

**دانشکده برق و کامپیوتر**

**پايان‌نامه دوره‌ كارشناسي مهندسي کامپیوتر**

راه اندازی مرکز تماس کوچک بر بستر VOIP

**نگارش:**

**نادعلی خلیلی**

**استاد راهنما:**

**دکتر محمد رحمانی منش**

**تابستان 1401**





**دانشکده برق و کامپیوتر**

**پايان‌نامه دوره‌ كارشناسي مهندسي کامپیوتر**

**راه اندازی مرکز تماس کوچک بر بستر VOIP**

**نگارش:**

**نادعلی خلیلی**

**استاد راهنما:**

**دکتر محمد رحمانی منش**

**تابستان 1401**

اینجانب « **نادعلی خلیلی»** بدین وسیله اظهار می‌داریم که محتوای علمی این نوشتار با عنوان « **راه اندازی مرکز تماس کوچک بر بستر VOIP »** که به عنوان پایان‌نامه کارشناسی مهندسی کامپیوتر به **دانشکده برق و کامپیوتر-دانشگاه سمنان** ارائه شده،

دارای اصالت پژوهشی بوده و حاصل فعالیت علمی این جانب است.

این جانب میدانیم که اگر خلاف ادعلی بالا در هر زمانی محرز شود، کلیه حقوق مترتب بر این نوشتار از این جانبان سلب شده و مراب قانون مرتبط با آن نیز از طرف مراجع ذی ربط قابل پیگیری است.

|  |
| --- |
| نادعلی خلیلی-9711126080 |
| 01/5/1401 |



**دانشکده برق و کامپیوتر**

**تایید دفاع از پایان‌نامه کارشناسی**

پایان نامه آقای **نادعلی خلیلی**

با عنوان:

**راه اندازی مرکز تماس کوچک بر بستر VOIP**

در تاریخ **....................** دفاع شد و مورد تایید قرار گرفت.

تایید کنندگان:

1) استاد محترم داور ........................................................امضا  
2) استاد محترم راهنما.....................................................امضا  
3) مدیر محترم گروه کامیپوتر .......................................امضا

###### چکيده

سانترال، دستگاهی است که بستر لازم برای استفاده از چند خط تلفن را به کاربران می دهد.سانترال های انالوگ که تماما از حطوط مخابرات انالوگ استفاده میکنند

واژگان كليدی:

BreakHis, Breast Cancer, Ensemble classification, Grad-CAM, Inception-ResNet-v2, Transfer learning

###### فهرست مطالب

عنوان صفحه

[فهرست جدول‌ها ‌ح](#_Toc105576827)

[فهرست شکل‌‌ها ‌ط](#_Toc105576828)

[فصل 1- مقدمه.................... 1](#_Toc105576829)

[فصل 2- کار های مرتبط 3](#_Toc105576830)

[فصل 3- مواد و روش 5](#_Toc105576831)

[3-1- مجموعه داده 5](#_Toc105576832)

[3-2- متدلوژی........... 6](#_Toc105576833)

[3-2-1- استخراج کننده ویژگی 7](#_Toc105576834)

[3-2-2- نقشه فعال‌سازی کلاس گرادیان (Grad-CAM) 8](#_Toc105576835)

[3-2-3- طبقه بندی................ 8](#_Toc105576836)

[3-2-4- دسته بندی گروه 11](#_Toc105576837)

[فصل 4- نتیجه و بررسی 12](#_Toc105576838)

[4-1- معیار ارزیابی 12](#_Toc105576839)

[4-2- نتایج طبقه بندی باینری 12](#_Toc105576840)

[4-3- روش پیشنهادی 13](#_Toc105576841)

[4-4- بحث و بررسی 15](#_Toc105576842)

[فصل 5- نتیجه گیری 19](#_Toc105576843)

[5-1- داده‌ها و برنامه های موجود 19](#_Toc105576844)

[فصل 6- فهرست مراجع 20](#_Toc105576845)

فهرست جدول‌ها

عنوان صفحه

[جدول 1 - توزیع نمونه های BreakHis. 5](#_Toc105349986)

[جدول 2 - نمونه هایی از انواع تومور خوش خیم و بدخیم در بزرگنمایی 40×. 6](#_Toc105349987)

[جدول 3 - نمونه های Grad-CAM روی خروجی Inception-ResNet-v2. 9](#_Toc105349988)

[جدول 4 - دقت طبقه‌بندی باینری در مجموعه داده BreakHis نتیجه می‌گیرد. 13](#_Toc105349989)

[جدول 5 - ارزیابی روش پیشنهادی (IRv2-CXL). 15](#_Toc105349990)

[جدول 6 - ماتریس درهم ریختگی IRv2-CXL در بزرگنمایی های مختلف مجموعه تست. (الف) 40×، (ب) 100×، (ج) 200×، (د) 400×. 15](#_Toc105349991)

[جدول 7 - مقایسه IRv2-CXL با مدل های دیگر. 18](#_Toc105349992)

فهرست شکل‌‌ها

عنوان صفحه

[تصویر 1 - معماری Inception-ResNet-v2 به عنوان استخراج کننده ویژگی. 7](#_Toc105350102)

[تصویر 2 - رشد برگی درخت در LightGBM. 10](#_Toc105350103)

[تصویر 3 - رشد سطحی درخت در XGBoost. 11](#_Toc105350104)

[تصویر 4 - منحنی‌های ROC استخراج‌کننده‌های ویژگی مختلف طبقه‌بندی شده توسط CXL. (الف) 40×، (ب) 100×، (ج) 200×، (د) 400× 14](#_Toc105350105)

[تصویر 5 - معماری روش پیشنهادی (IRv2-CXL). 15](#_Toc105350106)

