

پیش بینی وضعیت کم خونی با استفاده از شبکه عصبی

پادمیرا رنجبر

دبستان حاج یحیی یوسفی شیراز

چکیده (فونت B Nazanin - اندازه ۱۲ - پررنگ)

این مقاله به وجود آمده است زیرا چندین مورد کمبود آهن هنوز به زودی کشف نمی شود، به خصوص در جوامعی که دسترسی محدودی به منابع پزشکی و آزمایشگاهی دارند. فناوری های تشخیص تجاوزی و هزینه های گزاف نیز موانع اضافی برای تشخیص زودرس می باشند. یک روش موثر، دقیق و غیر تهاجمی برای شناسایی کمبود آهن لازم است. در این مطالعه، تصویر همزایه چشم به عنوان یک روش غیر تهاجمی برای شناسایی کمبود آهن تحلیل شده است. رویکردهای مختلف مدل در تلاش برای دسته بندی بیماران مبتلا به کمبود آهن و سالم ارزیابی شده است. الگوریتم رگرسیون لجستیک به عنوان برنامه موثرترین تعیین شد. با این ترکیب، دقت (Accuracy) ۹۷.۵۳٪ و حساسیت (F1-score) ۹۴.۷۴٪ به دست آمد. این یافته ها نشان می دهند که مدل می تواند بیماران سالم را با موفقیت شناسایی کند در حالی که بیماران مبتلا به کمبود آهن را به صورت دقیق شناسایی می کند. این روش راهی غیر تهاجمی برای تشخیص زودرس کمبود آهن ارائه می دهد که برای استفاده در محیط های بالینی واعد می باشد. تکنیک رگرسیون لجستیک بر اساس تصاویر همزایه چشم استوانه و قابلیت بهبود مراقبت از سلامتی را با شناسایی افرادی که احتمالاً قبلاً دچار کمبود آهن شده اند، دارد. این تکنیک به عنوان یک گزینه قوی برای تشخیص کمبود آهن به طور کارآمد و دقیق در هنگام تعادل دقت و حساسیت مشخص می شود.

واژگان کلیدی: شناسایی کمبود آهن، تصاویر همزایه چشم، رگرسیون لجستیک،

مقدمه

بیماری پزشکی شناخته شده به نام کم خونی رخ می دهد زمانی که سطح سلول های قرمز در جریان خون کمتر از حد معمول است. این سلول های قرمز، به نام های دیگر اریتروسیت نیز شناخته می شوند، اکسیژن را از ریه ها به انواع بافت ها و اعضا منتقل می کنند و دی اکسید کربن، یک محصول زائد، را از آن بافت ها جمع آوری کرده و از طریق ریه ها تخلیه می کنند. این به بدن کمک می کند تا به صورت کلی عمل کند. به گفته داده های اپیدمیولوژیک، کم خونی که بیش از یک سوم جمعیت جهان را تحت تأثیر قرار می دهد، پرمراکزترین بیماری خونی است. فرآیند تشخیص هم چالش های پیچیده ای دارد. سازمان جهانی بهداشت (WHO) [1] می تواند بررسی کند که هنوز از تشخیص دقیق و جامع کم خونی در سراسر جهان، به ویژه در مناطق با اقتصادهای توسعه یافته، بسیار دشوار است. کم خونی تأثیر جهانی قابل توجهی دارد و پیامدهای قابل توجهی برای رشد اجتماعی و اقتصادی دارد. هر دولت باید هزینه های مبارزه با این بیماری را بررسی کند که شامل رویکردهای پیشگیری، تجزیه و تحلیل سنتی، مدیریت و خدمات اقامتی است. تخمین پذیری پیامدهای مالی و اجتماعی بیماران کم خونی بسیار مشکل است. برخی از بیماران باید به صورت مکرر آزمایشات آزمایشگاهی انجام دهند که ممکن است به دلیل نمونه های خون ناخوشایند باشد و هزینه های حمل و نقل و/یا پشتیبانی را افزایش دهد. می توان با استفاده از انواع مختلفی از روش های موجود به پزشکان کمک کرد کم خونی را تشخیص دهند و تشخیص دهند. این روش ها به تجزیه و تحلیل ترکیب و کیفیت اجزای خون، به ویژه سلول های قرمز و ویژگی های مرتبط آنها، می پردازند. یکی از روش های معمول استفاده شده، تکمیل شمارش کامل خون (CBC) است که دیدی کامل از انواع مختلفی از سلول های خون، از جمله سلول های قرمز، سلول های سفید و ترومبوسیت ها را ارائه می دهد. تکنیک دیگری که به نام پخش محیطی شناخته می شود، شامل بررسی مجهری مؤلفه های سلولی نمونه خون، به ویژه سلول های قرمز است. این می تواند الگوها یا ناهمواری های متمایز در اندازه، شکل و ظاهر سلول ها را نشان دهد که می تواند به درک بهتری از حضور کمبود آهن و علت های آن کمک کند. شمارش رتیکولوسیت ابزار تشخیص مهم دیگری است. رتیکولوسیت ها سلول های قرمز جوان و ناقص هستند که از مغز استخوان به جریان خون رها می شوند. شاخص های آهن سرم، از جمله پارامترهایی مانند آهن سرم، ظرفیت اتصال کلی آهن (TIBC) و اشباعیت ترانسفرین، اطلاعاتی در مورد سطح آهن و استفاده آن در بدن ارائه می دهند. ک

مبود آهن یکی از علل شایع کم خونی است و ارزیابی این شاخص ها می تواند کمک کند تا تشخیص داده شود که کم خونی با دسترسی کافی به آهن مرتبط است یا خیر. با این حال، برخی از روش ها شامل فرآیند ناراحت کننده جمع آوری خون می شوند که می تواند ترس یا نگرانی را در برخی از افراد به وجود آورد. این نشان می دهد اهمیت روش های غیر تهاجمی است. پزشکان می توانند با بررسی نشانگان خارجی در بدن اطلاعات ارزشمندی در مورد موارد کم خونی پتانسیلی جمع آوری کنند. در افراد مبتلا به کم خونی، رنگ زردی چشمان، زبان، دست ها و ناخن ها به دلیل کاهش سطوح اکسیژن قابل مشاهده است. رنگ زردی چشم ها به طور خاص می تواند نشانگر مهمی از کم خونی باشد. بنابراین، توسعه روش های تشخیص کم خونی که غیر تهاجمی، هزینه بر و به راحتی دسترسی پذیر هستند، امری بسیار حیاتی است. مخصوصاً تکنیک های یادگیری ماشین (ML) در زمینه های مختلف، به ویژه در پزشکی، که برای تجزیه و تحلیل کم خونی استفاده شده اند، موفقیت هایی را به دست آورده اند، که در آن روش های ML که به طور گسترده مورد استفاده قرار می گیرند، شامل K-Nearest Neighbor (KNN)، Random Forest (RF)، Support Vector Machine (SVM) است. KNN مزیتی دارد که آسان برای پیاده سازی است اما به تغییرات داده ها حساس است و به نقاط پرت حساس است. Naïve Bayes با عملکرد سریع و ساده ای ممتاز است، اما ضعف آن در فرضیه استقلال ویژگی ساده است که ممکن است همیشه برقرار نباشد. RF از بیش برآزش پیشگیری می کند و برای مجموعه داده های بزرگ مناسب است، اما پیچیدگی مدل که مشکل تفسیر است و زمان محاسباتی افزایش می یابد می تواند مانع باشد. SVM به طور موثر با پیچیدگی مدل برخورد می کند، عملکرد خوبی در

فضای ویژگی بالا دارد و به صورت کارآمد با بیش‌برازش مقابله می‌کند. به طور کلی، SVM یک روش قدرتمند و انعطاف‌پذیر برای طبقه‌بندی مجموعه داده‌های متنوع است، حتی اگر نامتعادل باشند. SVM همچنین می‌تواند به عنوان لایه طبقه‌بندی مدل یادگیری عمیق (DL) اعمال شود. حتی با استفاده از SVM می‌توان عملکرد تشخیص مدل‌های DL را بهبود بخشید. از CNN برای تشخیص کم‌خونی استفاده نمی‌شود.

