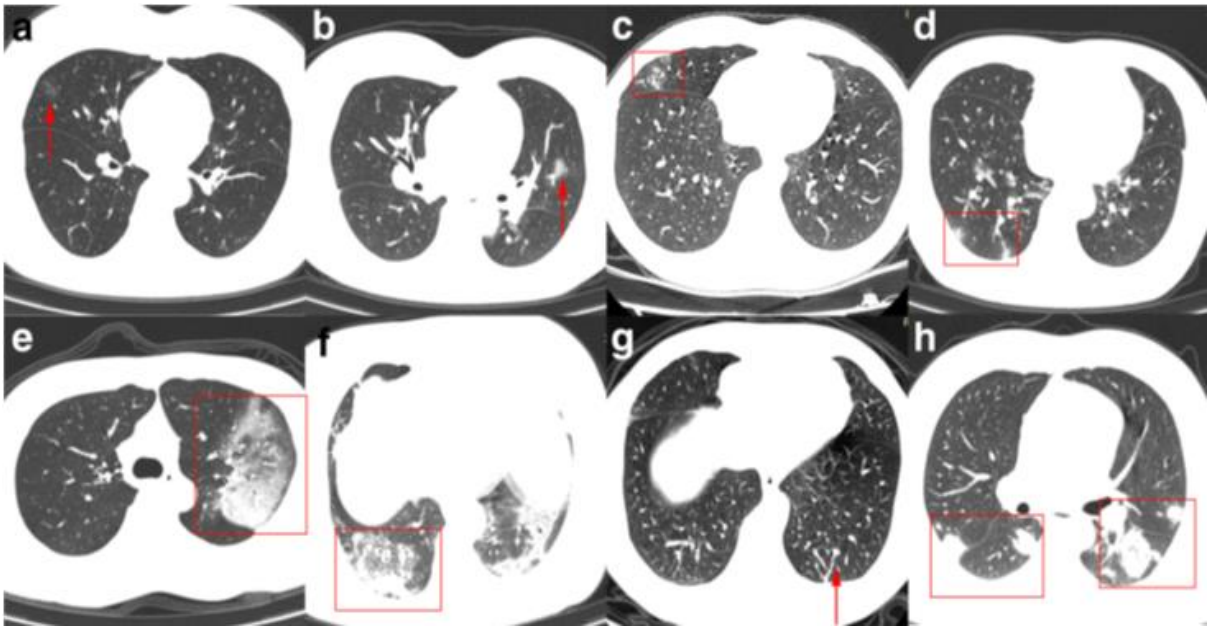
الف) ب) ج)

شکل ۱: تصویر اشعه ایکس یا سی‌تی‌اسکن قفسه سینه الف- شخص سالم، ب- شخص مبتلا به سرماخوردگی معمولی، ج- شخص مبتلا به کووید-۱۹.

در موارد حاد بیماری کووید-۱۹، مایعاتی از رگ‌های خونی بسیار کوچک موجود در شش‌ها نشت کرده و وارد کیسه‌های ریز هوا که خون از آنجا اکسیژن خود را دریافت می‌کند، می‌شود که به آن سندرم دیسترس تنفسی[5] *(ARDS)* حاد می‌گویند [۳]. زمانی که ویروس کووید-۱۹ به ریه میزبان می‌رسد، از طریق اتصال به پروتئین غشاء سلولی، معروف به آنزیم مبدل آنژیوتانسین (به اختصار *ACE2*) وارد سلول انسانی می‌گردد [۵-۴]. ویروس پس از ورود به سلول باعث تخریب آن شده با ترک سلول، به سلول جدید وارد می‌شود. آثار تخریب سلولی به صورت گره‌های کوچک و یا به شکل یکپارچه[6] بوده که در تصاویر سی‌تی‌اسکن به صورت نواحی لکه‌های زمینه شیشه‌ای[7] *(GGO)*، ظاهر می‌گردند (شکل ۲) [۴-۵]. در شکل (۲)، که یک عکس مقطعی *CXR* است، انواع عوارض ناشی از آلودگی ریوی در بیمار کووید-۱۹ ذکر شده است.

1- Pneumonia
2- Severe Acute Respiratory Syndrome (SARS)
3- Middle East Respiratory Syndrome (MERS)
4- Reverse-transcription polymerase chain reaction (RT-PCR)
5- Acute Respiratory Distress Syndrome (ARDS)
6- Consolidations
7- Ground-glass opacity (GGO)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]



شکل ۲: تصاویر مقطعی *CXR*، عوارض ناشی از ویروس کووید-۱۹، فلش‌ها و کادرهای قرمز رنگ عوارض را نشان می‌دهند a, b: نمونه‌ای از عوارض نواحی لکه‌های زمینه شیشه‌ای یا *(GGO)*، c, d: لکه‌های زمینه شیشه‌ای نقطه نقطه‌ای و تکه تکه‌ای، e, f: عوارض تکه‌تکه توده‌ای، g: نوارهای فیبری، h: گره‌های سخت غیرمعمول [۴].

۲- روش‌های تشخیص کووید-۱۹ بر اساس تصاویر CXR:

بخش عمده مقالات تشخیص کرونا مبتنی بر تصاویر سی‌تی‌اسکن قفسه سینه، براساس مفاهیم یادگیری عمیق و استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن[1] *(CNN)* بنا نهاده شده‌اند. سابقه بکارگیری *CNN*ها در دسته بندی بیماری‌های تنفسی به پیش از شیوع جهانی ویروس کرونا و به سال ۲۰۱۷ باز می‌گردد، برای مثال، در مقاله [۶]، نویسندگان یک شبکه ۱۲۱ لایه مبتنی بر *CNN* به نام *ChesNet* که با ۱۰۰.۰۰۰ عکس سی‌تی‌اسکن قفسه سینه آموزش دیده است، را پیشنهاد داده‌اند. این مقاله ناحیه زیر نمودار مشخصه عملکرد سیستم[2] *(ROC)*، را ۰/۷۶ در سناریویی شامل ۱۴ کلاس مختلف اعلام کرده است. در خصوص ویروس کرونا، کارهای متعددی در یک سال گذشته صورت پذیرفته است به عنوان مثال، سه ساختار مبتنی بر *CNN* شامل، *ResNet50, InceptionV3* *InceptionResNetV2* در مقاله [۷] بر اساس بانک اطلاعاتی شامل تنها ۵۰ تصویر کرونا و ۵۰ تصویر بدون بیماری کرونا بکارگیری شده‌اند. بهترین نتیجه بر اساس معیار دقت در این مقاله با استفاده از *ResNet50* به میزان ۹۸ درصد گزارش شده است. در مقاله [۸]، از هفت ساختار مختلف *CNN* برای تشخیص ابتلا به کووید-۱۹ بر اساس ۵۰ تصویر افراد سالم و ۲۵ تصویر افراد مبتلا استفاده شده است. بهترین نتایج حاصله ناشی از دو شبکه *VGG19* و *DenseNet* بوده که معیار امتیاز *F1* آنها به ترتیب ۸۹ و ۹۱ درصد برای اشخاص سالم و بیمار گزارش شده است. یک ساختار اختصاصی مبتنی بر *CNN* با نام *COVID-Net* که بر روی بانک اطلاعات تصاویر *COVIDx* شامل ۱۳۹۷۵ تصویر آموزش دیده در [۹] ارایه شده است، البته تنها ۳۵۸ تصویر آن متعلق به بیماران کرونایی بوده است دقت شبکه *COVID-Net* بر روی این بانک اطلاعات تصاویر، ۹۳/۳ درصد بدست آمده است. به نظر می‌رسد با توجه به حجم کم نمونه-های آموزشدر دسته کووید-۱۹ در این مقاله، اگرچه دقت قابل قبولی بدست آمده است ولیکن در سایر معیارهای ارزیابی مانند صحت و امتیاز *F1* نتایج قابل قبولی نداشته باشد.

در مقاله [۱۰] با ترکیب موفق یک *CNN* برای استخراج ویژگی‌ها و یک شبکه حافظه‌دار کوتاه-بلند مدت[3] *(LSTM)*، برای دسته‌بندی جهت تشخیص خودکار کرونا بکار رفته است مدل ارایه شده با یک بانک اطلاعات تصاویر تجمیع شده از چندین بانک اطلاعاتی شامل ۴۵۷۵ تصویر، (۱۵۲۵ تصویر کووید-۱۹، ۱۵۲۵ تصویر سرماخوردگی معمولی و ۱۵۲۵ تصویر *CXR* افراد سالم) آموزش دیده است، مزیت روش ارایه شده در این مقاله توازن در تعداد نمونه‌های هر دسته بوده که برای این منظور از روش داده‌افزایی استفاده شده است. یک شبکه کانولوشن از نوع *VGG19* به عنوان نسل ارتقاء یافته از شبکه‌های *GoogLeNet* در مقاله

1- Convolutional Neural Network (CNN)
2- Receiver Operating Characteristic (ROC)
3- Long Short Term Memory Network (LSTM)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

[۱۱]، بر اساس بانک اطلاعات تصاویری شامل ۱۳۲ تصویر کووید-۱۹، ۱۳۲ تصویر افراد دارای سرماخوردگی و ۱۳۲ تصویر افراد سالم آموزش دیده است بر اساس معیار اعتبار سنجی متقابل، دقتی در حدود ۱۰۰ درصد در تشخیص تصاویر کرونایی بدست آورده است. روش داده افزایی نتایج خوبی در افزایش دقت در روش‌های تشخیص کرونا جهت بهبود حجم داده آموزش داشته است به عنوان مثال مقاله [۱۲] با استفاده از یک شبکه *VGG16* و بهره‌برداری از یک شبکه متقابل تولید کمکی[1] *(GAN)*، برای تولید مصنوعی تصاویر اشعه ایکس از یک بانک اطلاعات شامل ۴۰۳ تصویر کرونایی و ۱۲۴ تصویر افراد سالم توانسته دقت را از میزان ۸۵ درصد به ۹۵ درصد افزایش دهد. داده‌افزایی به شکل‌های مختلف مانند چرخش افقی و عمودی، افزودن نویز با واریانس مشخص، تغییر شکل الاستیکی و تغییر سایز تصویر توانسته به افزایش دقت کمک نماید [۱۲-۱۰-۱]. به این ترتیب در مقاله [۱۲] تعداد بیش از ۷۰ هزار تصویر *CXR* شامل بیش از ۸۵۰۰ تصویر کووید-۱۹ تولید و بکارگیری شده است. کتابخانه‌های معروف پای‌ترک [۱۳] جهت بهره‌برداری از *CNN*های مختص کووید-۱۹ از جمله *COVID-Net* مورد استفاده بسیاری از نویسندگان بوده است.