# مقدمه

اصطلاح سرطان یک کلمه عمومی برای گروه گسترده ای از بیماری‌ها است که ممکن است بر قسمت های مختلف بدن تأثیر بگذارد. برای درک سرطان، ابتدا باید در مورد تومورها بدانیم. تومورها می‌توانند خوش خیم یا بدخیم باشند که سرطانی شناخته می‌شوند. تومورهایی که خوش‌خیم (غیرسرطانی) در نظر گرفته می‌شوند به آرامی اندازه‌شان افزایش می‌یابد و گسترش نمی‌یابد. تومورهای سرطانی به سرعت رشد می‌کنند و بافت‌های سالم مجاور را در سراسر بدن از بین می‌برند [1]. سرطان سینه در سلول های پوششی مجاری یا لوبول های بافت غده سینه [2] ایجاد می‌شود. طبق گزارش سازمان جهانی بهداشت، سرطان سینه شایع ترین سرطان در سراسر جهان و پنجمین علت شایع مرگ ناشی از سرطان در سال 2020 است[[1]](#footnote-2). اگر سرطان سینه در مراحل اولیه تشخیص داده شود، می‌توان آن را قبل از گسترش به سایر قسمت‌های بدن به طور کاملاً مؤثر درمان کرد [3]. سرطان سینه با استفاده از تکنیک‌های مختلف تصویربرداری مانند ماموگرافی، سونوگرافی، ترموگرافی و تست‌های پاتولوژیک [4]–[6] تشخیص داده می‌شود. در میان این روش‌ها، برای بیمارانی که تحت انواع دیگر اسکن‌ها قرار گرفته‌اند، تصاویر هیستوپاتولوژی استاندارد طلایی برای بهبود دقت نتایج و همچنین ارائه اطلاعات قابل اعتماد برای ارزیابی اثرات سرطان بر بافت اطراف سینه در نظر گرفته می‌شود. تصاویر هیستوپاتولوژیک از بافت های بیماران تومور سینه با استفاده از مواد شیمیایی خاص برای رنگ کردن هسته سلول‌ها و سپس رنگ آمیزی اجزای دیگر با ماده شیمیایی دیگر در سایه های مختلف به دست می آید تا ساختارهای بافتی بخش های مختلف و ویژگی های سلولی برجسته شود. پس از تکمیل بیوپسی، تشخیص توسط پاتولوژیست انجام می‌شود که بافت رنگ شده را با استفاده از میکروسکوپ بررسی می کند. اگرچه این تصاویر بسیار جامع هستند، اما به دلیل مشکلات مختلف مانند کنتراست اندک در تصاویر، نویز و عدم درک توسط چشم انسان، وقوع تشخیص های اشتباه تقریباً اجتناب ناپذیر است [5]. فقدان متخصصان آموزش دیده و تجزیه و تحلیل بسیار وقت گیر تصاویر رنگ آمیزی شده با H&E با استفاده از میکروسکوپ را به این موارد اضافه کنید و قابل درک می‌شود که چرا یک روش جایگزین برای استفاده از متخصصان انسانی مورد نیاز است. با شروع شناسایی الگو، یادگیری ماشین (ML) و شبکه‌های عصبی کانولوشنال، برای غلبه بر مشکلات موجود، محققان بر روی استفاده از CAD برای بهبود دقت تست‌ها تمرکز می‌کنند [6]. سیستم های CAD به دو دسته مختلف طبقه بندی می‌شوند. یک دسته سیستم‌ها را با روش رنگ آمیزی تصاویر مورد استفاده به عنوان ورودی طبقه بندی می‌کند که تصاویر H&E-stained و IHC هستند. تصاویر به‌دست‌آمده با استفاده از هماتوکسیلین و ائوزین برای تعیین سرطانی بودن یا نبودن یک نئوپلاسم مناسب‌تر هستند، اما تجزیه و تحلیل این تصاویر نیازمند پردازش تصویر پیچیده‌تر و روش‌های یادگیری ماشینی است. تصاویر ایمونوهیستوشیمی که با نشانگرهای زیستی خاصی برای نشان دادن سلول‌ها یا مناطق خاص مشخص می‌شوند، مخصوصاً زمانی مفید هستند که سرطان قبلاً با استفاده از روش H&E تشخیص داده شده باشد [7]. یکی دیگر از روش‌های دسته‌بندی سیستم‌های CAD، گروه‌بندی آنها بر اساس WSI یا ROI بودن تصاویری است که استفاده می‌کنند. هر دو تصویر H&E-stained و IHC به عنوان ورودی در این سیستم‌ها استفاده می‌شوند. برای تشخیص با استفاده از WSI به عنوان ورودی، کل تصاویر بدون هیچ گونه دستکاری استفاده می‌شود. در سیستم‌هایی که از ROI استفاده می‌کنند، بخش‌های کلیدی با استفاده از تقسیم‌بندی یا تشخیص تصویر [7] در معرض تمرکز اند. در تجزیه و تحلیل WSI، هیچ قطعه بندی یا تعیین مسیری روی تصاویر با هدف شناسایی اسلایدهای سرطانی و غیرسرطانی توسط سیستم انجام نمی‌شود. با در نظر گرفتن این واقعیت، کارشناسان تنها موظفند تصاویر را در مرحله آموزش به عنوان خوش خیم یا بدخیم [7] برچسب گذاری کنند. سیستم های CAD از الگوریتم‌ها و ساختارهای مختلف برای طبقه بندی تومور استفاده می کنند. این مطالعه با هدف ارائه روشی جدید برای طبقه‌بندی باینری تومورها بر اساس تصاویر اسلاید کامل هیستوپاتولوژی با استفاده از یادگیری انتقال ویژگی عمیق است. یادگیری انتقالی یک روش یادگیری عمیق است که در آن دانش مدل دیگری به مدل ما [8] منتقل می‌شود. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری انتقال، زمان آموزش مدل‌ها را به شدت کاهش می‌دهد و امکان ساخت سریع راه‌حل‌های مختلف را فراهم می‌کند. علاوه بر این، می‌تواند ما را از ایجاد یک GPU/TPU ابری گران قیمت و پیچیده نجات دهد. یکی دیگر از مزایای قابل توجه استفاده از یادگیری انتقال خود را در مقابله با کمبود داده نشان می‌دهد. برای اینکه مدل های یادگیری عمیق بتوانند یک کار را با موفقیت حل کنند، به مقدار زیادی داده نیاز است. با این حال، مواردی که داده‌ها به وفور در دسترس است، بسیار اندک هستند، و ما را مجبور می‌کند که در اکثر مواقع با کمبود داده مقابله کنیم، همانطور که در مورد طبقه‌بندی تومور سینه [9] مشهود است.