پژوهش‌هایی در زمینه روش‌های خودکار غیر تهاجمی برای تشخیص کم‌خونی چندین سال پیش آغاز شد؛ با این حال، مجموعه داده جامعی برای مقایسه این روش‌های متنوع در حال حاضر وجود ندارد. یک نکته حیاتی برای توجه این است که گروه‌های تحقیقی فردی اغلب با مجموعه داده‌های منحصر به فرد خود عمل می‌کردند. در برخی موارد، این مجموعه داده‌ها بسیار کوچک بودند یا جزئیات صریح در مورد راه‌اندازی آزمایشات نداشتند. علاوه بر این، در برخی موارد، مسائل مهمی مانند تأثیر محیطی ممکن در طول فرآیند گرفتن تصویر، گاهی چشم‌پوشی شده یا به صورت جامع مورد بررسی قرار نگرفته بودند. به علاوه، تجهیزات استفاده شده در برخی از تحقیقات پیچیده و گران‌قیمت بوده است که باعث می‌شود برای توسعه صنعتی گسترده مناسب نباشد.

این پژوهش یک روش مبتنی بر یادگیری ماشین جدید که غیر تهاجمی و هزینه‌بر است را معرفی می‌کند تا در تشخیص خودکار کم‌خونی کمک کند و به حل برخی از این مشکلات حل نشده کمک کند. یک فرآیند آموزش و آزمون با استفاده از تصاویر پوشش‌دهی مخاطی از مجموعه داده شبیه‌سازی دفاعی-کم‌خونی با استفاده از راه‌حل‌های سخت‌افزاری و نرم‌افزاری، با نتایج واعظانه، انجام شد. روش‌شناسی استفاده شده در این کار دو راهبرد را ترکیب می‌کند تا مسئله عدم توازن در داده‌های کلاس را حل کند: تکنیک افزایش مصنوعی اقلیت کمیت (SMOTE) و پیوندهای تومک (Tomek Links). این مطالعه به توسعه یک سیستم تشخیص کم‌خونی خودکار و هزینه‌بر مبتنی بر یادگیری ماشین اهمیت می‌دهد. یکی از چالش‌هایی که در توسعه این روش وجود داشت، اختلاف تعداد تصاویر مخاطی گرفته شده توسط بیماران کم‌خونی و افراد سالم بود. تکنیک SMOTE برای ساخت نمونه

ای مصنوعی از تصاویر مخاطی بیماران کم‌خونی استفاده شد که تعداد نمونه‌ها را در کلاس اقلیت افزایش می‌دهد. در همین حال، تکنیک پیوندهای تومک جفت‌های تصاویر مخاطی همسایه بین بیماران کم‌خونی و افراد سالم را حذف می‌کند. با ترکیب این دو روش، مجموعه داده تصویر مخاطی بین دو کلاس متوازن‌تر شد. پس از موفقیت در فرآیندهای مرتبط با رفع عدم توازن کلاس، توجه به پیاده‌سازی سه روش پیشنهادی در این کار، به عنوان SVM، MobileNetV2، و ترکیب SVM+MobileNetV2، در فرآیند تشخیص کم‌خونی منتقل شد. SVM یک تکنیک طبقه‌بندی داده است که قادر به شناسایی الگوهای پیچیده است. با استفاده از داده‌های متعادل، SVM می‌تواند بین تصاویر مخاطی سالم و تصاویری که به کم‌خونی اشاره می‌کنند، تفاوت کند.

در سال‌های اخیر، توسعه روش‌های غیر تهاجمی برای شناسایی کم‌خونی مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. یکی از این روش‌ها استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که به‌طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند تا اختلالات بالینی را شناسایی و تشخیص دهند. به عنوان مثال، کار اساره و همکاران از یادگیری ماشین برای شناسایی کم‌خونی ناشی از کمبود آهن استفاده کردند. پژوهشگران الگوریتم‌هایی مانند SVM، Naive Bayes، CNN، k-NN و درخت تصمیم را بررسی کردند تا رنگ ناخن‌ها، لمس پالم‌ها و تقسیم شرکتی چشم‌ها را بررسی کنند و تعیین کنند کدام روش دقیق‌تر برای شناسایی کم‌خونی در کودکان است. سه مرحله اصلی این کار جمع‌آوری مجموعه داده، آماده‌سازی داده و طراحی مدل برای تشخیص کم‌خونی بود. طبق یافته‌ها، SVM دقت کمتری یعنی ۹۵.۴٪ داشت و CNN دقت بالاتری یعنی ۹۹.۱۲٪ را داشت. این نتایج نشان می‌دهند که کم‌خونی می‌تواند با استفاده از یک روش غیر تهاجمی به خوبی تشخیص داده شود [۳۳]. مانینو و همکاران در یک تحقیق متفاوت از یک روش جدید و غیر تهاجمی برای تشخیص کم‌خونی استفاده کردند. با استفاده از تکنولوژی تلفن همراه و هوش مصنوعی (AI)، آن‌ها

یک روش از راه دور راه اندازی کردند که امکان غربالگری سریع برای اندازه گیری سطح هموگلوبین را فراهم می کند. این تکنیک شامل گرفتن تصویر چشم، استخراج خودکار مخاط چشم به عنوان منطقه ای از علاقه (ROI) است. مرحله بعدی ارزیابی ROI و استخراج جوانه های کلیدی برای آموزش الگوریتم های یادگیری ماشین برای ارزیابی این است که آیا یک فرد کم خون است یا خیر. این مدل دقتی برابر با ۸۵٪، دقتی برابر با ۸۶٪ و یادآوری ۸۱٪ پس از آزمایش بر روی بیش از ۲۰۰ شرکت کننده داشت. این نتایج نشان می دهند که یک استراتژی غیر تهاجمی با استفاده از تکنولوژی تلفن هوشمند و هوش مصنوعی برای تشخیص سریع و قابل اعتماد کم خونی می تواند مفید باشد [۳۴]. از طریق تجزیه و تحلیل تصویر مخاط چشم بیماران از ایتالیا و هند، تحقیقات دیمارو روش هوشمند جدیدی را بر اساس یادگیری ماشین ایجاد کرده است که به طور خودکار می تواند کم خونی را تشخیص دهد. جامعه علمی اکنون می تواند به این مجموعه داده دسترسی پیدا کند که از طریق یک سری آزمایش های دقیق تولید شده است. این سیستم ها به دلیل استفاده از ابزارهای ارزان قیمت که برای استفاده انبوه و سریع تر در دسترس هستند، برجسته هستند. به علاوه، این مطالعه عملکرد سیستم را با روش های قبلی منتشر شده مقایسه می کند. الگوریتم یادگیری ماشین در این مطالعه از دو منطقه متفاوت از ممبران مخاط چشم استفاده کرده است تا کم خونی را تشخیص دهد. به طور خاص، الگوریتم RUSBoost پس از آموزش کامل با استفاده از تصاویر مخاط پالپربال، عملکرد بسیار خوبی در طبقه بندی بیماران را نشان داده است که کم خونی دارند و کسانی که ندارند [۱۳]. حتی پس از در نظر گرفتن تفاوت های قومی بین بیماران مطالعه، نتایج قابل اطمینان ماندنی بودند. در یک مطالعه جداگانه، دیمارو روش جدیدی برای اندازه گیری کم خونی پیشنهاد داد که شامل سه مشارکت اصلی است. ابتدا الگوریتم تقسیم بندی صفحه دریافت های دیجیتالی چشم برای جدا کردن چشم خوابی ها اعمال شد. سپس دانشمندان روشی استخراج رگ ها برای یافتن رگ ها در تصاویر استفاده کردند. سوم، طبقه بندی برای تعیین اینکه آیا یک فرد کم خون است یا سالم است. این مطالعه بر اساس مجموعه داده های عمومی Eyes-Defy-Anemia است که شامل ۲۱۸ تصویر چشم با استفاده از ابزار خاصی برای کاهش تأثیر نور محیطی است. نتایج جالبی با دقت خوب (۸۸.۵۳٪)، یادآوری (۸۲.۵۳٪) و F_1 score (۸۴.۱۰٪)، به ویژه در آزمون تقسیم بندی مخاط، به دست آمد. نمره F_2 در کار شناسایی کم خونی ۸۶.۴٪ بود زمانی که از ویژگی رنگی کل مخاط استفاده شد و ۸۳.۸٪ زمانی که فقط از ویژگی رنگی رگ استفاده شد [۳۰]. به طور مکمل، ویژگی رنگ و مقدار هموگلوبین به طور خوبی هماهنگ بودند. در یک تحقیق متفاوت، دیمارو و سیمون یک روش را پیشنهاد دادند که آن ها آن را تقسیم بندی گراف می نامند. تقسیم بندی معنایی با این روش در مناطق با معنای تشخیصی خاص انجام می شود. با استفاده از برش نرمال شده برای تقسیم حسی، این روش سعی می کند ویژگی های طیف سنجی هموگلوبین را تغییر دهد. معیارهای استاندارد و ارزیابی های ارتباط بین رنگ منطقه منطقه ای علاقه و سطوح هموگلوبین بر اساس ۹۴ نمونه برای نشان دادن اعتبار این روش استفاده شده است. سن، جنس و محتوای هموگلوبین این نمونه ها متغیر بودند. مناطقی که به طور خودکار توسط این روش تقسیم شده اند برای عملیات تشخیصی مناسب هستند، به ویژه در محاسبه مقدار کمی هموگلوبین از بافت مخاط چشم قابل مشاهده [۳۵].