در میان مقالات معرفی شده فوق که درصد دقت‌های بالایی را مبتنی بر مفاهیم یادگیری عمیق گزارش کرده‌اند برخی از پژوهش‌ها در موضوع تشخیص کووید-۱۹ از روی تصاویر *CXR* نگاه واقع بینانه‌تری داشته‌اند بویژه، وانگ و همکارانش که بر موضوع تشخیص کووید-۱۹ از روی تصاویر متوالی از قفسه سینه متمرکز بوده‌اند معیار حساسیت[2] بدست آمده از تصاویر سی‌تی‌اسکن را تنها ۶۹ درصد گزارش کرده‌اند حال آنکه دقت در تست *RT-PCR* بیماران کرونایی حدود ۹۱ درصد بوده است[۱۴]. اگرچه با همین میزان پائین حساسیت، تصاویر *CXR* موفق به تشخیص عوارض ناشی از کرونا در ۹ درصد بیمارانی که نتیجه تست *RT-PCR* آنها منفی بوده، شده‌اند. بر اساس این شواهد مقاله مورد نظر فرآیند تشخیص بیماری کرونا را از روی تصاویر *CXR* که عمدتا مبتنی بر روش‌های یادگیری عمیق است، را به عنوان یک روش قطعی تشخیص قلمداد نکرده و آنرا صرفا جهت اولویت‌بندی بستری بیماران مراجع به مراکز پزشکی مفید دانسته است. دکتر فنگ پن و همکارانش در بخش رادیولوژی بیمارستان یونیون شهر ووهان، تصمیم گرفتند تا سیستمی برای طبقه‌بندی تصاویر سی‌تی‌اسکن ریه بیماران مبتلا به کرونا ویروس تدوین کنند. هدف از انجام این مطالعه، ارزیابی تغییرات تصاویر *CXR* بیماران کرونایی، از مراحل اولیه بیماری تا بهبودی و ترخیص از بیمارستان بود [۱۵]. در این مطالعه، سی‌تی‌اسکن قفسه سینه بیماران با استفاده از دو دستگاه شرکت فلیپس و زیمنس انجام گرفت. در این مطالعه، تفسیر تصاویر سی‌تی‌اسکن ریه، طبق استاندار فلیچنر (*Fleichner*) [۱۶] و با بررسی عوارضی مانند *GGO* تصاویر و الگوهای انتشار پیش‌رونده صورت پذیرفت. بر حسب میزان درگیری لوب‌های ریه به کرونا ویروس، یک سیستم نمره‌دهی تعریف شد. با توجه به اینکه در هر ریه، ۵ لوب وجود دارد، نمره بین ۰ تا ۵ برای درگیری هر لوب ریه در نظر گرفته شد. در این سیستم نمره‌دهی، حداقل امتیاز صفر و حداکثر آن ۲۵ بود [۱۵].

چنانچه ملاحظه گردید روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق با چالش عدم وجود بانک‌های اطلاعات تصاویر منسجم با تعداد بالای تصویر در دسته مبتلایان به کووید-۱۹ روبرو بوده از این جهت دقت‌های گزارش شده در این دسته از مقالات را با تردید روبرو می‌سازند [۱۴]. از طرف دیگر لزوم ایجاد یک سیستم درجه‌بندی و نمره‌دهی تصاویر از نظر میزان درگیری ریوی بیماران مبتنی بر روش‌های هوش مصنوعی وجود دارد [۱۵]. بر این اساس روش ارایه شده در این مقاله مبتنی بر پردازش تصاویر متوالی *CXR* بیماران بوده و تکنیک‌های هوش مصنوعی در فرآیند بهینه‌سازی و ارزیابی میزان پیشرفت ویروس بکارگیری شده‌اند.

۳- بانک‌های اطلاعات تصاویر کووید-۱۹:

علارغم گذشت تنها یک‌سال از شیوع بیماری کرونا، بانک‌ها و پایگاه‌های اطلاعات تصاویر زیادی در مراکز پژوهشی و بیمارستان‌ها شکل گرفته‌اند. ولیکن هنوز یک بانک تصاویر منسجم با تعداد تصاویر بالا به خصوص جهت بکارگیری و آموزش *CNN*ها ایجاد نشده است در ادامه به برخی از معروف‌ترین این پایگاه‌های اطلاعات تصاویر *CXR* اشاره می‌شود.

۳-۱- بانک اطلاعات تصاویر کووید-۱۹ جامعه پزشکی و رادیولوژی ایتالیا[3] *(SIRM)* [۱۷]:

این بانک اطلاعات تصاویر *CXR* شامل ۳۸۴ تصویر کرونا مثبت با کیفیت‌های متفاوت از ۷۱ بیمار مبتلا به کرونا است. از این میان ۹۴ تصویر مربوط به اشعه ایکس قفسه سینه و ۲۹۰ تصویر سی‌تی‌اسکن ریه می‌باشد. این بانک اطلاعاتی همواره در حال بروز رسانی تعداد تصاویر خود است.

۳-۲- بانک تصاویر کرونا ویروس سایت *GitHub* [۱۸]:

جوزف پائول کوهن و همکارانش یک بانک اطلاعات تصاویر در *GitHub* با جمع آوری ۳۱۹ عکس رادیوگرافی از بیماران کووید-۱۹، *MERS*، *SARS* و *ARDS* از منابع موجود ایجاد کردند یکی از ویژگی‌های مفید این بانک اطلاعاتی، ارایه تصاویر بیماران در روزهای مختلف درگیری و بستری با مشخصات کامل شامل سن، جنسیت، محل مراجعه، سابقه بیماری، علائم و ... است این بانک اطلاعاتی جهت مطالعاتی که به موضوع اندازه‌گیری میزان ابتلای بیماران می‌پردازند، مفید است.

1- Auxiliary Generative Adversarial Network (GAN)
2- Sensitivity
3- Italian Society of Medical and Interventional Radiology (SIRM) COVID-19 Database

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

۳-۳- بانک اطلاعات تصاویر کگل *Kaggle* [۱۹]:

بانک اطلاعات تصاویر کگل یک سایت بسیار معروف در حوزه پردازش تصویر شامل ۵۲۴۷ تصویر *CXR* افراد سالم، افراد مبتلا به سرماخوردگی با منشا باکتری و ویروسی با کیفیت‌های متفاوت از *400p* تا *2000p* است. از این میان ۲۵۶۱ مورد مربوط به سرماخوردگی بامنشا باکتری و ۱۳۴۵ مورد مربوط به سرماخوردگی با منشا ویروسی و کرونا است. جهت مقایسه، این پایگاه داده در موضوع تصاویر شبکیه چشم و تشخیص دیابت چشمی جهت بهره‌گیری و آموزش *CNN*ها دارای بیش از ۳۵ هزار تصویر می‌باشد حال آنکه در موضوع تصاویر *CXR* تنها ۵۲۴۷ تصویر را دارا می‌باشد.

۴- معضلات موجود جهت تعیین میزان درگیری ریوی بیماران کرونایی در تصاویر CXR:

در تصویر برداری قفسه سینه بوسیله اشعه ایکس با توجه به جهت تابش اشعه، تصاویر متفاوتی شامل تصاویر جانبی چپ[۱] *(LL)* و جانبی راست[۲] *(RL)*، محوری خلفی- قدامی[۳] *(PA)* (تصاویر شکل ۱)، محوری قدامی- خلفی[۴] *(AP)* (تصاویر الف و ب در شکل ۳) و تصاویر مقطعی[۵] *(AI)* (تصاویر شکل ۲) وجود دارد این تنوع در تصاویر به همراه عدم یکنواختی سطح نور، ابعاد، کیفیت و زاویه تابش اشعه[۶] در تصاویر، عدم یکسانی هوای موجود در ریه‌های بیمار در هر بار عکس برداری، کمبود تعداد تصاویر برای یک شخص در فواصل زمانی مشخص و نیز عدم دسترسی به یک بانک اطلاعات تصاویر با تعداد و کیفیت مناسب و بعضا عدم ثبت اطلاعات کافی و مورد نیاز و سایر آرتی‌فکت‌های[۷] موجود بر دشواری کار جهت هوشمندسازی فرآیند تشخیص می‌افزاید. در تعیین میزان پیشرفت و حجم درگیری سطح ریه‌های بیمار از روی تصاویر، مشکلات متعددی وجود دارد که در ادامه به آنها پرداخته می‌شود:

۴-۱- عدم وجود بانک‌های اطلاعات تصاویر مناسب: به علت شیوع بیماری کرونا در بازه زمانی یک‌ساله، بر خلاف بسیاری از بیماری‌ها که در طول سالیان متمادی، بانک‌های اطلاعاتی تکمیل شده‌ای دارند و حتی مسابقات و چالش‌های بین‌المللی به خصوصی را جهت ارتقا سطح تشخیص و غربالگری انجام می‌دهند، در مورد این بیماری بانک‌های اطلاعاتی محدودتر و با تعداد کمی از تصاویر وجود دارند بسیاری از این بانک‌ها به لحاظ حفظ محرمانگی اطلاعات بیماران دارای اطلاعات ناقص و غیر همگونی می باشند.