# کار های مرتبط

تشخیص سرطان سینه در مراحل اولیه می‌تواند میزان مرگ و میر آن را به میزان قابل توجهی کاهش دهد. به این ترتیب، سیستم‌های CAD با استفاده از رویکردهای ML می‌توانند به طور گسترده در اینجا مؤثر باشند. مانند هر مشکل دیگر ML، محققان و دانشمندان داده به داده های کافی برای درگیر شدن در این زمینه نیاز دارند. بنابراین، مجموعه داده‌های مختلفی با روش‌های تصویربرداری مختلف مانند ماموگرافی (MGs)، اولتراسوند (US)، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) و هیستوپاتولوژی (HP) [10] ارائه شده‌اند. به عنوان مثال، مجموعه داده Bioimaging شامل 156 تصویر رنگ‌آمیزی H&E مشروح شده در اندازه 2048×1536 تقسیم‌بندی شده به چهار کلاس (عادی، خوش‌خیم، درجا و تهاجمی) در مطالعه‌ای توسط فوندون و همکاران استفاده شده است. (2018) [11]. در کار آنها از تساوی هیستوگرام تطبیقی ​​سطح کنتراست برای پیش پردازش تصاویر استفاده می‌شود و در مرحله بعد 250 ویژگی عددی بر اساس هسته، ناحیه رنگ و ویژگی های بافت استخراج می‌شود و در نهایت یک طبقه بندی کننده SVM برای طبقه بندی تصاویر بر اساس ویژگی های استخراج شده استفاده می‌شود. در مطالعه دیگری توسط جورج و همکاران. (2020) [12]، تصاویر با بزرگنمایی 200× مجموعه داده BreakHis [13] برای ارزیابی روش آنها استفاده شد. NucTraL+BCF روش پیشنهادی آنهاست که از چهار بخش تشکیل شده است. ابتدا استراتژی Macenko [14] برای نرمال‌سازی لکه‌ها به عنوان مرحله پیش پردازش استفاده می‌شود، سپس مسیرهای هسته از تصاویر استخراج می‌شوند و وارد سه فرآیند مبتنی بر یادگیری انتقال می‌شوند. هر فرآیند از یک طبقه‌بندی‌کننده SVM استفاده می‌کند و در بخش آخر، ادغام طبقه‌بندی‌کننده نظری اعتقادی برای تعیین نتیجه نهایی با توجه به نتایج ارائه‌شده توسط سه طبقه‌بندی‌کننده SVM استفاده می‌شود. علاوه بر این، کارسینوم مجرای مهاجم (IDC) یک مجموعه داده نامتعادل است که شامل 277524 تصویر رنگی است که به دو دسته (منفی و مثبت) تقسیم می‌شوند. این مجموعه داده توسط Choudhary و همکاران استفاده می‌شود. (2021) [15]. در مطالعه آنها، چندین CNN و نسخه هرس شده آنها برای آموزش بر روی 70 درصد از تصاویر مجموعه داده با دو استراتژی، آموزش کل CNN یا فقط آخرین لایه استفاده شد. نسخه هرس شده ResNet50 که تمام لایه‌ها در آن آموزش داده شده است، بهترین عملکرد را در آن مورد نشان داده است. مطالعه دیگری توسط بارشا و همکاران. (2021) [16] سعی کرد از مجموعه ای از دو CNN از پیش آموزش دیده روی یک مجموعه داده (IDC) استفاده کند، اما اندازه آموزش 80% از مجموعه داده بود. در آن مقاله، یک لایه متراکم با فعال‌سازی softmax به انتهای شبکه‌های DenseNet-121 و DenseNet-169 برای طبقه‌بندی باینری اضافه شد. برای افزایش دقت مدل از افزایش زمان آزمون استفاده شد و با استفاده از میانگین احتمالات پیش‌بینی به تصمیم نهایی رسید. ترموگرافی مادون قرمز تکنیک دیگری برای تصویربرداری پزشکی است که می‌تواند در فرآیند تشخیص سرطان سینه استفاده شود. این تکنیک در جمع آوری مجموعه داده DMR-IR استفاده می‌شود که به طور گسترده برای ارزیابی روش های پیشرفته تشخیص سرطان سینه مانند روش های پیشنهادی توسط Gonçalves و همکاران استفاده می‌شود. (2022) [17] و Chatterjee و همکاران. (2022) [18]. مشابه سایر آثار ذکر شده، گونچالوس و همکاران. همچنین از CNN های از پیش آموزش دیده استفاده کرد. آنها از شبکه های وزنی اصلی VGG-16، ResNet-50 و DenseNet-201 استفاده کردند و سپس سعی کردند بهترین معماری لایه کاملاً متصل را جستجو کنند تا به عنوان یک طبقه بندی باینری در انتهای هر CNN استفاده شود. در آن مقاله، دو الگوریتم الهام گرفته از زیستی (یعنی الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات) به عنوان روش‌های جستجو پیشنهاد شد. در مطالعه Chatterjee و همکاران. [18] نسخه از پیش آموزش دیده VGG-16 برای استخراج ویژگی های تصویر نیز استفاده شد. نقطه متمایز مطالعه آنها استفاده از یک نسخه بهینه شده حافظه از الگوریتم سنجاقک برای کاهش ابعاد بردار ویژگی‌ها تا حدود 40% قبل از اتخاذ یک طبقه بندی کننده SVM است.

# مواد و روش

## مجموعه داده

در این تحقیق از مجموعه داده های طبقه بندی تصویر هیستوپاتولوژیک سرطان سینه (BreakHis) به منظور بررسی توانایی مدل [13] استفاده شده است. مجموعه داده BreakHis در یک مطالعه بالینی توسط آزمایشگاه آناتومی پاتولوژیک و سیتوپاتولوژی، ایالت پارانا، برزیل از ژانویه تا دسامبر 2014 جمع‌آوری شد و تومورهای بدخیم و خوشخیم سینه (به ترتیب 2480 و 5429 تصویر) در آن موجود است [19]. مجموعه داده BreakHis شامل دو روش بیوپسی است: بیوپسی باز جراحی (SOB) و بخش بیوپسی با سوزن مرکزی (CNB) با ضخامت ~3μm. علاوه بر این، اسلایدهای بیوپسی بافت سینه رنگ‌آمیزی شده با هماتوکسیلین و ائوزین (HE) در فرآیند جمع‌آوری تصاویر استفاده می‌شوند. گرفتن تصویر توسط میکروسکوپ Olympus BX-50 با لنز رله بزرگنمایی 3.3× همراه با SCC-131AN که یک دوربین دیجیتال رنگی سامسونگ با اندازه پیکسل 6.5 میکرومتر است، انجام می‌شود. این تصاویر از 82 بیمار در چهار فاکتور بزرگ‌نمایی 40×، 100×، 200× و 400× جمع‌آوری شد. در واقع این بزرگنمایی‌ها به ترتیب توسط لنزهای شیئی 4×، 10×، 20× و 40× و یک لنز چشمی 10× تولید می‌شوند. هیچ نرمال سازی یا استانداردسازی رنگی روی تصاویر خام انجام نشده است. هر تصویر در ابعاد 700×460 پیکسل با عمق رنگ 3 بایت (3 کانال: قرمز، سبز، آبی) و در قالب گرافیک شبکه قابل حمل (PNG) ذخیره شده است. مجموعه داده BreakHis کلاس تومورها (خوش خیم یا بدخیم) و همچنین نوع آنها را تعیین می‌کند. چهار نوع از هر کلاس تومور وجود دارد. انواع تومورهای خوش خیم: آدنوز، فیبروآدنوم، آدنوم توبولار و تومور فیلود. انواع تومور بدخیم: کارسینوم مجرای، کارسینوم لوبولار، کارسینوم موسینوس (کلوئید) و کارسینوم پاپیلار [13], [20]. برخی از نمونه‌های این انواع تومور در جدول 2 با توزیع کلاس خاص بزرگنمایی در جدول 1 نشان داده شده‌اند. برای این تحقیق از 70% تصاویر مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزشی و 30% باقیمانده به عنوان مجموعه آزمایشی استفاده کردیم.