مشابه نتایج تجربی پیشین، این نتایج بر تشخیص کم خونی از طریق تجزیه و تحلیل تصویر مخاط چشم تمرکز دارند. پژوهشگران همچنین در گذشته از مجموعه متنوعی از تکنیک ها استفاده کرده اند، از جمله طبقه بندی های ساخته شده با الگوریتم های یادگیری ماشین، تقسیم بندی قلبی و تجزیه و تحلیل ویژگی های رنگ. آن ها به دنبال الگوهای بصری بودند که ممکن است کم خونی را در بیماران نشان دهند. با این حال، تفاوت های قابل توجهی بین این مطالعه و چندین مطالعه قبلی وجود دارد. یکی از تفاوت ها استراتژی استفاده شده برای تعادل طبقات است. استراتژی ترکیبی SMOTE و Tomek Links می تواند نتایج برتری را از نظر دقت و عمومیت نسبت به استراتژی های قبلی تولید کند. به علاوه، این مطالعه بر روی کاربرد SVM، MobileNetV2 و ترکیب SVM-MobileNetV2 در تشخیص کم خونی تمرکز دارد. این مطالعه ترکیبی از روش های سنتی و روش های یادگیری را برای مقابله با این موضوع توصیه می کند. این استراتژی تحقیقاتی ممکن است به طور قابل توجهی با رویکردهای دیگر به دلیل مجموعه

داده مورد استفاده و استفاده از الگوریتم MobileNetV2 که دارای مزایایی در تشخیص اشیاء بصری است، متفاوت باشد. این تحقیق می تواند با ترکیب چندین الگوریتم و روش برای برطرف کردن تفاوت های طبقه و استفاده از فناوری به روز به طور قابل توجهی در توسعه تکنیک های تشخیص دقیق و کارآمد کم خونی مشارکت کند. و قابل اعتمادتری را تولید می کند.

روش تحقیق

در این تحقیق به چند بخش تقسیم شده است (شکل ۱)، که اولین بخش آن جمع آوری داده ها است، با مجموعه داده "چشم های-مقاومت-مقابل-با-کم خونی" به عنوان منبع داده. این مجموعه داده شامل تصاویر تقسیم شده از چشم بیماران از ایتالیا و هند است. سپس، عملیات پیش پردازش داده مانند افزایش تصاویر مخاط چشم انجام شد تا داده ها برای یک برنامه یادگیری ماشین آماده شود. علاوه بر این، در چارچوب تحقیق حاضر، روش های SMOTE (تکنیک بالانس کردن بیشترین مصنوعی) و Tomek Links برای تطبیق تفاوت تعداد نمونه ها بین کلاس های بیماران عادی و بیماران کم خون استفاده شده اند [۳۶]، [۳۷]. پس از تعادل داده، آن به دو زیرمجموعه تقسیم می شود: آموزش و آزمون. برای اطمینان از این که کلاس ها به طور منصفانه در هر دو زیرمجموعه نمایان شوند، تقسیم از رویکرد تقسیم برچسب با نسبت ۷۰:۳۰ استفاده می کند [۳۸]، [۳۹].

داده های پیش پردازش شده سپس برای مرحله مدل سازی آماده می شوند که شامل نرمال سازی داده و استخراج ویژگی های مورد نیاز برای یادگیری ماشین است. این چارچوب تحقیق از سه روش مدل سازی متمایز استفاده می کند: ماشین بردار پشتیبان (SVM)، MobileNetV2 و ترکیب MobileNetV2-SVM. هر روش متداول خود را برای استخراج و طبقه بندی اطلاعات از تصاویر مخاط چشم دارد. پس از فرآیند مدل سازی، ارزیابی مدل انجام می شود تا عملکرد هر تکنیک در تشخیص کم خونی ارزیابی شود. موفقیت این رویکردها با استفاده از انواع مختلف معیارهای ارزیابی بررسی شد. نتایج ارزیابی برای استنباط از کارایی رویکردها در تشخیص خودکار کم خونی از طریق تصاویر مخاط چشم در مرحله نهایی استفاده شد.

مجموعه داده و پیش پردازش داده

مجموعه داده این تحقیق، با نام "چشم های-مقاومت-مقابل-با-کم خونی" [۱۳]، یک مشارکت مهم در تلاش ها برای شناسایی کم خونی بر اساس مخاط چشم هاست. این مجموعه داده شامل تصاویر چشم بیماران هندی و ایتالیایی است که با استفاده از تلفن های هوشمند تغییر یافته به دست آمده اند. این روش عکاسی اکثر قسمت های چشم را به طور مناسب نشان می دهد. مناطق مخاط پلپبرال یا کل (پلپبرال و فورنیکال) سپس به طور دستی از این تصاویر چشم شناسایی و جدا شده اند. این مجموعه داده شامل ۲۱۱ نمونه تصویر پس از حذف برخی از نمونه ها بر اساس معیارهای خاص است. این شامل تصاویر چشم تقسیم شده با اندازه ی یکسان است. بیماران ایتالیایی و هندی دو زیرگروه بیماران در این مجموعه داده را تشکیل می دهند. نمونه های خون از ۱۲۳ بیمار ایتالیایی، تصاویر چشم های آن ها را تولید کردند. با این حال، برخی از موارد بررسی ما باید از آنها حذف شود. برای مثال، بیمارانی که فورنیکال مخاط، یک منطقه خاص چشم، در تصاویر آن ها واضح نیست. در نتیجه، ۱۱۶ تصویر چشم از گروه بیماران ایتالیایی برای تجزیه و تحلیل استفاده شد. از سوی دیگر، تصاویر چشم و نمونه های خون ۹۵ بیمار هندی از کراپاکام، چنای، هند، گرفته شده اند. هر تصویر شامل داده های تقسیم شده مانند مخاط پلپبرال، فورنیکال و یک ترکیب است. این به ما امکان می دهد تا سطح فادر را با سطح هموگلوبین (Hb) مرتبط کنیم و عملکرد الگوریتم تقسیم بندی را ارزیابی کنیم.