۴-۲- تصاویر با ابعاد وکیفیت‌های مختلف: به علت تهیه تصاویر در شرایط عکس برداری متفاوت، به شکل کلی تصاویر به لحاظ ابعاد با یکدیگر متفاوت هستند همچنین با مراجعه شخص بیمار به مراکز مختلف عکس‌برداری و استفاده از دستگاه‌های مختلف، این موضوع حتی برای تصاویر یک شخص نیز مطرح بوده به عنوان مثال شکل (۳) در بانک اطلاعات تصاویر *CXR* سایت *GitHub*، مربوط به یک مرد میانسال ساکن امریکا با تست *RT-PCR* مثبت بوده که در زمان مراجعه سابقه سرفه و تب را داشته است. تصویر (۳-الف) دارای ابعاد 1090×842 بوده تصویر (۳-ب) از همین شخص ۵ روز پس از اولین مراجعه با ابعاد 1800×1439 می‌باشد. گسترش قابل توجه ویروس در ریه‌های شخص در تصویر دوم کاملا مشهود است. همچنین تصویر (۳-ج) یک تصویر *CXR* از پهلوی سمت چپ بیمار بوده که دارای ابعاد 660×862 است.

۴-۳- معضل دیگر در پردازش تصاویر جهت تشخیص میزان پیشرفت بیماری در ریه شخص بیمار این است که از فرآیند هم‌سان‌سازی شدت روشنایی در دو تصویر مربوط به دو روز متوالی، نمی‌توان بهره برد. علت عمده این موضوع این است که رشد و یا کاهش سطح درگیری ریه بیمار، خود یکی از دلایل اصلی تفاوت در سطح متوسط روشنایی تصاویر *CXR* محسوب می گردد. در صورت هم‌سان‌سازی شدت روشنایی در دو تصویر یک شخص بیمار، اطلاعات میزان رشد و یا کاهش سطح درگیری ریه‌ها، تحت تاثیر قرار گرفته فرآیند تشخیص را دچار اشکال می کنند.

۴-۴- عدم یکنواختی ناحیه عکس برداری مشکل دیگری است که در واقع به موضوع جابجایی در راستای محورهای x و y از یک تصویر به تصویر دیگر باز می‌گردد لذا نمی‌توان با روش تفاضل‌گیری ساده به استخراج میزان درگیری ریوی بیمار پی برد.

معضلات دیگری مثل تفاوت در کیفیت تصاویر، وضعیت‌های متفاوت فیزیولوژیکی و بدنی بیمار و استفاده از دوزهای مختلف تابش اشعه ایکس در دفعات متفاوت عکس‌برداری بر دشواری کار می‌افزاید.

1- Left Lateral (LL)
2- Right Lateral (RL)
3- Posterior Anterior (PA)
4- Anterior Posterior (AP)
5- Axial imaging (AI)
6- Angulation
7- Artifacts

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]



الف) ب) ج)

شکل ۳: تصاویر CXR شخص با آلودگی ریوی به کووید-۱۹، الف) CXR قدامی- خلفی (AP) قفسه سینه شخص بیمار پس از چهار روز با علایم سرفه و تب، ب) گسترش بیماری در ریه پس از پنج روز از اولین مراجعه، ج) CXR جانبی چپ (LL) از پهلوی چپ بیمار.

۵- روش بهینه‌سازی تکامل تفاضلی:

الگوریتم‌های فراکاوشی، فراتکاملی یا فرااکتشافی نوعی از الگوریتم‌های تصادفی هستند که برای یافتن پاسخ بهینه به کار می‌روند. در واقع الگوریتم‌های فراکاوشی، یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی هستند که دارای راهکارهای برون‌رفت از نقاط بهینه محلی بوده و قابلیت کاربرد در طیف گسترده‌ای از مسائل علمی را دارند. بر اساس معیارهای مختلفی می‌توان الگوریتم‌های فراکاوشی را به دسته‌های کلی از قبیل الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت، الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت، الگوریتم‌های حافظه‌دار و یا تفاضلی، الگوریتم‌های قطعی در مقابل الگوریتم‌های احتمالی و الگوریتم‌های دارای ساختار همسایگی متغیر تقسیم بندی نمود [۲۰]. در میان روش‌های متعدد بهینه‌سازی فراکاوشی در طول چند دهه گذشته، روش بهینه‌سازی تکاملی تفاضلی را می‌توان به عنوان یک روش دارای حافظه ارزیابی نمود که جهت غلبه بر برخی عیوب الگوریتم‌های قدیمی و سنتی مانند الگوریتم ژنتیک ارایه شدند. در این الگوریتم بر خلاف سایر روش‌های بهینه‌سازی ابتدا عملگر جهش و سپس عملگر برش اتفاق می‌افتد و نیز شانس انتخاب وابسته به میزان شایستگی نبوده و برای تمامی انتخاب‌ها، شانس مساوی در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای تنظیم در این روش شامل اندازه جمعیت[۱] (NP)، وزن جهش[۲] (F) و احتمال بازترکیب[۳] (CR) می‌باشد [۲۱]. این الگوریتم را می‌توان در مراحل چهارگانه انتخاب، جهش، بازترکیب و انتخاب به صورت زیر توصیف نمود:

۵-۱- انتخاب:

انتخاب چهار عضو از میان جمعیت اولیه (NP) به صورت تصادفی و در محدوده مقادیر مسئله در این مرحله صورت می‌پذیرد. از میان این چهار عضو، عضو چهارم را به عنوان بردار هدف[۴] در نظر می‌گیریم:

$$r_1, r_2, r_3, r_4 \in [0, NP-1] \qquad (۱)$$

۵-۲- جهش:

برای ایجاد یک جهش در این الگوریتم، برای هر بردار $X_{i,G}$ که در آن $i = 0,1,2,\dots,NP-1$ و اندیس G معرف شماره نسل است، بردار V به عنوان بردار سنجش[۵] و برابر مجموع بردار r_1 و F برابر تفاضل دو بردار r_2 و r_3 به صورت زیر خواهد بود:

$$V = X_{r_1,G} + F(X_{r_2,G} - X_{r_3,G}) \qquad (۲)$$

تمامی بردارها در این روش با ابعاد D در نظر گرفته می‌شوند، در این رابطه با استفاده از F که به عنوان ضریب مقیاس[۶] معرفی می‌شود می‌توان طول گام تفاضل را کنترل کرد.

۵-۳- بازترکیب:

بردار هدف از مرحله اول و بردار جهش یافته از مرحله دوم، در این مرحله ترکیب می‌شوند:

$$U_j = \begin{cases} V_j & rand(j) \le CR, j = randb \\ (X_{r_4,G})_j & Other\ j \in [0, D-1] \end{cases} \qquad (۳)$$

$$U = (u_0, u_1, \dots\dots, u_{D-1})^T$$

بر اساس رابطه فوق تنها یک مولفه از بردار U که به شکل تصادفی با احتمال $randb$ انتخاب می‌گردد، دست‌خوش جهش شده و سایر مولفه‌ها

1- *Number of Population*
2- *Mutation weight*
3- *Crossover probability*
4- *Target vector*
5- *Trail vector*
6- *Scale Factor*

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

بدون تغییر از بردار $X_{r_4,G}$ به بردار U منتقل می‌گردند این فرایند بر اساس ضریب آستانه CR که ضریبی بین صفر و یک است صورت می‌پذیرد.

۴-۵- انتخاب:

با ارزش‌گذاری بردار بدست آمده U از مرحله قبل و بردار هدف در مرحله اول، بردار با شایستگی بالاتر انتخاب می‌گردد:

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G} & f(U_{i,G}) < f(X_{i,G}) \\ X_{i,G} & Otherwise \end{cases} \quad (۴)$$

در این رابطه تابع $f(.)$ تابع هزینه است.

مطالعات بیشتر روی روش تکامل تفاضلی نشان داد که می‌توان پارامترهای F و ضریب آستانه CR را به شکل خود تنظیم در آورد [۲۲]. پارامترهای کنترلی $F_{i,G+1}$ و $CR_{i,G+1}$ را برای هر بردار i در نسل $G+1$ به شکل زیر می‌توان بروزرسانی نمود:

$$F_{i,G+1} = \begin{cases} F_1 + rand_1 \times F_2 & rand_2 < \tau_1 \\ F_{i,G} & otherwise \end{cases} \quad (۵)$$

$$CR_{i,G+1} = \begin{cases} rand_3 & rand_4 < \tau_2 \\ CR_{i,G} & otherwise \end{cases} \quad (۶)$$

در روابط فوق $rand_j,\ j\epsilon\{1,2,3,4\}$ یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0\ ,\ 1]$، و τ_1, τ_2, F_1, F_2 با مقادیر ثابت در نظر گرفته می‌شوند [۲۳].اخیرا یک روش تکامل تفاضلی همکارانه برای بهینه‌سازی چند منظوره همراه با محدودیت‌های مسئله با موفقیت بکارگیری شده است [۲۴]. تاکنون مسئله بهینه‌سازی چند منظوره همراه با محدودیت خود تنظیم در مباحث پردازش تصویر بکارگیری نشده است ارایه الگوریتمی که بتواند این روش قدرتمند بهینه‌سازی را در مباحث پردازش تصویر بکارگیری نماید، موضوع این مقاله است.