جدول 1 - توزیع نمونه های BreakHis.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | ***Benign*** | ***Malignant*** | **total** |
| BreakHis Magnification factor | **40×** | 652 | 1370 | 1995 |
| **100×** | 644 | 1437 | 2081 |
| **200×** | 623 | 1390 | 2013 |
| **400×** | 588 | 5429 | 1820 |
|  | **total** | 2480 | 5429 | 7909 |

جدول 2 - نمونه هایی از انواع تومور خوش خیم و بدخیم در بزرگنمایی 40×.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Benign** | Adenosis | Fibroadenoma | Tubular Adenoma | Phyllodes Tumour |
| **Malignant** | Ductal Carcinoma | Lobular Carcinoma | Mucinous Carcinoma | Papillary Carcinoma |

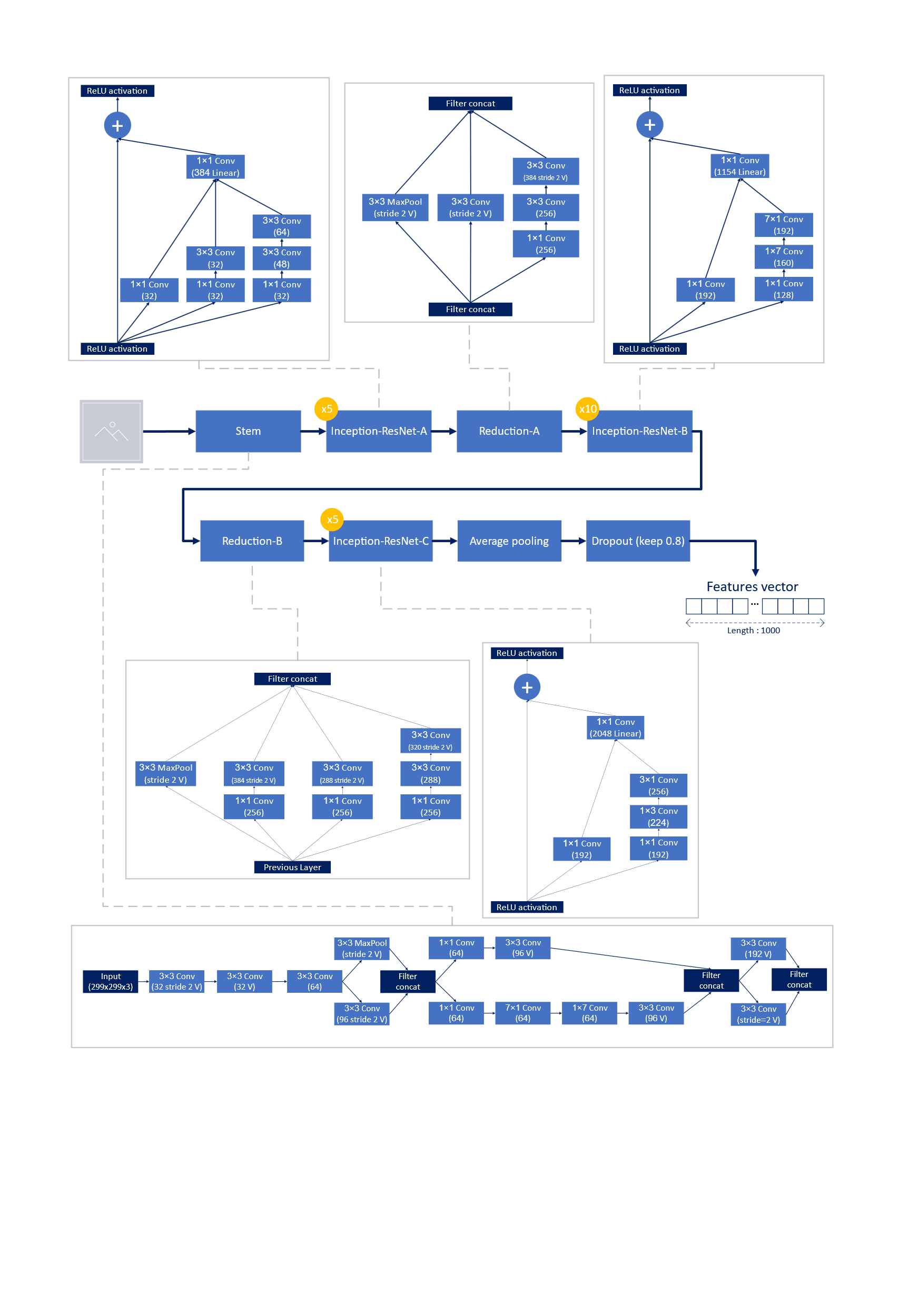
از آنجایی که BreakHis از روش هیستوپاتولوژی (HP) استفاده می‌کند که تصاویر رنگی و امکان تجزیه و تحلیل عمیق بافت را فراهم می‌کند، شانس بیشتری برای تشخیص سرطان در مراحل اولیه و اطمینان بیشتر به نتایج در مقایسه با سایر روش‌ها وجود دارد. این روش به عنوان یک روش تهاجمی ‌شناخته می‌شود و نیاز به مراقبت بالایی در فرآیند بیوپسی دارد [10].

## متدلوژی

یادگیری انتقال ایده اصلی برای طبقه بندی باینری مدل پیشنهادی در مجموعه داده BreakHis است. Stevo Bozinovski و Ante Fulgosi اولین کسانی بودند که به استفاده از یادگیری انتقال در شبکه عصبی [21] اشاره کردند. مقاله آنها در سال 1976 منتشر شد، پنج سال بعد آنها برنامه یادگیری انتقال را در آموزش یک شبکه عصبی بر روی مجموعه داده‌ای از تصاویر حرف پایانی رایانه گزارش کردند. یادگیری انتقال ویژگی عمیق ایده استفاده از یک شبکه عصبی است که بر روی یک مجموعه داده عظیم مانند ImageNet [22] با صدها کلاس برای پیش‌بینی برچسب‌ها روی مجموعه داده دیگری آموزش داده شده است. این ایده را می‌توان با حذف لایه‌های کاملاً متصل که برای طبقه‌بندی تصاویر بر اساس ویژگی‌های استخراج‌شده توسط لایه‌های کانولوشن و افزودن طبقه‌بندی‌کننده دیگری به شبکه استفاده می‌شوند، اجرایی کرد، بنابراین به ما امکان می‌دهد از ویژگی‌های استخراج‌شده توسط شبکه با مجموعه داده عظیم با روش طبقه‌بندی دیگر استفاده کنیم. در مدل به دلیل عدم تنظیم دقیق، در استخراج کننده ویژگی، پس انتشار وجود نخواهد داشت. طبقه‌بندی‌کننده‌ای که به مدل اضافه می‌کنیم می‌تواند یک لایه کاملاً متصل باشد یا براساس الگوریتم‌های طبقه‌بندی دیگر باشد.