برای مشخص کردن نیاز به حذف بعضی از نمونه‌ها، می‌بایست مشخص شود که چه بخش‌هایی از تصاویر بیماران موجود نیستند، این بخش‌ها را که نمی‌توان به راحتی دید، می‌توان از تصویر حذف کرد. در اینجا، بعضی از بیماران حذف شده‌اند زیرا مخاط فورنیکال آن‌ها به وضوح قابل مشاهده نبوده است. در غیاب این اطلاعات، تصویر مخاط چشم معتبر نمی‌باشد و نمی‌توان انتظار داشت که الگوریتم‌های یادگیری ماشین به درستی کار کنند. این تحقیق از این موضوع اصولی چشم‌پوشی کرده و فقط از تصاویری که مخاط چشم‌ها به طور واضح قابل رویت است، استفاده کرده است.

هر داده‌ای که به الگوریتم‌های یادگیری ماشین معرفی می‌شود باید معمولاً پیش‌پردازش شود تا به اندازه کافی ماده برای تجزیه و تحلیل باشد. یکی از استراتژی‌های پرکاربرد در پیش‌پردازش تغییر اندازه است. این فرایند اندازه تصویر را کاهش داده و آن‌ها را به صورت ماتریسی که الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند تجزیه و تحلیل کنند، تبدیل می‌کند. در اینجا، ابتدا تصاویر مخاط چشم به ابعاد 1067×800 پیکسل و با سه مولفه رنگی (R)، G و B دارند. با این حال، در این فرایند اندازه تصاویر به 224×224 پیکسل با سه مولفه رنگی کاهش می‌یابد. سپس، مقادیر پیکسل‌ها در هر تصویر نرمال می‌شوند. این بدان معناست که هر مقدار پیکسل در تصویر بر ۲۵۵.۰ تقسیم می‌شود که باعث می‌شود مقدار پیکسل بین ۰ تا ۱ باشد. این کار اطمینان می‌دهد که داده‌ها به صورت یکنواخت مقیاس شوند و الگوریتم‌های یادگیری ماشین بتوانند آن‌ها را به درستی پردازش کنند.

یافته ها

جدول شماره ۱ مقایسه‌ای از عملکرد مدل‌های مختلف در پژوهش ما را نشان می‌دهد. در این جدول، پنج مدل مختلف (Logistic Regression، K-Nearest Neighbors، Support Vector Machine، Decision Tree و Random Forest) بر اساس چهار معیار ارزیابی (دقت، $\text{score}\backslash F$ ، میانگین مربعات خطای، و بازخوانی) مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

۱. ***دقت (Accuracy):*** این معیار نشان دهنده درصد داده‌هایی است که به درستی توسط مدل تشخیص داده شده‌اند. بر اساس جدول، مدل‌های Decision Tree و Random Forest دقت ۱ (یعنی ۱۰۰٪) دارند که نشان می‌دهد که تمامی داده‌ها به درستی تشخیص داده شده‌اند. Logistic Regression نیز با دقت ۹۷.۵ درصد نزدیک به عملکرد این دو مدل بوده است، در حالی که مدل‌های K-Nearest Neighbors و Support Vector Machine دقت کمتری داشته‌اند.

۲. *** $\text{score}\backslash F$ ***: این معیار میانگین هندسی از دقت (Precision) و بازخوانی (Recall) است و به عنوان یک معیار جامع استفاده می‌شود. مدل‌های Decision Tree و Random Forest با $\text{score}\backslash F$ برابر با ۱ نشان می‌دهند که هم دقت و هم بازخوانی آنها بهینه است. در حالی که مدل‌های Logistic Regression و K-Nearest Neighbors نیز عملکرد خوبی در این معیار داشته‌اند، مدل Support Vector Machine دقت و بازخوانی صفر دارد که نشان می‌دهد که به‌طور کلی این مدل به درستی نتوانسته است داده‌ها را تشخیص دهد.

۳. ***میانگین مربعات خطا (MSE):*** این معیار در مدل‌هایی که برای پیش‌بینی اعداد استفاده می‌شوند، معمولاً استفاده می‌شود. در جدول، مدل‌های Decision Tree و Random Forest دارای MSE برابر با صفر هستند که نشان می‌دهد که خطا در پیش‌بینی اعداد به صفر می‌رسد. در حالی که مدل‌های Logistic Regression و K-Nearest Neighbors دارای MSE کمی بیشتر هستند که نشان‌دهنده وجود خطا در پیش‌بینی اعداد است. مدل Support Vector Machine نیز دارای MSE بالایی است که نشان می‌دهد عملکرد ضعیف آن در پیش‌بینی اعداد.



۴. *****بازخوانی (Recall)*****: این معیار نشان دهنده توانایی مدل در شناسایی کلیه نمونه‌های مثبت است. در جدول، مدل‌های Decision Tree و Random Forest با بازخوانی برابر با ۱ نشان می‌دهند که تمامی داده‌های مثبت به درستی شناسایی شده‌اند. در حالی که مدل‌های Logistic Regression و K-Nearest Neighbors نیز عملکرد قابل قبولی در این معیار داشته‌اند، مدل Support Vector Machine عملکرد نامطلوبی داشته و توانایی شناسایی داده‌های مثبت را نداشته است.

Model	Accuracy	F1-score	MSE	RECALL
Logistic Regression	0.975309	0.947368	0.024691	0.9
K-Nearest Neighbors	0.851852	0.6	0.148148	0.45
Support Vector Machine	0.753086	0	0.246914	0
Decision Tree	1	1	0	1
Random Forest	1	1	0	1

جدول ۱

در نمودار ROC[1] که عملکرد مدل‌های مختلف یادگیری ماشین را نشان می‌دهد. در این نمودار، نرخ مثبت واقعی در محور عمودی و نرخ مثبت غلط در محور افقی قرار دارند. هر خط در نمودار به یک مدل خاص اشاره دارد و با رنگ‌های متفاوت برجسته شده است. این نمودار به شرح زیر است:

خط ROC مدل رگرسیون لجستیک (Logistic Regression) با رنگی آبی و مساحت زیر نمودار برابر با ۱.۰۰، که نشان‌دهنده عملکرد عالی در تشخیص دسته‌بندی است.

خط ROC مدل K-Nearest Neighbors (K-Nearest Neighbors) با رنگی قرمز و مساحت زیر نمودار برابر با ۰.۷۵، که نشان‌دهنده عملکرد متوسط در تشخیص دسته‌بندی است.

خط ROC مدل ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) با رنگی سبز و مساحت زیر نمودار برابر با ۰.۹۹، که نشان‌دهنده عملکرد بسیار خوب در تشخیص دسته‌بندی است.

خط ROC مدل درخت تصمیم (Decision Tree) با رنگی نارنجی و مساحت زیر نمودار برابر با ۰.۹۷، که نشان‌دهنده عملکرد خوب در تشخیص دسته‌بندی است.

خط ROC مدل جنگل تصادفی (Random Forest) با رنگی بنفش و مساحت زیر نمودار برابر با ۱.۰۰، که نشان‌دهنده عملکرد عالی در تشخیص دسته‌بندی است.

این نمودارها به عنوان ابزاری برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها در تشخیص دسته‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. مساحت زیر نمودار (AUC) نشان‌دهنده دقت مدل در تشخیص دسته‌بندی است. مقادیر AUC نزدیک به ۱ نشان‌دهنده عملکرد عالی و نزدیک به ۰.۵ نشان‌دهنده عملکرد ضعیف‌تر است.

در یک ماتریس درهم‌ریختگی که به صورت یک جدول $n \times n$ نمایش داده می‌شود، که در آن n تعداد دسته‌ها را نمایان می‌کند. در یک مساله دسته‌بندی دوتایی (binary classification)، n برابر با ۲ است.