۶- روش پیشنهادی تعیین میزان درگیری ریه بیمار مبتلا به کرونا:

یکی از مسایل اساسی در مطالعات بالینی بیماران مبتلا به کووید-۱۹ بستری در مراکز درمانی، اندازه‌گیری دقیق میزان پیشرفت و یا کاهش سطح عفونت در تصاویر CXR بوده این موضوع در حال حاضر به شکل دستی و توسط متخصصین بخش‌های عفونی و رادیولوژی صورت می‌پذیرد. اساس کار در این روش مقایسه دو تصویر در دو روز متفاوت و تشخیص تفاوت‌ها در دو تصویر CXR است. تعیین تفاضل دو ماتریس تنها در ناحیه ریوی بیمار می‌تواند بر اساس روش تکامل تفاضلی چند هدفه به شکل بهینه‌ای استخراج شود، مراحل زیر جهت روش پیشنهادی این مقاله در نظر گرفته شده است:

۶-۱- استخراج ماسک ناحیه ریوی: جهت تعیین درصد رشد و یا کاهش درگیری ریوی بیمار، ابتدا نیاز به تعیین ناحیه ریه بیمار CXR_l در اولین مراجعه وجود دارد. حجم این ناحیه به عنوان معیار اولیه در نظر گرفته می‌شود. ممکن است اولین تصویر CXR بیمار نیز درگیر ویروس شده و به سفید شدن بخشی از این ناحیه بیانجامد در هر صورت ملاک عمل، ناحیه باقی مانده و غیر درگیر ریه بوده چرا که هدف از این مقاله تعیین درصد نسبی رشد و یا کاهش بیماری است.

$$CXR_l = \{CXR1(i,j) | i,j \in Lung\} \quad (۷)$$

رابطه (۷) بخشی از اولین تصویر اشعه ایکس قفسه سینه بیمار یا $CXR1$ که ناحیه قرارگیری ریه بیمار است را به صورت CXR_l مشخص می‌کند. تشخیص ناحیه ریه با توجه به تیره‌تر بودن آن نسبت به پیکسل‌های مجاور پس از تبدیل تصویر به فرمت خاکستری[1]، بر اساس روش آستانه-گذاری و لبه‌یابی صورت می‌پذیرد. لبه‌یابی مورد استفاده در این مقاله مبتنی بر روش لبه‌یابی کنی[2] بوده است. پس از تعیین ناحیه ریه بیمار، می-توان حجم ریه بیمار را بر اساس تعداد پیکسل‌های این ناحیه به شکل P_{CXR_l} در نظر گرفت.

۶-۲- هم ابعاد سازی تصاویر: همان‌طور که در بخش قبلی ذکر گردید یک بیمار با مراجعه به مراکز مختلف تصویر برداری و یا با دستگاه‌های مختلف و بعضا با دوزهای تابش و یا کیفیت‌های متفاوت عکس‌برداری در یک دستگاه، تصاویر متفاوتی را دریافت می‌کند. با در نظر گرفتن $CXR1$ به عنوان اولین تصویر گرفته شده شخص در روز نخست مراجعه با ابعاد h_{CXR1} و w_{CXR1} که معرف ارتفاع و عرض تصویر است و $CXR2$ به عنوان دومین تصویر گرفته شده از ریه بیمار چند روز پس از اولین مراجعه با ابعاد h_{CXR2} و w_{CXR2} می‌توان دو تصویر را به ابعادی در حدود یکدیگر تبدیل نمود در رابطه زیر Im_r نسبت عرض و ارتفاع در دو تصویر است:

$$Im_r = mean(\frac{h_{CXR1}}{h_{CXR2}}, \frac{w_{CXR1}}{w_{CXR2}}) \quad (۸)$$

$$CXR2_r = CXR2 \times Im_r \quad (۹)$$

در رابطه (۹)، $CXR2_r$ همان عکس $CXR2$ کاهش ابعادیافته و $mean$ عملگر میانگین است. در حالت کلی نسبت عرض و ارتفاع دو تصویر $CXR1$ و $CXR2$ با هم برابر نیستند $\left(\frac{h_{CXR1}}{h_{CXR2}} \neq \frac{w_{CXR1}}{w_{CXR2}}\right)$. توجه به این نکته حائز اهمیت است که به دلیل عدم برابری نسبت ارتفاع‌ها و عرض‌ها در دو تصویر نمی توان تصویر بزرگ‌تر را به یک نسبت مشخص کوچک‌سازی نمود تا هم ابعاد تصویر کوچک‌تر شود بلکه تنها با استفاده از روابط (۸) و (۹)، دو تصویر در حدود ابعاد یکدیگر قرار می‌گیرند. بدست آوردن بهترین نسبت هم‌سان‌سازی، تاثیر زیادی بر نتیجه نهایی تشخیص دارد.

۶-۳- تعیین پنجره تطبیق در $CXR1$: قطعا مهم‌ترین ابزار بررسی شدت درگیری ریوی بیماران به ویروس کرونا، استفاده از تفاضل-گیری دو تصویر است ولیکن این امر به دلایل متعدد که قبلا ذکر شد به راحتی امکان پذیر نیست در واقع در حالت کلی تعیین پیکسل‌های متناظر

1- Gray scale
2- Cany

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

در دو تصویر که می‌بایست بر اساس آنها عمل تفاضل گیری صورت پذیرد غیر ممکن است. وجود یک روش مناسب تطبیق دو تصویر نخستین و مهم‌ترین گام در این فرآیند محسوب می‌شود. لذا تعیین ناحیه بدون تغییرات در تصاویر جهت ایجاد تطبیق دو عکس ضروری است قطعا جهت تطبیق دو تصویر CXR از کل تصویر شامل بخش‌های درگیر ریوی نمی‌توان بهره برد همچنین نواحی حاشیه‌ای تصویر به علت تغییر از یک تصویر به تصویر دیگر و تغییر پهنای این حواشی در تصاویر، روش قابل اتکایی نیستند. در روش پیشنهادی از یک پنجره در ناحیه مرکزی تصویر واقع بر مهره کمری بیمار در تصاویر PA با ابعاد h_{CXR1_c} و w_{CXR1_c} استفاده شده است. روش کار به این صورت است که در تصویر شماره یک، یک پنجره با سایز $h_{CXR1_c} \times w_{CXR1_c}$ و به اندازه‌ای که این پنجره به بخش ریوی وارد نشود در مرکز تصویر، انتخاب می‌گردد:

$$CXR1_c = CXR1\left(\frac{h_{CXR1}}{2} - \frac{h_{CXR1_c}}{2} : \frac{h_{CXR1}}{2} + \frac{h_{CXR1_c}}{2}, \frac{w_{CXR1}}{2} - \frac{w_{CXR1_c}}{2} : \frac{w_{CXR1}}{2} + \frac{c_{CXR1_c}}{2}\right) \quad (۱۰)$$

به این پنجره، پنجره مرکزی $CXR1$ گفته می‌شود. توجه به این نکته حائز اهمیت است که تعیین ابعاد پنجره تطبیق به علت قرارگیری روی بخش استخوانی مهره کمری و هم رنگی پیکسل‌ها در این ناحیه، از طرفی باید به اندازه کافی بزرگ بوده تا پس از تطبیق آن با ناحیه مشابه در $CXR2$ و تفاضل‌گیری، عدد معنی‌داری را بیابد و از طرف دیگر ابعاد این پنجره نباید به اندازه‌ای باشد که وارد نواحی ریوی که در دو عکس متفاوت است، بشود. لذا پیکسل‌های واقع در این پنجره و ناحیه ریوی باید دارای حداقل اشتراک باشد.

$$L_1\left(h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}\right) = CXR1_c \cap CXR_l \quad (۱۱)$$

$$CXR1_{co}(i,j) = \{CXR1_c(i,j)|_{\min_{h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}} L_1\left(h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}\right)}\} \quad (۱۲)$$

در رابطه (۱۲)، $CXR1_{co}$ اشاره به پنجره مرکزی بهینه شده دارد. از این منظر با یک مسئله کمینه‌سازی در پنجره مرکزی به شرط بیشینه نمودن تشابه آن با بخش متناظر مرکزی در تصویر $CXR2$ روبرو هستیم و این ایده بهینه‌سازی چند هدفه را به ذهن متبادر می‌سازد.

۴-۶- تعیین پنجره تطبیق در $CXR2$: با جابجایی پنجره $CXR1_{co}$ بدست آمده از مرحله قبل روی بخش‌های مرکزی تصویر $CXR2_r$، ناحیه‌ای با بیشترین شباهت تعیین می‌گردد. به این ترتیب جهت تطبیق دو تصویر، میزان شیفت تصویر دوم در راستای محور عرضی، sh_w و میزان شیفت در جهت محور عمودی تصویر، sh_h بدست می‌آید. کل فرآیند تطبیق را می‌توان در قالب یک تابع کمینه‌سازی واریانس که متاثر از نسبت کاهش ابعاد Im_r، ابعاد پنجره تطبیق h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c} و میزان جابجایی پنجره تطبیق روی تصویر $CXR2_{rc}$ است، به شکل زیر بیان نمود:

$$L_2\left(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w\right) = var[CXR1_{co}(i,j) - CXR2_{rc}(i,j)] \quad (۱۳)$$

$$CXR2_{rc}(i,j) = \left\{CXR2_r(i,j)|\min L_2\left(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w\right)\right\} \quad (۱۴)$$

توجه به این نکته حائز اهمیت است که معیار شباهت دو تصویر مرکزی تطبیقی در رابطه (۱۳)، واریانس داده‌های دو بخش انتخابی است در واقع دو بخش انتخابی در دو تصویر ممکن است کاملا شبیه یکدیگر بوده ولیکن به علت شدت روشنایی در تصاویر، متفاوت دیده شوند، معیار واریانس می‌تواند تفاوت در روشنایی تصاویر را حذف نماید.