### استخراج کننده ویژگی

پس از آزمایش 16 شبکه عصبی از پیش آموزش دیده، Inception-ResNet-v2 که در ImageNet آموزش داده شده است، امیدوارکننده ترین نتایج را در مورد ما نشان داد. دقت استخراج ویژگی‎‌ها توسط شبکه های عصبی مختلف در بخش نتیجه و بررسی موجود است. Inception-ResNet-v2 اولین بار توسط Szegedy و همکاران معرفی شد. در سال 2016 [23].



تصویر 1 - معماری Inception-ResNet-v2 به عنوان استخراج کننده ویژگی.

ایده این شبکه عصبی از اتصالات باقیمانده و معماری Inception تشکیل شده است. برای دستیابی به مزایای اتصال باقیمانده و کارایی آن در محاسبات همزمان، مرحله اتصال فیلتر معماری Inception با اتصالات باقیمانده جایگزین شد. در [23]، نویسندگان استدلال کردند که استفاده از اتصالات باقیمانده باعث بهبود زیادی در سرعت تمرین می‌شود. معماری Inception-ResNet-v2 در تصویر 1 نشان داده شده است. هر پیچیدگی که با "V" مشخص شده است، یک لایه دارای پد معتبر است (پنجره فیلتر داخل ورودی می ماند) و آنهایی که با "V" مشخص نشده اند دارای یک لایه هستند (پنجره خروجی به اندازه ورودی است). سه بلوک اولیه در معماری Inception-ResNet-v2 وجود دارد و در هر بلوک، درست قبل از تطبیق با عمق ورودی، یک لایه پیچشی 1×1 برای افزایش ابعاد بانک فیلتر [23] قرار داده شده است.

### نقشه فعال‌سازی کلاس گرادیان (Grad-CAM)

اطلاعات مکانی به طور طبیعی در لایه‌های کانولوشنی به طور کلی حفظ می‌شوند و در نتیجه، پیش‌بینی می‌شود که آخرین لایه کانولوشنی استخراج‌کننده ویژگی بهترین تعادل را بین معنای سطح بالا و اطلاعات مکانی دقیق داشته باشد. نورون‌ها در آخرین لایه کانولوشن، داده‌های معنایی کلاس خاص را در تصویر داده شده [24] جستجو می‌کنند. اطلاعات گرادیان که در این لایه‌ها جریان می‌یابد توسط Grad-CAM برای اعطای مقادیر اهمیت به هر نورون برای یک تصمیم خاص مورد علاقه استفاده می‌شود، بنابراین بر ناحیه شناسایی برای هر کلاس در تصویر ورودی [24], [25] تأکید می‌شود. به عبارت دیگر، Grad-CAM گرادیان درجه یک کلاس خاص را با توجه به پیکسل نقشه ویژگی تعیین می‌کند و سپس گرادیان‌های هر کانال را میانگین می‌گیرد [26]. با این اطلاعات، این امکان برای ما وجود دارد که منطق داخلی CNN ها را فاش کنیم و همچنین ارجاعات بالینی در مورد داده‌ها و وضعیت سلامتی بیماران را به میزان بیشتری ارائه کنیم [27]–[29] ما همچنین می‌توانیم این بینش‌های بصری را در نظر بگیریم تا مشخص کنیم مدل در کجا شکست می‌خورد و چرا، سپس این مشکلات را با تغییر معماری مدل [30] برطرف ‌کنیم. نمونه هایی از اعمال grad-cam بر روی ویژگی های استخراج شده توسط Inception-ResNet-v2 در جدول 3 نشان داده شده است.

### طبقه بندی

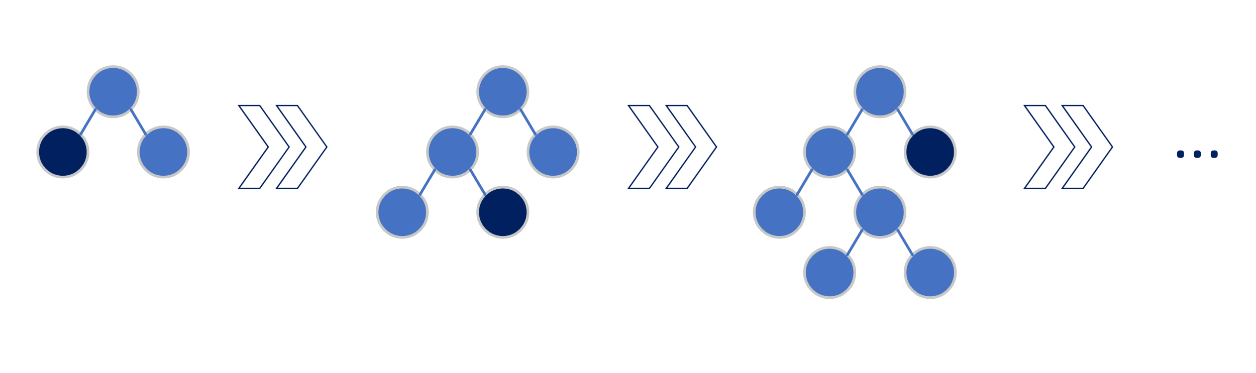
در این مطالعه از سه طبقه‌بندی‌کننده مختلف در انواع ساختارهای مدل مختلف برای تعیین خوش‌خیم یا بدخیم بودن تومور بر اساس ویژگی‌های عمیق استخراج‌شده توسط شبکه عصبی عمیق استفاده شد، با این حال، ما فقط مدلی را مورد بحث قرار خواهیم داد که بهترین نتایج را به همراه داشت و فقط بقیه را ذکر می‌کنیم. XGBoost، CatBoost و LightGBM به تنهایی در سه مدل از هفت مدل مورد استفاده قرار گرفتند در حالی که چهار مدل دیگر از روش گروه رای گیری نرم دو یا هر سه طبقه بندی کننده ذکر شده استفاده کردند. بهترین نتایج با رای گیری نرم طبقه بندی کننده LightGBM، XGBoost و CatBoost به دست آمد که در بخش دسته بندی گروه توضیح داده شده است.

جدول 3 - نمونه های Grad-CAM روی خروجی Inception-ResNet-v2.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Original biopsy image | heatmap | Grad-CAM image |
| Benign |  |  |  |
|  |  |  |
| Malignant |  |  |  |
|  |  |  |

#### LightGBM

درخت تصمیم افزایش گرادیان (GBDT) یک مدل قدیمی است که از یک طبقه‌بندی ضعیف، یعنی درخت تصمیم، با آموزش تکراری برای دستیابی به یک مدل درجه یک استفاده می‌کند که از مزایایی مانند اثر آموزشی شایسته و مقاومت در برابر برازش بیش از حد [31] بهره می‌برد. LightGBM (ماشین تقویت گرادیان نور) یک چارچوب سریع و منبع باز بالابرنده مبتنی بر GBDT است که سرعت آموزش سریعتر، مصرف حافظه کمتر و دقت بهتر [32] دارد. LightGBM می‌تواند به سرعت داده‌های انبوه را با تحریک رشد درخت به صورت برگ (به تصویر 2 مراجعه کنید) با محدودیت عمق و نمونه‌برداری یک طرفه مبتنی بر گرادیان و همچنین رویکردهای بسته‌بندی ویژگی انحصاری [31], [33] پردازش کند. هایپرپارامترهای LightGBM با آزمون و خطا تنظیم شدند.