محورهای این ماتریس به شرح زیر هستند:

محور افقی: برچسب‌های پیش‌بینی شده توسط مدل

محور عمودی: برچسب‌های واقعی

در این ماتریس، چهار حالت ممکن برای هر نمونه داده وجود دارد:

True Positive (TP): تعداد نمونه‌هایی که به درستی به دسته مثبت تشخیص داده شده‌اند.

False Negative (FN): تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه به دسته منفی تشخیص داده شده‌اند.

True Negative (TN): تعداد نمونه‌هایی که به درستی به دسته منفی تشخیص داده شده‌اند.

False Positive (FP): تعداد نمونه‌هایی که به اشتباه به دسته مثبت تشخیص داده شده‌اند.

که ما ۴ نوع مدل ماتریس را در موارد اینجا مورد ارزیابی قرار داده ایم که عبارتند از Knn و لجستیک و svm و درخت تصمیم [1][2][3][4][5] می‌باشد و بهترین عملکرد را مدل ما لجستیک بوده است.

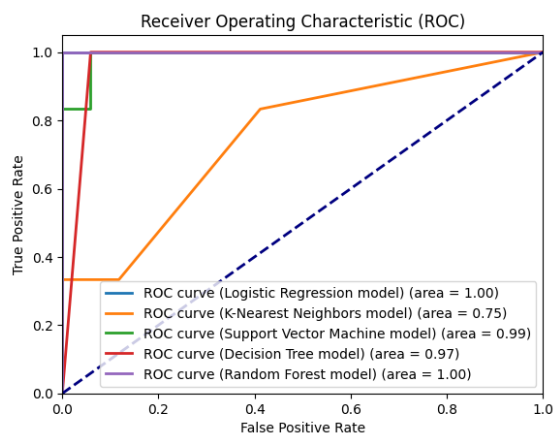


Figure ۱ نمودار ROC [93]

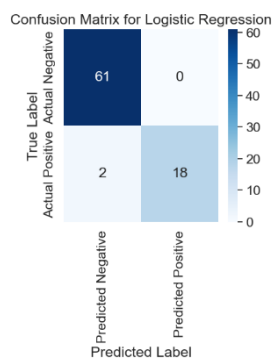


Figure 2 ماتریس در هم‌ریختگی مربوط به لجستیک

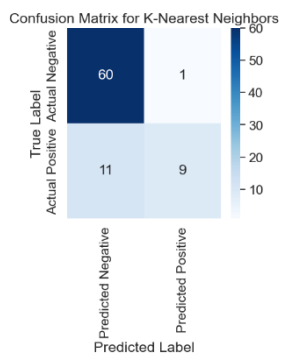


Figure 3 knn ماتریس در هم‌ریختگی مربوط به

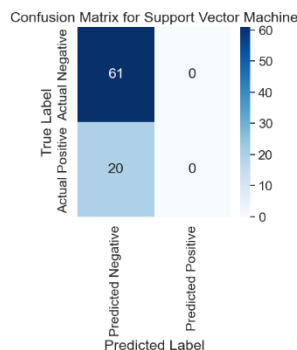


Figure 4 ماتریس درهم ریختگی مربوط به vm

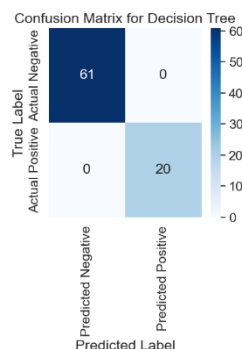


Figure ۵ ماتریس درهم ریختگی مربوط به درخت تصمیم

فرمول ها و روابط ریاضی؛ که ما استفاده کرده ایم عبارتند از

۱- دقت (**Accuracy): نسبت تعداد نمونه هایی که به درستی تشخیص داده شده اند به کل نمونه ها $\frac{TP}{TP+FP}$ [89]

۲- امتیاز اف-مقیاس (F۱ score): میانگین هارمونیک دقت و بازخوانی مدل بر روی داده های آموزشی .

$$\frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} [90]$$

۳- میانگین مربعات خطای (**MSE): میانگین مربعات اختلاف بین پیش بینی های مدل و مقادیر واقعی .

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 [91]$$

۴- بازخوانی (**Recall): نسبت تعداد نمونه های واقعی مثبتی که به درستی تشخیص داده شده اند به کل تعداد نمونه های

$$\frac{TP}{TP + FN} [92]$$

بحث و نتیجه گیری :

با توجه به نتایج حاصل از مدل های یادگیری ماشین مختلف، می توانیم به نتیجه گیری های زیر برسیم:



۱. مدل درخت تصمیم و جنگل تصادفی دقت بسیار بالایی در تشخیص کم‌خونی دارند، که به ترتیب با دقت و F score برابر ۱ و خطا مربعات متوسط برابر با صفر، نشان می‌دهند که این مدل‌ها عملکرد بسیار عالی دارند.
۲. همچنین، رگرسیون لجستیک نیز نتایج قابل قبولی داشته و دقت و F score آن به ترتیب برابر با ۰.۹۷۵ و ۰.۹۴۷ است. این نتایج نشان می‌دهند که این مدل همچنان از دقت بالایی برخوردار است.

۳. اما مدل‌های ماشین بردار پشتیبانی و K-Nearest Neighbors عملکرد کمتری داشته‌اند. این مدل‌ها دقت و F score کمتری نسبت به مدل‌های قبلی دارند و در تشخیص کم‌خونی موفقیت چندانی نداشته‌اند.

با توجه به نتایج بالا، می‌توانیم استنتاج بگیریم که مدل‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی مناسب‌ترین گزینه‌ها برای تشخیص کم‌خونی بر اساس مخاط چشم‌ها هستند. این مدل‌ها علاوه بر دقت بالا، برای پیش‌بینی‌های خود همگرایی بسیار خوبی دارند و از خطاهای معمولاً پایینی برخوردارند.

منابع:

- [1] J. L. Alzubaidi, M. A. Fadhel, O. Al-Shamma, J. Zhang, and Y. Duan, "Deep learning models for classification of red blood cells in microscopy images to aid in sickle cell anemia diagnosis," *Electronics*, vol. 9, no. 3, p. 427, Mar. 2020, doi: 10.3390/electronics9030427.
- [2] A. D'Alessandro, G. Liunbruno, G. Grazzini, and L. Zolla, "Red blood cell storage: The story so far," *Blood Transfus.*, vol. 8, no. 2, p. 82, 2010, doi: 10.2450/2009.0122-09.
- [3] C. M. Chaparro and P. S. Suchdev, "Anemia epidemiology, pathophysiology, and etiology in low- and middle-income countries," *Ann. New York Acad. Sci.*, vol. 1450, no. 1, pp. 15–31, Aug. 2019, doi: 10.1111/nyas.14092.
- [4] P. Paul, P. Chouhan, and A. Zaveri, "Impact of child marriage on nutritional status and anaemia of children under 5 years of age: Empirical evidence from India," *Public Health*, vol. 177, pp. 95–101, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.puhe.2019.08.008.
- [5] A. Kumar, E. Sharma, A. Marley, M. A. Samaan, and M. J. Brookes, "Iron deficiency anaemia: Pathophysiology, assessment, practical management," *BMJ Open Gastroenterol.*, vol. 9, no. 1, Jan. 2022, Art. no. e000759, doi: 10.1136/bmjgast-2021-000759.
- [6] P. W. Marks, "Anemia: Clinical approach," in *Concise Guide to Hematology*. Cham, Switzerland: Springer, 2019, pp. 21–27.
- [7] J. Dybas, F. C. Alcicek, A. Wajda, M. Kaczmarska, A. Zimna, K. Bulat, A. Blat, T. Stepanenko, T. Mohaissen, E. Szczesny-Malysiak, D. Perez-Guaita, B. R. Wood, and K. M. Marzec, "Trends in biomedical analysis of red blood cells—Raman spectroscopy against other spectroscopic, microscopic and classical techniques," *TrAC Trends Anal. Chem.*, vol. 146, Jan. 2022, Art. no. 116481, doi: 10.1016/j.trac.2021.116481.
- [8] V. Jain, M. G. Munro, and H. O. D. Critchley, "Contemporary evaluation of women and girls with abnormal uterine bleeding: FIGO systems 1 and 2," *Int. J. Gynecol. Obstetrics*, vol. 162, no. S2, pp. 29–42, Aug. 2023, doi: 10.1002/ijgo.14946.
- [9] L. L. Mendes, A. M. B. V. D. Costa, M. D. P. Gonçalves, and M. F. Beirão, "Reticulocyte count from buffy coats: Medular recovery after blood donation," *Int. J. Health Sci.*, vol. 2, no. 58, pp. 2–13, Sep. 2022, doi: 10.22533/at.ed.1592582229092.
- [10] H. K. Abdul-Hussein, H. S. Al-Mammori, and M. K. Hassan, "Evaluation of the expression of red blood cell CD36, interleukin-6 and interleukin-8 in sickle cell anemia pediatric patients," *Cytokine*, vol. 143, Jul. 2021, Art. no. 155534, doi: 10.1016/j.cyto.2021.155534.
- [11] P.-H. Yu, M.-Y. Lin, Y.-W. Chiu, J.-J. Lee, S.-J. Hwang, C.-C. Hung, and H.-C. Chen, "Low serum iron is associated with anemia in CKD stage 1–4 patients with normal transferrin saturations," *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–10, Apr. 2021, doi: 10.1038/s41598-021-87401-w.
- [12] M. D. Cappellini, K. M. Musallam, and A. T. Taher, "Iron deficiency anaemia revisited," *J. Internal Med.*, vol. 287, no. 2, pp. 153–170, Feb. 2020, doi: 10.1111/joim.13004.
- [13] G. Dimauro, M. E. Griseta, M. G. Camporeale, F. Clemente, A. Guarini, and R. Maglietta, "An intelligent non-invasive system for automated diagnosis of anemia exploiting a novel dataset," *Artif. Intell. Med.*, vol. 136,

Feb. 2023, Art. no. 102477, doi: 10.1016/j.artmed.2022.102477.

[14] N. Kobayashi, A. Yoshino, M. Ishikawa, and S. Homma, "Anemia examination using a hyperspectral camera in telecare system," in Proc. IEEE 3rd Global Conf. Life Sci. Technol. (LifeTech), Mar. 2021, pp. 475–476, doi: 10.1109/LifeTech52111.2021.9391912.

[15] M. Jaiswal, A. Srivastava, and T. J. Siddiqui, "Machine learning algorithms for anemia disease prediction," in Recent Trends in Communication, Computing, and Electronics (Lecture Notes in Electrical Engineering), vol. 524. Singapore: Springer, 2019, pp. 463–469.
9304 VOLUME 12, 2024

Muljono et al.: Breaking Boundaries in Diagnosis: Non-Invasive Anemia Detection Empowered by AI

[16] A. Dixit, R. Jha, R. Mishra, and S. Vhatkar, "Prediction of anemia disease using machine learning algorithms," in Intelligent Computing and Networking. Singapore: Springer, 2023, pp. 229–238.

[17] S. De and B. Chakraborty, "Case-based reasoning (CBR)-based anemia severity detection system (ASDS) using machine learning algorithm," in Proc. Int. Conf. Adv. Mach. Learn. Technol. Appl. Singapore: Springer, 2021, pp. 621–632.

[18] M. A. Araaf, K. Nugroho, and D. R. I. M. Setiadi, "Comprehensive analysis and classification of skin diseases based on image texture features using K-nearest neighbors algorithm," J. Comput. Theories Appl., vol. 1, no. 1, pp. 31–40, Sep. 2023, doi: 10.33633/jcta.v1i1.9185.

[19] F. Mustofa, A. N. Safriandono, A. R. Muslikh, and D. R. I. M. Setiadi, "Dataset and feature analysis for diabetes mellitus classification using random forest," J. Comput. Theories Appl., vol. 1, no. 1, pp. 41–48, Sep. 2023, doi: 10.33633/jcta.v1i1.9190.

[20] L. Ji, S. Wu, and X. Gu, "A facial expression recognition algorithm incorporating SVM and explainable residual neural network," Signal, Image Video Process., vol. 17, no. 8, pp. 4245–4254, Nov. 2023, doi: 10.1007/s11760-023-02657-1.

[21] X. Yang, Z. Hua, L. Zhang, X. Fan, F. Zhang, Q. Ye, and L. Fu, "Preferred vector machine for forest fire detection," Pattern Recognit., vol. 143, Nov. 2023, Art. no. 109722, doi: 10.1016/j.patcog.2023.109722.

[22] P. Tavana, M. Akraminia, A. Koochari, and A. Bagherifard, "Classification of spinal curvature types using radiography images: deep learning versus classical methods," Artif. Intell. Rev., vol. 56, no. 11, pp. 13259–13291, 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10480-w.

[23] S. Wang, B. Liu, Y.-L. Wang, Y. Hu, J. Liu, X.-D. He, J. Yuan, and Q. Wu, "Machine learning-based human motion recognition via wearable plastic fiber sensing system," IEEE Internet Things J., vol. 10, no. 20, pp. 17893–17904, Oct. 2023, doi: 10.1109/JIOT.2023.3277829.

[24] M. S. Sunarjo, H.-S. Gan, and D. R. I. M. Setiadi, "High-performance convolutional neural network model to identify COVID-19 in medical images," J. Comput. Theories Appl., vol. 1, no. 1, pp. 19–30, Aug. 2023, doi: 10.33633/jcta.v1i1.8936.

[25] R. N. Wessner, R. Frozza, D. Duarte da Silva Bagatini, and R. F. Molz, "Recognition of weeds in corn crops: System with convolutional neural networks," J. Agricult. Food Res., vol. 14, Dec. 2023, Art. no. 100669, doi: 10.1016/j.jafr.2023.100669.

[26] M. H. Rahman, M. K. A. Jannat, M. S. Islam, G. Grossi, S. Bursic, and M. Aktaruzzaman, "Real-time face mask position recognition system based on MobileNet model," Smart Health, vol. 28, Jun. 2023,