۵-۶- تطبیق دو تصویر و حذف حواشی زاید تصاویر:

پس از استخراج دو پنجره تطبیق در مرکز تصاویر اصلی، به نوعی مرکز تطبیق استخراج شده است. با قرارگیری مراکز تطبیق دو تصویر بر روی یکدیگر، حداکثر بخش مشترک دو تصویر حفظ و حواشی زایدی که در هر یک از تصاویر موجود است، حذف می‌گردد.

$$h_f = \min\left(h_{CXR1}, h_{CXR2_r}\right) - 2sh_h \quad (۱۵)$$

$$w_f = \min\left(w_{CXR1}, w_{CCXR2_r}\right) - 2sh_w \quad (۱۶)$$

در روابط (۱۵) و (۱۶) ارتفاع و عرض تصاویر نهایی به ترتیب با h_f و w_f مشخص می‌گردند با فرض برابری ابعاد دو تصویر، در صورتی که یک تصویر روی تصویر دوم به میزان مشخصی (مثلا sh_w در راستای عرض و یا sh_h در راستای ارتفاع) جابجا شود بخش مشترک دو تصویر که هم‌چنان روی هم قرار دارند برابر ابعاد تصویر منهای دو برابر میزان جابجایی در آن راستا خواهد بود. در صورتی که ابعاد دو تصویر در راستای مشخص برابر نباشند می توان کوچکترین بعد را در نظر گرفت. پس از حذف حواشی زاید در دو تصویر، تصاویر نهایی $CXR1_f$ و $CXR2_f$ با ابعاد یکسان $h_f \times w_f$ باقی خواهند ماند.

۶-۶- تعیین ناحیه پیشرفت درگیری کرونایی ریه بیمار:

تفاضل‌گیری ساده دو تصویر در دو روز متفاوت نمی‌تواند به تعیین صحیح ناحیه درگیری کرونایی بیانجامد علت این موضوع تفاوت عمده دو تصویر در حواشی دو عکس و تفاوت در شدت روشنایی، کیفیت، ابعاد، میزان چرخش، دوز تابش اشعه در تصاویر بوده که باید در فرآیند تفاضل‌گیری لحاظ گردند. در واقع دو تصویر علاوه بر تفاوت در بخش کرونایی جدید، در سایر نقاط مانند حواشی و یا روی تصویر استخوان‌ها نیز دارای تفاوت‌های مختلفی از جمله شدت روشنایی هستند لذا استفاده از فیلتر تفاضل‌گیر، تنها در ناحیه ماسک اعمالی ریوی باید صورت پذیرد. تعیین نقاط درگیری در این ناحیه بر اساس روش آستانه‌گذاری صورت می‌پذیرد:

$$CXR_d = CXR1_f - CXR2_f \quad (۱۷)$$

$$CXR_{Covid} = CXR_l \cap CXR_d \quad (۱۸)$$

در رابطه فوق CXR_d معرف تصویر تفاضلی در وضعیت خاکستری دو تصویر نهایی $CXR1_f$ و $CXR2_f$ است. و نهایتا ناحیه درگیری با کووید-۱۹، که با CXR_{Covid} معرفی می‌شود اشتراک این تصویر تفاضلی با ماسک ناحیه ریوی است.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

۷-۶- محاسبه درصد درگیری ریه با کووید-۱۹: با استخراج ناحیه درگیر CXR_{Covid} و محاسبه تعداد پیکسل‌های این ناحیه می‌توان به درصد درگیری ناحیه ریوی[1] از رابطه زیر دست یافت:

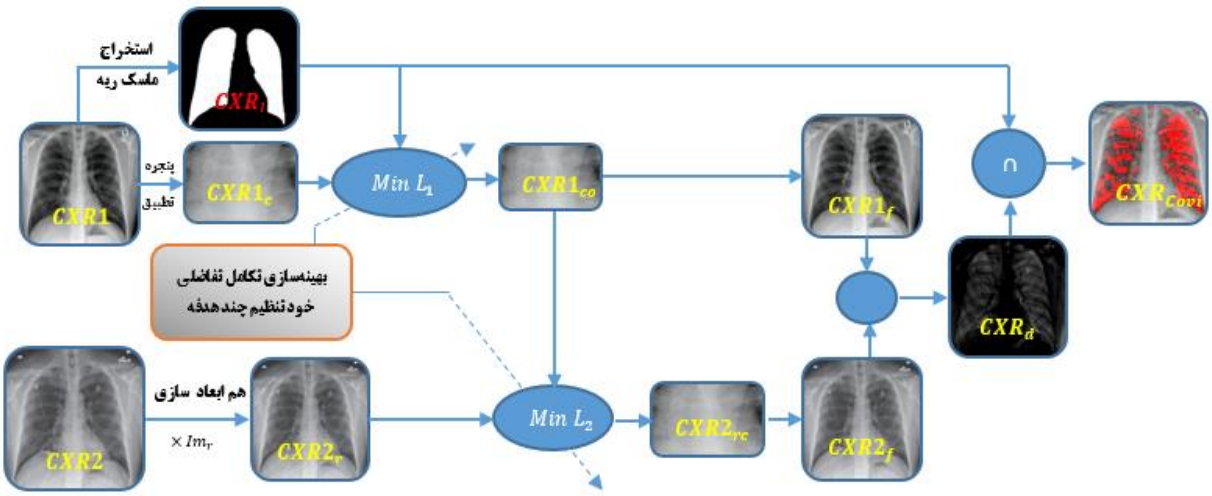
$$PoLI = 100\frac{P_{CXR_{Covid}}}{P_{CXR_l}} \quad (۱۹)$$

که در آن $P_{CXR_{Covid}}$ اشاره به حجم درگیری ریه بیمار به کووید-۱۹ بر اساس تعداد پیکسل‌های ناحیه درگیری است.

۸-۶- بهینه‌سازی چند هدفه پارامترهای تطبیق: همان‌گونه که بیان گردید از یک طرف افزایش ابعاد پنجره تطبیق باعث در اختیار داشتن پیکسل‌های بیشتری جهت سنجش تشابه آن با پنجره متناظر در تصویر $CXR2$ می‌گردد و از سوی دیگر افزایش ابعاد این پنجره و ورود آن به ناحیه ریوی می‌تواند فرآیند تعیین ناحیه درگیری ویروس را مختل نماید. این مسئله به کمینه‌سازی تابع $L_1(h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c})$ در رابطه (۱۲) منجر گردید. از طرف دیگر پارامترهای متعددی از جمله نسبت کاهش ابعاد Im_r، ابعاد پنجره تطبیق h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c} و میزان جابجایی پنجره تطبیق روی تصویر $CXR2_r$ در نتیجه نهایی تطبیق و سنجش میزان گسترش ویروس کووید-۱۹ موثر هستند. که لزوم کمینه-سازی تابع $L_2(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w)$ را تحت رابطه (۱۴) ایجاد نمود با توجه به بازه نسبتا وسیع مقادیر در این پارامترها، استفاده از روش‌های جستجوی کلی، فرآیندی زمان‌بر خواهد بود. به راحتی می‌توان این مسئله بهینه‌سازی را در قالب یک مسئله بهینه‌سازی فراکاوشی چند هدفه بیان نمود با توجه به مزایای نسبی روش بهینه‌سازی مبتنی بر تکامل تفاضلی خود تنظیم چند هدفه در این مقاله از این روش جهت یافتن پارامترهای بهینه استفاده شده است.

$$L(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w) = \gamma_1 L_2(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w) + \gamma_2 L_1(h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}) \quad (۲۰)$$

با تنظیم ضرایب γ_1 و γ_2 می‌توان بین تداخل پنجره تطبیق با ناحیه ریه و حداکثر تشابه دو پنجره توازن برقرار نمود. فلوچارت روش پیشنهادی در شکل (۴) دیده می شود.



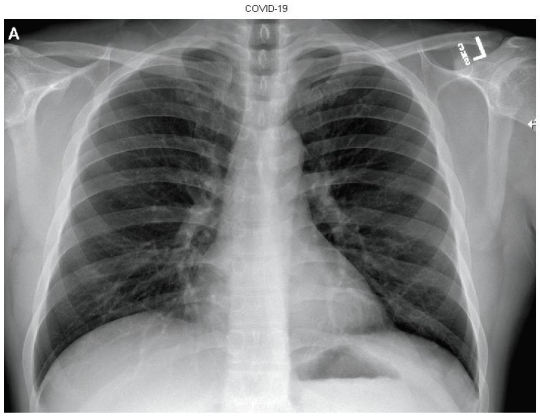
شکل (۴): دیاگرام بلوکی روش پیشنهادی تعیین درصد پیشرفت درگیری ناحیه ریوی به ویروس کرونا مبتنی بر بهینه‌سازی تکامل تفاضلی خود تنظیم چد هدفه

۷- شبیه‌سازی و بررسی نتایج:

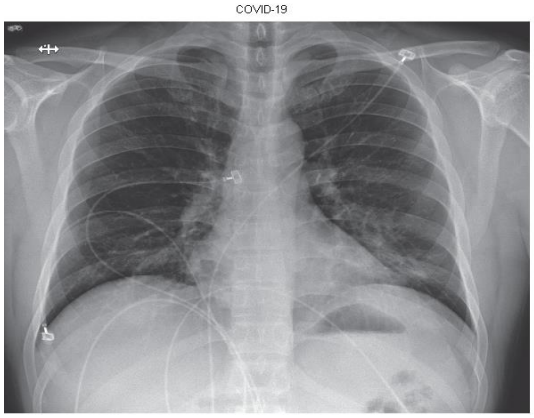
جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی از مجموعه تصاویر بانک اطلاعات تصاویر *GitHub* که توضیحات آن در بخش سوم آمد، استفاده شده است. شکل (۵-الف) تصایر CXR قفسه سینه یک بیمار ۳۵ ساله که با علائم ابتدایی سرفه و تب به مدت چهار روز در تاریخ ۱۹ ژانویه ۲۰۲۰ مراجعه نموده را نشان می‌دهد همچنین شکل (۵-ب) CXR همان شخص در تاریخ ۲۴ ژانویه یعنی ۵ روز پس از عکس اول را نشان می دهد.