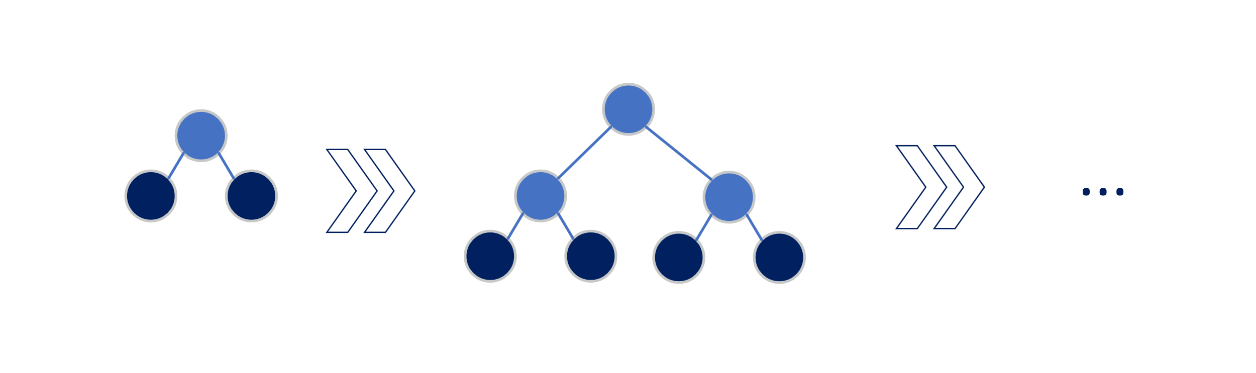


تصویر 2 - رشد برگی درخت در LightGBM.

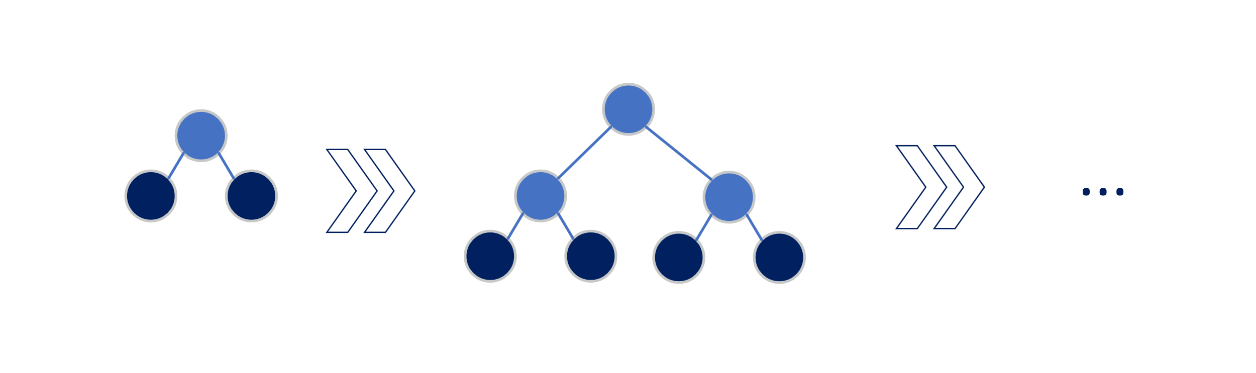
#### CatBoost

این الگوریتم ویژگی‌های GBDT و طبقه‌بندی را ادغام می‌کند و از این رو CatBoost نامیده می‌شود. CatBoost مبتنی بر درخت غافل با پارامترهای کمتر و پشتیبانی از متغیرهای طبقه بندی شده است. پیاده سازی ذکر شده همچنین بایاس گرادیان و تغییر پیش بینی را کنترل می‌کند، انجام این کار تعمیم و استحکام الگوریتم [34] را بهبود می‌بخشد. CatBoost (تقویت طبقه‌بندی) از جایگشت، آمار مبتنی بر هدف و اندازه یک داغ (OHMS) برای تأکید بر ستون‌های طبقه‌بندی استفاده می‌کند، در حالی که از الگوریتم حریصانه در هر تقسیم درخت جدید برای حل افزایش ترکیب ویژگی‌های نمایی [35] استفاده می‌کند. CatBoost دارای ویژگی‌های دقت طبقه‌بندی بالا و سرعت آموزش سریع [36] است. در واقع، بالاترین نتیجه دقت طبقه‌بندی تک ‌درشت‌نمایی (یعنی 97.49 درصد) با استفاده از CatBoost به عنوان طبقه‌بندی‌کننده مدل به دست آمد، اما روش مجموعه‌ای به طور متوسط ​​در همه بزرگ‌نمایی‌ها بهتر عمل کرد. در این مطالعه، فراپارامترهای CatBoost با آزمون و خطا تنظیم شدند.

#### XGBoost

تقویت گرادیان شدید (XGBoost) [37]، مانند دو طبقه‌بندی‌کننده دیگر مورد استفاده در روش پیشنهادی رای‌گیری اکثریت، تکنیکی است که از نتایج چندین درخت تصمیم برای ایجاد یک امتیاز پیش‌بینی [38] استفاده می‌کند. این روش با تقسیم مداوم ویژگی‌ها، درخت را در سطح درخت گسترش می‌دهد (به 

تصویر 3 مراجعه کنید). سپس هر درخت ویژگی و آستانه را با بهترین اثر شاخه محاسبه می‌کند و برای تکمیل تقسیم پیش می‌رود. به زبان ساده، XGBoost با استفاده از درختان طبقه‌بندی و رگرسیون به‌عنوان یادگیرنده‌های پایه، نتایج بهتری نسبت به درخت‌های تصمیم‌گیری معمولی به‌دست می‌آورد تا به‌طور متوالی پیش‌بینی‌های درختی مختلف را با استفاده از تقویت گرادیان به‌عنوان حداقل‌کننده خطا ترکیب کند [28], [39]. همچنین XGBoost با استفاده از یک سری تیلور مرتبه دوم برای تقریبی مقدار تابع ضرر [38], [40]، احتمال تطبیق بیش از حد را از طریق منظم‌سازی کاهش می‌دهد. همه اینها XGBoost را به یک کتابخانه تقویت کننده گرادیان تبدیل می‌کند که برای کارایی، تطبیق پذیری و قابلیت حمل بهینه شده است [41]. هایپرپارامترهای XGBoost با آزمون و خطا تنظیم شدند.



تصویر 3 - رشد سطحی درخت در XGBoost.