- Art. no. 100382, doi: 10.1016/j.smhl.2023.100382.
- [27] H. T. Adityawan, O. Farroq, S. Santosa, H. M. M. Islam, M. K. Sarker, and D. R. I. M. Setiadi, "Butterflies recognition using enhanced transfer learning and data augmentation," *J. Comput. Theories Appl.*, vol. 1, no. 2, pp. 115–128, Nov. 2023, doi: 10.33633/jcta.v1i2.9443.
- [28] H. Shrestha, S. C. B. Jaganathan, C. Dhasarathan, and K. Suriyan, "Detection and classification of dermatoscopic images using segmentation and transfer learning," *Multimedia Tools Appl.*, vol. 82, no. 15, pp. 23817–23831, Jun. 2023, doi: 10.1007/s11042-023-14752-z.
- [29] X. Wu, Z. Luo, and H. Xu, "Recognition of pear leaf disease under complex background based on DBPNet and modified mobilenetV2," *IET Image Process.*, vol. 17, no. 10, pp. 3055–3067, Aug. 2023, doi: 10.1049/ipr2.12855.
- [30] G. Dimauro, M. G. Camporeale, A. Dipalma, A. Guarini, and R. Maglietta, "Anaemia detection based on sclera and blood vessel colour estimation," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 81, Mar. 2023, Art. no. 104489, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104489.
- [31] P. Soltanzadeh and M. Hashemzadeh, "RCSMOTE: Range-controlled synthetic minority over-sampling technique for handling the class imbalance problem," *Inf. Sci.*, vol. 542, pp. 92–111, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.ins.2020.07.014.
- [32] Q. Ning, X. Zhao, and Z. Ma, "A novel method for identification of glutarylation sites combining borderline-SMOTE with totem links technique in imbalanced data," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinf.*, vol. 19, no. 5, pp. 2632–2641, Sep. 2022, doi: 10.1109/TCBB.2021.3095482.
- [33] P. Appiahene, J. W. Asare, E. T. Donkoh, G. Dimauro, and R. Maglietta, "Detection of iron deficiency anemia by medical images: A comparative study of machine learning algorithms," *BioData Mining*, vol. 16, no. 1, pp. 1–20, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s13040-023-00319-z>
- [34] R. G. Mannino, D. R. Myers, E. A. Tyburski, C. Caruso, J. Boudreaux, T. Leong, G. D. Clifford, and W. A. Lam, "Smartphone app for non-invasive detection of anemia using only patient-sourced photos," *Nature Commun.*, vol. 9, no. 1, p. 4924, Dec. 2018, doi: 10.1038/s41467-018-07262-2.
- [35] G. Dimauro and L. Simone, "Novel biased normalized cuts approach for the automatic segmentation of the conjunctiva," *Electronics*, vol. 9, no. 6, p. 997, Jun. 2020, doi: 10.3390/electronics9060997.
- [36] E. F. Swana, W. Doorsamy, and P. Bokoro, "Tomek link and SMOTE approaches for machine fault classification with an imbalanced dataset," *Sensors*, vol. 22, no. 9, p. 3246, Apr. 2022, doi: 10.3390/s22093246.
- [37] S. Wang, Y. Dai, J. Shen, and J. Xuan, "Research on expansion and classification of imbalanced data based on SMOTE algorithm," *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–11, Dec. 2021, doi: 10.1038/s41598-021-03430-5.
- [38] S. Demir and E. K. Sahin, "Comparison of tree-based machine learning algorithms for predicting liquefaction potential using canonical correlation forest, rotation forest, and random forest based on CPT data," *Soil Dyn. Earthq. Eng.*, vol. 154, Mar. 2022, Art. no. 107130, doi: 10.1016/j.soildyn.2021.107130.
- [39] S. Demir and E. K. Sahin, "An investigation of feature selection methods for soil liquefaction prediction based on tree-based ensemble algorithms using AdaBoost, gradient boosting, and XGBoost," *Neural Comput. Appl.*,

- vol. 35, no. 4, pp. 3173–3190, 2023, doi: 10.1007/S00521-022-07856-4.
- [40] P. Chlap, H. Min, N. Vandenberg, J. Dowling, L. Holloway, and A. Haworth, “A review of medical image data augmentation techniques for deep learning applications,” *J. Med. Imag. Radiat. Oncol.*, vol. 65, no. 5, pp. 545–563, Aug. 2021, doi: 10.1111/1754-9485.13261.
- [41] O. O. Abayomi-Alli, R. Damaševičius, S. Misra, and R. Maskeliūnas, “Cassava disease recognition from low-quality images using enhanced data augmentation model and deep learning,” *Expert Syst.*, vol. 38, no. 7, p. e12746, Nov. 2021, doi: 10.1111/exsy.12746.
- [42] K. M. Hosny, M. A. Kassem, and M. M. Foad, “Classification of skin lesions using transfer learning and augmentation with alex-net,” *PLoS ONE*, vol. 14, no. 5, May 2019, Art. no. e0217293, doi: 10.1371/journal.pone.0217293.
- [43] M. Liu, W. Yang, X. Zhu, J. Chen, X. Chen, L. Yang, and E. H. Helmer, “An improved flexible spatiotemporal DATA fusion (IFSDAF) method for producing high spatiotemporal resolution normalized difference vegetation index time series,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 227, pp. 74–89, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.rse.2019.03.012.
- [44] G. A. Kaissis, M. R. Makowski, D. Rückert, and R. F. Braren, “Secure, privacy-preserving and federated machine learning in medical imaging,” *Nature Mach. Intell.*, vol. 2, no. 6, pp. 305–311, Jun. 2020, doi: 10.1038/s42256-020-0186-1.
- [45] N. Moshkov, B. Mathe, A. Kertesz-Farkas, R. Hollandi, and P. Horvath, “Test-time augmentation for deep learning-based cell segmentation on microscopy images,” *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–7, Mar. 2020, doi: 10.1038/s41598-020-61808-3.
- [46] R. Hao, K. Namdar, L. Liu, M. A. Haider, and F. Khalvati, “A comprehensive study of data augmentation strategies for prostate cancer detection in diffusion-weighted MRI using convolutional neural networks,” *J. Digit. Imag.*, vol. 34, no. 4, pp. 862–876, 2021, doi: 10.1007/S10278-021-00478-7.
- [47] A. Timofeev, A. Fadeeva, A. Afonin, C. Musat, and A. Maksai, “DSS: Synthesizing long digital ink using data augmentation, style encoding and split generation,” in *Proc. Int. Conf. Document Anal. Recognit.*, 2023, pp. 217–235, doi: 10.1007/978-3-031-41685-9_14.
- [48] C. I. Nwoye, T. Yu, C. Gonzalez, B. Seeliger, P. Mascagni, D. Mutter, J. Marescaux, and N. Padoy, “Rendezvous: Attention mechanisms for the recognition of surgical action triplets in endoscopic videos,” *Med. Image Anal.*, vol. 78, May 2022, Art. no. 102433, doi: 10.1016/j.media.2022.102433.
- [49] N. V. Sharma and N. S. Yadav, “An optimal intrusion detection system using recursive feature elimination and ensemble of classifiers,” *Microprocessors Microsyst.*, vol. 85, Sep. 2021, Art. no. 104293, doi: 10.1016/j.micpro.2021.104293.
- [50] R. Amanda and E. S. Negara, “Analysis and implementation machine learning for Youtube data classification by comparing the performance of classification algorithms,” *J. Online Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 61–72, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.15575/join.v5i1.505>
- [51] V. Sampath, I. Murtua, J. J. A. Martín, A. Iriondo, I. Lluvia, and G. Aizpurua, “Intraclass image augmentation for defect detection using generative adversarial neural networks,” *Sensors*, vol. 23, no. 4, p. 1861, 2023, doi: 10.3390/S23041861.
- VOLUME 12, 2024 9305