1 Percentage of Lung Involvement (PoLI)

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]



الف)



ب)

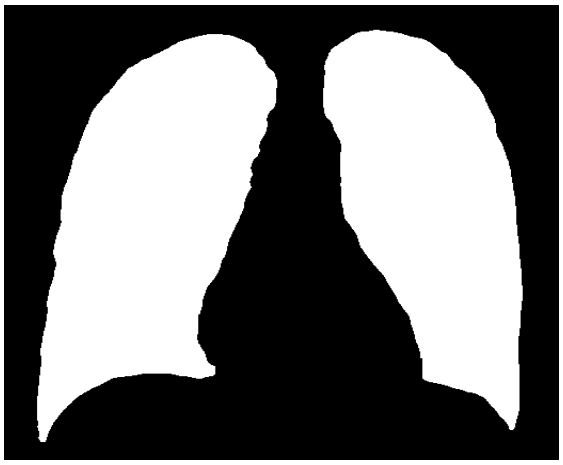
شکل (۵) تصاویر CXR بیمار مبتلا به کرونا الف) CXR اولین مراجعه با علایم سرفه و تب، ب) CXR همان بیمار پنج روز پس از اولین مراجعه با رشد قابل ملاحظه سطح درگیری ریوی

تعیین میزان درگیری ریوی بیمار به دو روش سعی و خطا و نیز روش پیشنهادی که مبتنی بر بهینه‌سازی خود تنظیم چند هدفه است قابل استخراج است. لذا در ادامه نتایج شبیه‌سازی، در دو سناریوی تعیین مبتنی بر سعی و خطا (مراحل ۶-۱ تا ۶-۷ از روش پیشنهادی بخش ۶) و بر اساس روش پیشنهادی (تمامی مراحل ۶-۱ تا ۶-۸ روش پیشنهادی) ارایه می‌گردد.

سناریوی اول: تعیین میزان درگیری مبتنی بر سعی و خطا:

در این سناریو تمامی مراحل ۶-۱ تا ۶-۷ از روش پیشنهادی به صورت سعی و خطا و با در نظر گرفتن بهترین پارامترها صورت می‌پذیرد:

- **استخراج ماسک ناحیه ریوی:** چنانچه بیان گردید نخستین گام در روش پیشنهادی پس از تبدیل تصویر CXR به فرمت خاکستری، استخراج ماسک ریه بیمار CXR_l به عنوان ناحیه مورد مطالعه گسترش بیماری است شکل (۶) ماسک ناحیه ریوی بیمار که از نخستین تصویر CXR بیمار به روش آستانه گذاری و لبه‌یابی کنی صورت پذیرفته را نشان می‌دهد. حجم ریه بیمار بر اساس تعداد پیکسل **۳۹۵۹۶۵** پیکسل است.



شکل ۶: استخراج ماسک ناحیه ریوی CXR_l به رش آستانه‌گذاری

- **هم ابعاد سازی تصاویر:** تصویر $CXR1$ (شکل ۵-الف) دارای ابعاد 842×1090، حال آنکه تصویر $CXR2$ دارای ابعاد 1439×1800 است جهت هم‌سان سازی از رابطه (۸) نسبت ضریب کاهش ابعاد بدست می‌آید.

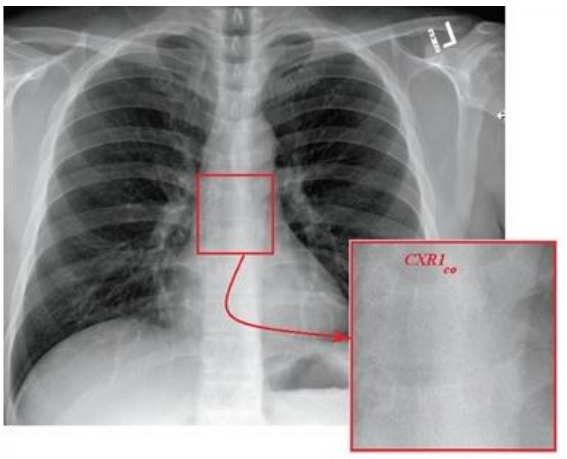
$$Im_r = mean\left(\frac{h_{CXR1}}{h_{CXR2}}, \frac{w_{CXR1}}{w_{CXR2}}\right) = mean\left(\frac{842}{1439}, \frac{1090}{1800}\right) = mean(0.58, 0.60) = 0.59 \quad (۲۱)$$

با کاهش ابعاد تصویر $CXR2$ به نسبت 0.59 بر اساس رابطه (۲۱) و گرد کردن ابعاد بدست آمده، ابعاد $CXR2_r$، 1071×859 که به ابعاد $CXR1$ نزدیک است، بدست می‌آید.

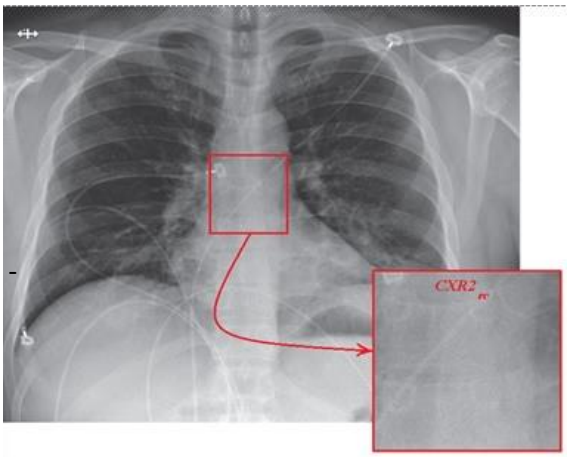
- **تعیین پنجره تطبیق $CXR1_c$:** شکل (۷-الف) پنجره تطبیق در نظر گرفته شده با ابعاد 180×200 که بزرگترین پنجره ممکن در مرکز تصویر $CXR1$ به‌گونه‌ای که ناحیه ریوی را دربر نگیرد را نشان می‌دهد. چنانچه در سناریوی دوم اشاره خواهد شد تعیین ابعاد این پنجره تطبیق به دلیل اهمیت آن در تعیین مرکز تطبیق دو تصویر نیازمند بهینه-سازی است.

- **تعیین پنجره تطبیق $CXR2_{rc}$ روی تصویر $CXR2$:** با جابجایی پنجره تطبیق $CXR1_c$ بدست آمده روی بخش‌های مرکزی $CXR2_r$، ناحیه‌ای با بیشترین شباهت تعیین می‌گردد (شکل ۷-ب). این مورد در این سناریو با جستجوی عمومی و بازه‌های یک پیکسلی روی محورهای عرضی و عمودی انجام می‌شود.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]



الف)



ب)

شکل ۷: تعیین مرکز تطبیق دو تصویر CXR الف) پنجره‌های تطبیق $CXR1_{co}$، ب) پنجره تطبیق $CXR2_{rc}$ دارای بیشترین تشابه با پنجره $CXR1_{co}$

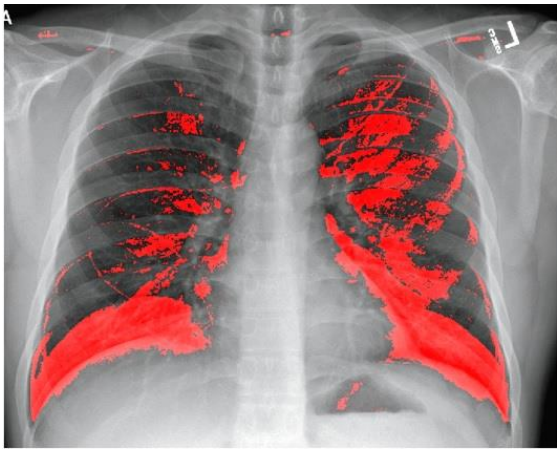
- **تطبیق دو تصویر و حذف حواشی زاید تصاویر:** با تعیین پنجره‌های تطبیق، میزان جابجایی تصویر $CXR2$ جهت ایجاد بیشترین تشابه با تصویر $CXR1$ بدست می‌آید در این مثال تصویر $CXR2$ با جابجای ۶ پیکسل در راستای محور عمودی به سمت پائین و تعداد ۱۱ پیکسل در راستای محور عرضی به سمت راست بر تصویر $CXR1$ منطبق خواهد شد.

$$h_f = \min\left(h_{CXR1}, h_{CXR2_r}\right) - 2sh_h = \min(842,859) - 2|-6| = 830 \quad (۲۲)$$

$$w_f = \min\left(w_{CXR1}, w_{CXR2_r}\right) - 2sh_w = \min(1090,1071) - 2 \times |11| = 1049 \quad (۲۳)$$

پس از حذف حواشی زاید در دو تصویر، تصاویر نهایی $CXR1_f$ و $CXR2_f$ با ابعاد یکسان 1049×830 باقی خواهند ماند.