### دسته بندی گروه

در این مطالعه، از سه طبقه‌بندی‌کننده با تنظیم دقیق برای پیش‌بینی احتمال بدخیمی بر اساس بردار ویژگی‌های به‌دست‌آمده از CNN‌های از پیش آموزش‌دیده استفاده می‌شود. ما تصمیم گرفتیم که ترکیب های مختلف این طبقه بندی کننده‌ها را با استفاده از استراتژی به نام روش گروهی یا یادگیری گروهی پیاده سازی کنیم. روش‌های متعددی برای استفاده از یادگیری گروهی در طبقه‌بندی وجود دارد، اما در اینجا ما از یکی از رایج‌ترین آنها به نام Soft-Voting استفاده می‌کنیم. در این رویکرد، هر طبقه بندی کننده برای هر کلاس، احتمالی تولید می‌کند که میانگین آن به عنوان احتمال نهایی آن کلاس در نظر گرفته می‌شود. در نهایت، کلاس با بالاترین احتمال، توافق طبقه بندی کننده های ترکیبی خواهد بود. این رویکرد محدودیتی در تعداد طبقه‌بندی‌کننده‌ها وجود ندارد، در حالی که روش دیگری مانند اکثریت رای‌گیری تنها می‌تواند تعداد زوج طبقه‌بندی‌کننده را جمع کند.

# نتیجه و بررسی

## معیار ارزیابی

در طبقه‌بندی دو کلاسه مجموعه داده BreakHis، برچسب‌های پیش‌بینی‌شده را می‌توان با مقایسه آنها با برچسب‌های واقعی مجموعه آزمایش به چهار دسته تقسیم کرد: TP (تعداد پیش‌بینی‌های بدخیم صحیح)، TN (تعداد پیش‌بینی‌های خوش‌خیم صحیح)، FP (تعداد پیش‌بینی‌های بدخیم نادرست)، FN (تعداد پیش‌بینی‌های خوش‌خیم نادرست). در زیر معیارهای ارزیابی مختلف مورد استفاده در این مقاله آمده است:

|  |  |
| --- | --- |
|  | *(1)* |
|  | *(2)* |
|  | *(3)* |

## نتایج طبقه بندی باینری

در این مقاله از 16 شبکه از پیش آموزش دیده برای استخراج ویژگی‌ها از تصاویر ورودی استفاده شد. سپس ویژگی‌ها به هفت طبقه‌بندی‌کننده مختلف (سه گروه منفرد و چهار گروه رای‌گیری نرم) برای پیش‌بینی برچسب‌های نهایی ما ارائه شد. نتایج عملکرد مدل های فردی و گروهی در مجموعه آزمایشی در جدول 4 موجود است. X، L و C به ترتیب مخفف XGBoost، LightGBM و CatBoost هستند. در این تحقیق از پیاده‌سازی Keras شبکه‌های از پیش آموزش‌دیده (CNN) استفاده شده است. برای هر شبکه، یک روش پیش پردازش ساده توصیه شده توسط Keras[[2]](#footnote-3) قبل از تغذیه تصاویر به CNN ها استفاده می‌شود .محیط رایگان Google-Colaboratory (رم ۱۲ گیگابایتی، حافظه ۷۸ گیگابایتی و پردازشگر گرافیکی ابری) برای پیاده‌سازی مدل‌ها استفاده شده است.