- [52]. Mumuni and F. Mumuni, "Data augmentation: A comprehensive survey of modern approaches," *Array*, vol. 16, Dec. 2022, Art. no. 100258, doi: 10.1016/j.array.2022.100258.
- [53] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic minority over-sampling technique," *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 16, pp. 321–357, Jun. 2002, doi: 10.1613/jair.953.
- [54] R. M. Pereira, Y. M. G. Costa, and C. N. Silla Jr., "MLTL: A multi-label approach for the torek link undersampling algorithm," *Neurocomputing*, vol. 383, pp. 95–105, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.neucom.2019.11.076.
- [55] P. Wagner, N. Strodthoff, R.-D. Boussejot, D. Kreiseler, F. I. Lunze, W. Samek, and T. Schaeffter, "PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset," *Sci. Data*, vol. 7, no. 1, pp. 1–15, May 2020, doi: 10.1038/s41597-020-0495-6.
- [56] S. Bauskar, P. Jain, and M. Gyanchandani, "A noninvasive computerized technique to detect anemia using images of eye conjunctiva," *Pattern Recognit. Image Anal.*, vol. 29, no. 3, pp. 438–446, 2019, doi: 10.1134/S1054661819030027.
- [57] G. Battineni, N. Chintalapudi, and F. Amenta, "Machine learning in medicine: Performance calculation of dementia prediction by support vector machines (SVM)," *Informat. Med. Unlocked*, vol. 16, Jan. 2019, Art. no. 100200, doi: 10.1016/j.imu.2019.100200.
- [58] H. Al Azies and G. Anuraga, "Classification of underdeveloped areas in Indonesia using the SVM and k-NN algorithms," *Jurnal ILMU DASAR*, vol. 22, no. 1, p. 31, Jan. 2021, doi: 10.19184/jid.v22i1.16928.
- [59] N. Shafaf and H. Malek, "Applications of machine learning approaches in emergency medicine; a review article," *Arch. Acad. Emergency Med.*, vol. 7, no. 1, p. e34, 2019, doi: 10.22037/aaem.v7i1.410.
- [60] H. Al Azies, D. Trishnanti, and E. P. H. Mustikawati, "Comparison of kernel support vector machine (SVM) in classification of human development index (HDI)," *IPTEK J. Proc. Ser.*, vol. 0, no. 6, pp. 53–57, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/01621459.2023.2197686>
- [61] S. Rahman, F. M. Javed, M. Shamrat, Z. Tasnim, J. Roy, and S. A. Hossain, "A comparative study on liver disease prediction using supervised machine learning algorithms," *Int. J. Sci. Technol. Res.*, vol. 8, no. 11, pp. 419–422, 2019. [Online]. Available: <http://www.ijstr.org>
- [62] F. Anowar, S. Sadaoui, and B. Selim, "Conceptual and empirical comparison of dimensionality reduction algorithms (PCA, KPCA, LDA, MDS, SVD, LLE, ISOMAP, LE, ICA, t-SNE)," *Comput. Sci. Rev.*, vol. 40, May 2021, Art. no. 100378, doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100378.
- [63] J. Bharadiya and J. P. Bharadiya, "A tutorial on principal component analysis for dimensionality reduction in machine learning," *Int. J. Innov. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 5, pp. 2028–2032, 2023, doi: 10.5281/zenodo.8002436.
- [64] G. H. Christa, J. Jesica, A. Anisha, and K. M. Sagayam, "CNN-based mask detection system using OpenCV and MobileNetV2," in *Proc. 3rd Int. Conf. Signal Process. Commun. (ICPSC)*, May 2021, pp. 115–119, doi: 10.1109/ICSPC51351.2021.9451688.
- [65] S. B. Imanulloh, A. R. Muslikh, and D. R. I. M. Setiadi, "Plant diseases classification based leaves image using convolutional neural network," *J. Comput. Theories Appl.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, Aug. 2023, doi: 10.33633/jcta.v1i1.8877.
- [66] K. Dong, C. Zhou, Y. Ruan, and Y. Li, "MobileNetV2 model for image

- classification,” in Proc. 2nd Int. Conf. Inf. Technol. Comput. Appl. (ITCA), Dec. 2020, pp. 476–480, doi: 10.1109/ITCA52113.2020.00106.
- [67] P. Arafin, A. Issa, and A. H. M. M. Billah, “Performance comparison of multiple convolutional neural networks for concrete defects classification,” *Sensors*, vol. 22, no. 22, p. 8714, Nov. 2022, doi: 10.3390/s22228714.
- [68] A. Agrawal. (2021). Detecting Anemia From Retinal Images Using Deep Learning. [Online]. Available: <http://localhost:8080/xmlui/handle/10263/7292>
- [69] T. F. Mahdi, H. G. Daway, and J. Jouda, “White blood cell detection and classification using transfer Densenet201 and Mobilenetv2 learning models,” *AIP Conf.*, vol. 2830, no. 1, p. 40013, 2023, doi: 10.1063/5.0156771.
- [70] S. Taufiqurrahman, A. Handayani, B. R. Hermanto, and T. L. E. R. Mengko, “Diabetic retinopathy classification using a hybrid and efficient MobileNetV2-SVM model,” in Proc. IEEE REGION Conf. (TENCON), Nov. 2020, pp. 235–240, doi: 10.1109/TENCON50793.2020.9293739.
- [71] A. Michele, V. Colin, and D. D. Santika, “MobileNet convolutional neural networks and support vector machines for palmprint recognition,” *Proc. Comput. Sci.*, vol. 157, pp. 110–117, Jan. 2019,
- N. Mathai, Y. Chen, and J. Kirchmair, “Validation strategies for target prediction methods,” *Briefings Bioinf.*, vol. 21, no. 3, pp. 791–802, May 2020, doi: 10.1093/bib/bbz026.
- [73] S. Bates, T. Hastie, and R. Tibshirani, “Cross-validation: What does it estimate and how well does it do it?” *J. Amer. Stat. Assoc.*, pp. 1–12, May 2023, doi: 10.1080/01621459.2023.2197686.
- [74] S. Prusty, S. Patnaik, and S. K. Dash, “SKCV: Stratified K-fold cross-validation on ML classifiers for predicting cervical cancer,” *Frontiers Nanotechnol.*, vol. 4, Aug. 2022, Art. no. 972421, doi: 10.3389/FNANO.2022.972421.
- [75] A. A. Winoto and A. F. V. Roy, “Model of predicting the rating of bridge conditions in Indonesia with regression and K-fold cross validation,” *Int. J. Sustain. Construction Eng. Technol.*, vol. 14, no. 1, pp. 249–259, Feb. 2023, doi: 10.30880/ijscet.2023.14.01.022.
- [76] G. N. Ahmad, H. Fatima, S. Ullah, A. S. Saidi, and Imdadullah, “Efficient medical diagnosis of human heart diseases using machine learning techniques with and without GridSearchCV,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 80151–80173, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3165792.
- [77] M. Grandini, E. Bagli, and G. Visani, “Metrics for multi-class classification: An overview,” 2020, arXiv:2008.05756.
- [78] C. M. Burlacu, A. C. Burlacu, and M. Praisler, “Sensitivity analysis of artificial neural networks identifying JWH synthetic cannabinoids built with alternative training strategies and methods,” *Inventions*, vol. 7, no. 3, p. 82, Sep. 2022, doi: 10.3390/inventions7030082.
- [79] M. Jahangiri, M. Jahangiri, and M. Najafgholipour, “The sensitivity and specificity analyses of ambient temperature and population size on the transmission rate of the novel coronavirus (COVID-19) in different provinces of Iran,” *Sci. Total Environ.*, vol. 728, Aug. 2020, Art. no. 138872, doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.138872.
- [80] G. Xu, M. Hu, and C. Ma, “Secure and smart autonomous multi-robot systems for opinion spammer detection,” *Inf. Sci.*, vol. 576, pp. 681–693, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.ins.2021.07.072.

[81] M. Shafiq, Z. Tian, A. K. Bashir, X. Du, and M. Guizani, "Cor-rAUC: A malicious bot-IoT traffic detection method in IoT network using machine-learning techniques," IEEE Internet Things J., vol. 8, no. 5, pp. 3242–3254, Mar. 2021

۸۴. Logistic Regression: ** برای

- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). Applied logistic regression (Vol. 398). John Wiley & Sons.

۸۵ - Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. The American Statistician, 46(3), 175-185.

- Cover, T., & Hart, P. (1967). Nearest neighbor pattern classification. IEEE transactions on Information Theory, 13(1), 21-27.

۸۶. - Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20(3), 273-297.

۸۷ - Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). Classification and regression trees. CRC press.

۸۸ - Breiman, L. (2001). Random forests. Machine learning, 45(1), 5-32.

۸۹ -Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE transactions on Neural Networks, 13(2), 415-425.

۹۰ Powers, D. M. (2011). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. Journal of machine learning technologies, 2(1), 37-63.

۹۱ -Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. Springer Science & Business Media.

۹۲-

- مقاله: Powers, D. M. (2011). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. Journal of machine learning technologies, 2(1), 37-63.

به عنوان معیارهای ارزیابی برای مدل‌های دسته‌بندی مورد بررسی و Precision و Recall در این مقاله، معیارهای مقایسه قرار گرفته‌اند.

-مقاله ۹۳: Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. Pattern recognition letters, 27(8), 861-874.

validation data:

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. Springer Science & Business Media.