- **تعیین ناحیه پیشرفت درگیری کرونایی ریه بیمار:** شکل (۸) ناحیه پیشرفت درگیری ریوی بیمار، پنج روز پس از اولین مراجعه را بر اساس روابط (۱۷) و (۱۸) نشان می‌دهد.



شکل ۸: ناحیه پیشرفت ویروس کووید- ۱۹، پیکسل‌های قرمز رنگ ناحیه رشد ویروس در مدت ۵ روز پس از اولین مراجعه، روش سعی و خطا و جستجوی عمومی، میزان پیشرفت ویروس حدود ۳۰ درصد حجم ریه.

محاسبه درصد پیشرفت بیماری با کوید ۱۹: ناحیه درگیر CXR_{Covid}، بر اساس رابطه (۱۹) و شمارش تعداد پیکسل‌های این ناحیه قابل محاسبه است.

$$PoLI = 100\frac{118805}{395965} \cong 30^{\%} \quad (۲۴)$$

شکل (۸) ناحیه پیشرفت ویروس را به میزان ۳۰ درصد نشان می‌دهد. در این سناریو تلاش جهت کمینه‌سازی تابع هزینه (۲۰) به صورت سعی و خطا و جستجوی عمومی بوده مقدار این تابع هزینه را در این سناریو با مقادیر ضریب کاهش ابعاد 0.59، ابعاد پنجره تطبیق 180×200 و میزان جابجایی این پنجره روی تصویر $CXR2_r$ به میزان $sh_h = -6$ و $sh_w = 11$ به شکل زیر داریم:

$$L\left(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w\right) = 0.0039 \quad (۲۵)$$

برای تابع هزینه ضرایب $\gamma_1 = \gamma_2 = 1$ انتخاب شده است.

سناریوی دوم: تعیین درصد پیشرفت بیماری مبتنی بر روش پیشنهادی:

چنانچه اشاره گردید با بهینه‌سازی ابعاد پنجره تطبیق و پارامترهای میزان جابجایی و تغییر ابعاد دو تصویر، می‌توان به درصد قابل اطمینان‌تری از پیشرفت ویروس کرونا دست یافت. بر این اساس مراحل ۱ تا ۷ بخش ۶ روش پیشنهادی بر اساس تابع هزینه چند هدفه مرحله ۸ (رابطه ۲۰)، طی می‌گردد. محدوده متغیرهای مسئله به شکل زیر در نظر گرفته شده است:

$$\min\left(\left[Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w\right]\right) = [0.5, 50, 50, -50, -50] \quad (۲۶)$$

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

$$\max([Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w]) = [1.5, 300, 300, 50, 50] \quad (۲۷)$$

محدوده تغییرات پارامترهای شامل، ضریب کاهش ابعاد در بازه ۰/۵ تا ۱/۵ لحاظ شده ابعاد پنجره تطبیق $CXR1_{co}$ که در بازه ۵۰ تا ۳۰۰ و نهایتا میزان جابجایی دو تصویر در جهت‌های عرضی و ارتفاع است که در بازه ۵۰- تا ۵۰ انتخاب شده اند. همچنین $NP = 10$ اندازه جمعیت و $CR = 0.2$ به عنوان احتمال بازترکیب لحاظ گردیده است. در روابط (۵) و (۶) جهت بهره‌گیری از مزایای خود تنظیمی در بهینه‌سازی، مقادیر τ_1, τ_2, F_1, F_2 با مقادیر ثابت $[0.1, 0.1, 0.2, 0.6]$ در نظر گرفته می‌شود. به این ترتیب با اجرای برنامه با تکرار ۲۰ نسل نتیجه متغیرهای بهینه به شکل زیر بدست آمده است:

$$best([Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w]) = [0.590, 244, 95, -10, 9] \quad (۲۸)$$

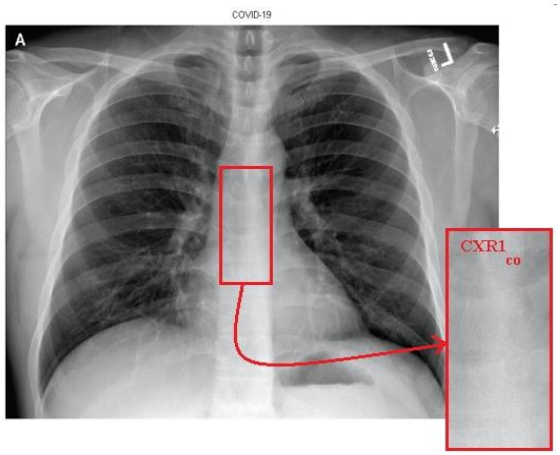
بر اساس بهینه‌سازی فوق ابعاد پنجره تطبیق 95×244 بدست می‌آید شکل (۹) تصویر دو پنجره تطبیق را در دو تصویر نشان می‌دهد. چنانچه مشخص است برنامه بهینه‌سازی از یک طرف به دنبال پنجره با حداکثر ابعاد برای ایجاد حداکثر شباهت است و از طرف دیگر به میزان ورود این پنجره به ناحیه ریه بیمار، جریمه تعلق می‌گیرد لذا این پنجره در راستای ارتفاع تصویر گسترش یافته تا بدون ورود به ناحیه ریوی، حجم پیکسل‌های پنجره افزایش یابد. شکل (۱۰) ناحیه درگیری ریوی بیمار یا CXR_{Covid} را با دقت بیشتر نسبت به شکل (۸) با روش سناریوی اول نشان می‌دهد. درصد پیشرفت ویروس بر اساس رابطه (۱۹) و شمارش تعداد پیکسل‌های این ناحیه به شکل زیر قابل محاسبه است.

$$PoLI = 100\frac{110501}{395965} \cong 27.9^{\%} \quad (۲۹)$$

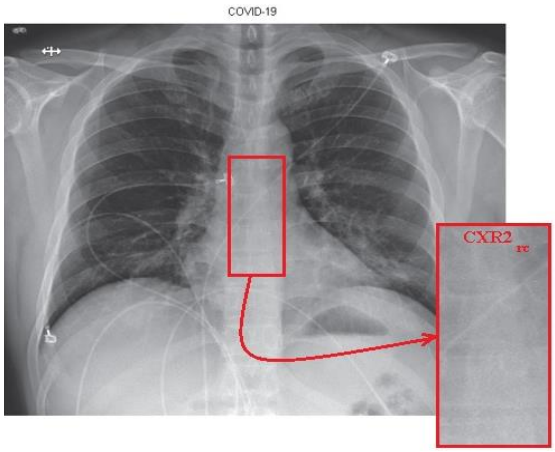
تابع هزینه بهینه شده به شکل زیر است:

$$L_{best}(Im_r, h_{CXR1_c}, w_{CXR1_c}, sh_h, sh_w) = 0.0031 \quad (۳۰)$$

که بهبود ۲۰ درصدی را نسبت به تابع هزینه در سناریوی اول رابطه (۲۵)، نشان می‌دهد. شکل (۱۱-الف) نمودار کاهش تابع هزینه را به ازای ۲۰ تکرار در این سناریو نشان می‌دهد. برای تابع هزینه ضرایب $\gamma_1 = \gamma_2 = 1$ مشابه با سناریوی اول انتخاب شده است.



الف)



ب)

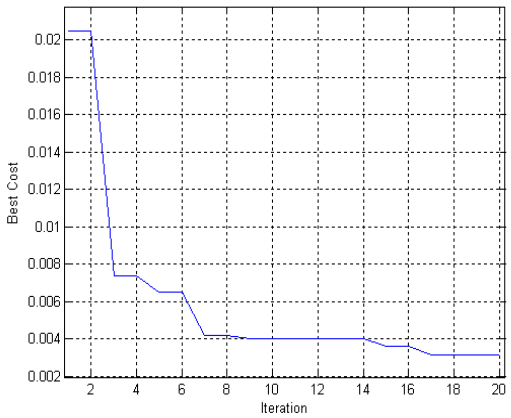
شکل ۹: پنجره‌های تطبیق در نظر گرفته شده از دو تصویر با بیشترین شباهت و کمترین ورود به ناحیه ریه بیمار، الف) CXR اولیه، ب) CXR مراجعه پس از ۵ روز



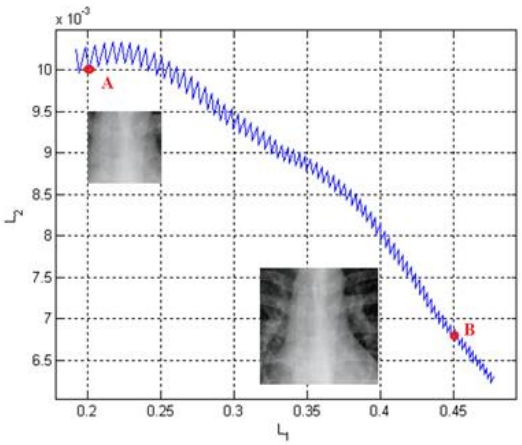
شکل ۱۰: تشخیص ناحیه درگیری ریوی بیمار به کووید-۱۹، ناحیه قرمز ناحیه گسترش ویروس ۵ روز پس از اولین مراجعه، به روش بهینه‌سازی تکامل تفاضلی خود تنظیم چند هدفه، میزان پیشرفت ویروس حدود ۲۸ درصد حجم ریه.

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

شکل (۱۱-ب) نمودار جبهه پارتو[1] را به بر حسب توابع هزینه L_1 و L_2 به ازای ابعاد مختلف پنجره تطبیق مربعی نشان می‌دهد همان‌طور که بیان گردید به عنوان مثال با یک پنجره تطبیق با ابعاد 200×200، مقادیر $L_1 = 0.2$ دارای حداقل اشتراک پنجره با ناحیه ریه و $L_2 = 0.01$ به معنی حداکثر تشابه خواهند بود (شکل ۱۱-ب، نقطه A). با افزایش ابعاد پنجره تطبیق، اشتراک با ناحیه ریوی بیشتر شده L_1 به مقدار ۰/۴۵ می‌رسد و در عوض میزان تطبیق دو پنجره افزایش و تابع هزینه آن یعنی L_2 به حدود ۰/۰۰۶۷۵ کاهش می‌یابد (شکل ۱۱-ب، نقطه B).



الف)



ب)

شکل ۱۱: الف- نمودار تابع هزینه به ازای ۲۰ تکرار برنامه تکامل تفاضلی خود تطبیق چند هدفه، ب) جبهه پارتو در بهینه‌سازی چند هدفه با ابعاد پنجره‌های تطبیق متفاوت

۸- نتیجه‌گیری:

برآورد درصد پیشرفت ویروس کووید-۱۹ در تصاویر روزهای مختلف اشعه ایکس قفسه سینه، به علت تغییر در ابعاد، شدت نور، مقدار دوز تابش متفاوت در تصاویر به همراه سایر عوامل باعث شده تطبیق دو تصویر بر یکدیگر و استفاده از تکنیک تفاضل‌گیری به راحتی میسر نگردد در نظر گرفتن بخشی از تصویر بر روی ستون فقرات می‌تواند پنجره‌ای مناسب برای ایجاد تطبیق باشد ابعاد این پنجره می‌تواند به گونه‌ای در نظر گرفته شود که از یک سو حداکثر تشابه بر اساس معیار واریانس صورت پذیرفته و از سوی دیگر اشتراک آن با بخش ریوی در تصویر حداقل باشد. این مسئله را می‌توان در قالب یک فرآیند بهینه‌سازی هوشمند مانند روش بهینه‌سازی تکامل تفاضلی چند هدفه که بر اساس معیار تفاضل بین دو نسل بنا شده است و در واقع دارای نوعی حافظه درونی است بهینه‌سازی نمود. پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی تصاویر سی‌تی‌اسکن بانک اطلاعات تصاویر بیماران کرونایی *GitHub*، بهبود کمینه‌سازی بهتر توابع هزینه را تا حدود ۲۰ درصد نشان می‌دهد.

روش پیشنهادی این مقاله، اغلب معضلات و تفاوت‌های دو تصویر *CXR* جهت تشخیص میزان پیشرفت ویروس کرونا در ریه بیماران کرونایی را مرتفع ساخته است. مسئله پیچش تصویر و برخی آرتیفکت‌های دیگر موجود در تصاویر (مانند تصاویر لوله‌های هوا و تجهیزات پزشکی در تصاویر)، نیازمند تلاش‌های بیشتر برای دست‌یابی هرچه دقیق‌تر به میزان پیشرفت و گسترش بیماری دارد.

مراجع:

[1] N. Chen, M. Zhou, X. Dong, J. Qu, F. Gong, Y. Han, Y. Qiu, J. Wang, Y. Liu, Y. Wei et al., “Epidemiological and clinical characteristics of 99 cases of 2019 novel coronavirus pneumonia in wuhan, china: a descriptive study,” The Lancet, vol. 395, no. 10223, pp. 507–513, 2020.

[2] J. D. Arias-Londoño, J. A. Gómez-García, L. Moro-Velázquez and J. I. Godino-Lorente, "Artificial intelligence applied to chest X-Ray images for the automatic detection of COVID-19. A thoughtful evaluation approach," in IEEE Access, pp. 1-1, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3044858.

[3] H. A. Rothan and S. N. Byrareddy, “The epidemiology and pathogenesis of coronavirus disease (covid-19) outbreak,” Journal of autoimmunity, p.102433, 2020.

[4] Y. Pan, H. Guan, S. Zhou, Y. Wang, Q. Li, T. Zhu, Q. Hu, and L. Xia, “Initial CT findings and temporal changes in patients with the novel coronavirus pneumonia (2019-ncov): a study of 63 patients in wuhan, china,” European radiology, pp. 1–4, 2020.

[5] C. CDC Weekly, "The epidemiological characteristics of an outbreak of 2019 novel coronavirus diseases (COVID-19) — China, 2020", China CDC Weekly, vol. 2, no. 8, pp. 113-122, 2020. Available: 10.46234/ccdcw2020.032.

[6] P. Rajpurkar, J. Irvin, K. Zhu, B. Yang, H. Mehta, T. Duan, D. Ding, A. Bagul, C. Langlotz, K. Shpanskaya et al., “Chexnet: Radiologist-level pneumonia detection

[1]- *Pareto front*

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]

https://www.sirm.org/category/senza-categoria/covid-19/

[18] J. C. Monteral. (2020). COVID-Chestxray Database. [Online]. Available: https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset.

[19] P. Mooney. (2018). Chest X-Ray Images (Pneumonia). [Online]. Available: https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia.

[20] S. Mirjalili, "Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems," Neural Computing and Applications, vol. 27, pp. 1053-1073, 2016.

[21] Storn, R. and Price, K. 1995, Differential Evolution- A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces. Technical report, International Computer Science Institute, Berkeley, CA.

[22] Q. Fan and X. Yan, "Self-Adaptive Differential Evolution Algorithm With Zoning Evolution of Control Parameters and Adaptive Mutation Strategies," in IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 46, no. 1, pp. 219-232, Jan. 2016, doi: 10.1109/TCYB.2015.2399478.

[23] J. Brest, V. Zumer and M. S. Maucec, "Self-Adaptive Differential Evolution Algorithm in Constrained Real-Parameter Optimization," 2006 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Vancouver, BC, 2006, pp. 215-222, doi: 10.1109/CEC.2006.1688311.

[24] J. Wang, G. Liang and J. Zhang, "Cooperative Differential Evolution Framework for Constrained Multiobjective Optimization," in IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 49, no. 6, pp. 2060-2072, June 2019, doi: 10.1109/TCYB.2018.2819208.

on chest x-rays with deep learning," arXiv preprint arXiv:1711.05225, 2017.

[7] A. Narin, C. Kaya, and Z. Pamuk, "Automatic detection of coronavirus disease (covid-19) using x-ray images and deep convolutional neural networks," arXiv preprint arXiv:2003.10849, 2020.

[8] E. E.-D. Hemdan, M. A. Shouman, and M. E. Karar, "Covidx-net: A framework of deep learning classifiers to diagnose covid-19 in x-ray images," arXiv preprint arXiv:2003.11055, 2020.

[9] L. ang, Z. Q. Lin, and A. Wong, "Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest radiography images," Scientific Reports, vol. 10, no. 19549, 2020.

[10] M. Z. Islam, M. M. Islam, and A. Asraf, "A combined deep CNN-LSTM network for the detection of novel coronavirus (COVID-19) using X-ray images," Informatics in Medicine Unlocked, vol. 20, p. 100412, 2020.

[11] J. Civit-Masot, F. Luna-Perejón, M. D. Morales, and A. Civit, "Deep learning system for COVID-19 diagnosis aid using X-ray pulmonary images," Applied Sciences, vol. 10, no. 13, 2020.

[12] A. Waheed, M. Goyal, D. Gupta, A. Khanna, F. Al-Turjman, and P. R. Pinheiro, "CovidGAN: Data Augmentation Using Auxiliary Classifier GAN for Improved Covid-19 Detection," IEEE Access, vol. 8, pp. 91 916– 91 923, 2020.

[13] A. Paszke, S. Gross, F. Massa, A. Lerer, J. Bradbury, G. Chanan, T. Killeen, Z. Lin, N. Gimelshein, L. Antiga, A. Desmaison, A. Kopf, E. Yang, Z. DeVito, M. Raison, A. Tejani, S. Chilamkurthy, B. Steiner, L. Fang, J. Bai, and S. Chintala, "Pytorch: An imperative style, highperformance deep learning library," in Advances in Neural Information Processing Systems 32, H. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d'Alché-Buc, E. Fox, and R. Garnett, Eds. Curran Associates, Inc., 2019, pp. 8024–8035. [Online]. Available: http://papers.neurips.cc/paper/ 9015-pytorch-an-imperative-style-high-performance-deep-learning-library. Pdf

[14] H. Y. F. Wong et al., "Frequency and distribution of chest radiographic findings in COVID-19 positive patients," Radiology, Mar. 2020, Art. no. 201160.

[15] Pan, F., Ye, T., Sun, P., Gui, S., Liang, B., Li, L., Zheng, D., Wang, J., Hesketh, R., Yang, L. and Zheng, C., 2020. Time Course of Lung Changes at Chest CT during Recovery from Coronavirus Disease 2019 (COVID-19). *Radiology*, 295(3), pp.715-721.

[16] Bankier, A., MacMahon, H., Goo, J., Rubin, G., Schaefer-Prokop, C. and Naidich, D., 2017. Recommendations for Measuring Pulmonary Nodules at CT: A Statement from the Fleischner Society. *Radiology*, 285(2), pp.584-600.

[17] S.-I. S. O. M. A. I. Radiology. (2020). COVID-19 Database. [Online]. Available:

[Downloaded from joc-isice.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1399.14.5.12.8]
[DOI: 10.52547/joc.14.5.1]