جدول 4 - دقت طبقه‌بندی باینری در مجموعه داده BreakHis

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Feature** **extractor** | **Classification** | | **Result (accuracy %)** | | | | |  | **Feature** **extractor** | **Classification** | | **Result (accuracy %)** | | | | |
| method | Classifier(s) | 40× | 100× | 200× | 400× | **average** |  | method | Classifier(s) | 40× | 100× | 200× | 400× | **average** |
| VGG 16 | single | X | 85.64 | 81.44 | 83.44 | 78.20 | 82.18 |  | Inception-v3 | single | X | 94.49 | 93.6 | 94.7 | 93.58 | 94.09 |
| L | 85.97 | 82.56 | 85.26 | 78.38 | 83.04 |  | L | 95.82 | 94.56 | 94.53 | 94.68 | 94.90 |
| C | 86.47 | 83.68 | 85.59 | 78.93 | 83.67 |  | C | 95.15 | 93.44 | 93.70 | 94.13 | 94.11 |
| ensemble | X & L | 87.31 | 82.88 | 84.76 | 79.48 | 83.61 |  | ensemble | X & L | 94.99 | 93.92 | 94.86 | 95.23 | 94.75 |
| X & C | 86.64 | 82.24 | 84.76 | 79.30 | 83.24 |  | X & C | 95.15 | 93.76 | 94.70 | 94.87 | 94.62 |
| L & C | 86.31 | 84.00 | 85.09 | 79.48 | 83.72 |  | L & C | 95.32 | 94.08 | 94.70 | 94.87 | 94.74 |
| X & L & C | 86.97 | 83.04 | 84.76 | 78.93 | 83.43 |  | X & L & C | 95.49 | 94.24 | 94.53 | 95.23 | 94.87 |
| VGG 19 | single | X | 85.64 | 80.32 | 83.27 | 78.38 | 81.90 |  | **Inception-ResNet-v2** | single | X | 96.32 | 95.36 | 95.36 | 95.97 | 95.75 |
| L | 84.47 | 83.04 | 83.6 | 78.20 | 82.33 |  | L | 96.82 | 95.52 | 96.85 | 96.33 | 96.38 |
| C | 85.97 | 82.72 | 85.43 | 79.67 | 83.45 |  | C | **97.49** | 95.84 | 96.19 | 95.97 | 96.37 |
| ensemble | X & L | 85.64 | 81.6 | 85.43 | 80.58 | 83.31 |  | ensemble | X & L | 96.49 | 95.84 | 96.68 | 96.52 | 96.38 |
| X & C | 86.81 | 81.92 | 85.59 | 80.4 | 83.68 |  | X & C | 96.82 | 96.16 | 96.35 | 95.78 | 96.28 |
| L & C | 85.14 | 82.56 | 84.60 | 79.67 | 82.99 |  | L & C | 96.99 | 96.16 | 96.68 | 95.42 | 96.31 |
| X & L & C | 85.80 | 82.40 | 85.92 | 80.03 | 83.54 |  | X & L & C | 96.82 | 95.84 | 97.01 | 96.15 | 96.46 |
| ResNet 50 | single | X | 87.81 | 89.6 | 90.39 | 90.65 | 89.61 |  | DenseNet 121 | single | X | 93.99 | 95.2 | 93.54 | 95.23 | 94.49 |
| L | 89.81 | 89.92 | 90.72 | 90.10 | 90.14 |  | L | 94.15 | 95.84 | 94.53 | 95.23 | 94.94 |
| C | 89.14 | 90.08 | 91.05 | 89.92 | 90.05 |  | C | 94.15 | 94.72 | 93.87 | 94.50 | 94.31 |
| ensemble | X & L | 89.81 | 90.56 | 91.05 | 90.29 | 90.43 |  | ensemble | X & L | 94.65 | 96.16 | 94.37 | 94.87 | 95.01 |
| X & C | 89.31 | 90.56 | 91.39 | 90.29 | 90.39 |  | X & C | 93.99 | 95.20 | 94.03 | 94.87 | 94.52 |
| L & C | 90.15 | 90.08 | 90.89 | 90.84 | 90.49 |  | L & C | 93.99 | 95.36 | 94.37 | 95.42 | 94.79 |
| X & L & C | 89.48 | 90.72 | 91.22 | 90.84 | 90.57 |  | X & L & C | 94.65 | 95.20 | 95.03 | 95.23 | 95.03 |
| ResNet 101 | single | X | 86.14 | 86.4 | 87.58 | 87.36 | 86.87 |  | DenseNet 169 | single | X | 94.65 | 96.00 | 94.20 | 94.68 | 94.88 |
| L | 86.47 | 88.16 | 89.4 | 88.09 | 88.03 |  | L | 94.65 | 96.64 | 94.20 | 93.77 | 94.82 |
| C | 87.14 | 88.00 | 90.06 | 89.56 | 88.69 |  | C | 93.15 | 96.16 | 94.86 | 94.50 | 94.67 |
| ensemble | X & L | 86.14 | 87.68 | 88.90 | 87.72 | 87.61 |  | ensemble | X & L | 94.65 | 95.84 | 94.20 | 94.13 | 94.71 |
| X & C | 86.97 | 88.00 | 89.56 | 88.46 | 88.25 |  | X & C | 93.99 | 95.68 | 94.20 | 94.68 | 94.64 |
| L & C | 87.31 | 88.64 | 89.73 | 88.82 | 88.63 |  | L & C | 94.15 | 96.48 | 94.70 | 93.95 | 94.82 |
| X & L & C | 86.64 | 88.32 | 89.56 | 88.46 | 88.25 |  | X & L & C | 94.32 | 96.00 | 94.70 | 93.95 | 94.74 |
| ResNet 152 | single | X | 86.14 | 84.96 | 88.57 | 86.26 | 86.48 |  | DenseNet 201 | single | X | 92.98 | 95.2 | 93.37 | 95.23 | 94.20 |
| L | 86.14 | 85.92 | 88.57 | 86.63 | 86.82 |  | L | 93.99 | 95.36 | 95.03 | 94.87 | 94.81 |
| C | 86.14 | 87.04 | 88.74 | 85.34 | 86.82 |  | C | 93.82 | 95.36 | 94.53 | 93.58 | 94.32 |
| ensemble | X & L | 86.47 | 85.76 | 89.56 | 86.26 | 87.01 |  | ensemble | X & L | 94.49 | 95.04 | 94.70 | 95.05 | 94.82 |
| X & C | 86.97 | 86.24 | 88.90 | 86.81 | 87.23 |  | X & C | 93.65 | 94.88 | 94.20 | 94.68 | 94.35 |
| L & C | 86.31 | 85.92 | 89.40 | 86.44 | 87.02 |  | L & C | 94.15 | 95.68 | 94.86 | 94.32 | 94.75 |
| X & L & C | 86.47 | 85.92 | 89.07 | 87.17 | 87.16 |  | X & L & C | 94.32 | 95.52 | 95.03 | 94.50 | 94.84 |
| ResNet 50-v2 | single | X | 95.49 | 94.24 | 93.54 | 92.67 | 93.99 |  | Xception | single | X | 92.15 | 91.04 | 92.88 | 92.85 | 92.23 |
| L | 94.65 | 95.52 | 94.20 | 94.13 | 94.63 |  | L | 93.65 | 92.16 | 92.05 | 94.13 | 93.00 |
| C | 94.65 | 95.52 | 93.70 | 93.04 | 94.23 |  | C | 90.98 | 92.00 | 91.72 | 90.47 | 91.29 |
| ensemble | X & L | 95.82 | 95.84 | 94.37 | 93.77 | 94.95 |  | ensemble | X & L | 93.65 | 92.32 | 93.04 | 93.4 | 93.10 |
| X & C | 95.82 | 95.04 | 94.03 | 92.67 | 94.39 |  | X & C | 92.48 | 92.32 | 91.72 | 92.12 | 92.16 |
| L & C | 94.99 | 95.68 | 94.53 | 93.40 | 94.65 |  | L & C | 92.98 | 92.64 | 92.38 | 93.4 | 92.85 |
| X & L & C | 95.49 | 95.68 | 94.37 | 93.22 | 94.69 |  | X & L & C | 93.15 | 92.00 | 92.38 | 93.04 | 92.64 |
| ResNet 101-v2 | single | X | 94.15 | 95.04 | 93.37 | 93.04 | 93.90 |  | NASNet Large | single | X | 94.49 | 94.08 | 93.21 | 92.12 | 93.48 |
| L | 94.82 | 96.00 | 93.87 | 95.42 | 95.03 |  | L | 94.82 | 94.56 | 94.2 | 93.58 | 94.29 |
| C | 93.15 | 94.88 | 94.37 | 93.58 | 94.00 |  | C | 94.49 | 93.44 | 94.37 | 92.49 | 93.70 |
| ensemble | X & L | 94.32 | 95.2 | 93.54 | 94.68 | 94.44 |  | ensemble | X & L | 94.65 | 95.04 | 93.54 | 93.40 | 94.16 |
| X & C | 94.49 | 95.36 | 93.54 | 93.04 | 94.11 |  | X & C | 93.65 | 94.40 | 94.20 | 92.30 | 93.64 |
| L & C | 94.32 | 95.36 | 93.70 | 95.05 | 94.61 |  | L & C | 94.65 | 94.56 | 94.20 | 93.40 | 94.20 |
| X & L & C | 94.15 | 95.2 | 93.87 | 94.13 | 94.34 |  | X & L & C | 94.49 | 94.56 | 94.03 | 93.22 | 94.08 |
| ResNet 152-v2 | single | X | 93.99 | 92.48 | 94.37 | 93.04 | 93.47 |  | EfficientNet B6 | single | X | 84.97 | 85.92 | 88.24 | 88.46 | 86.90 |
| L | 94.65 | 94.08 | 94.03 | 94.13 | 94.22 |  | L | 86.47 | 85.6 | 88.74 | 88.64 | 87.36 |
| C | 94.49 | 93.28 | 93.21 | 93.22 | 93.55 |  | C | 86.47 | 85.44 | 87.91 | 89.56 | 87.35 |
| ensemble | X & L | 94.49 | 94.08 | 94.03 | 93.40 | 94.00 |  | ensemble | X & L | 85.14 | 86.08 | 88.07 | 89.01 | 87.08 |
| X & C | 94.49 | 92.80 | 93.70 | 93.40 | 93.60 |  | X & C | 85.47 | 85.44 | 88.24 | 89.19 | 87.09 |
| L & C | 94.65 | 93.76 | 94.03 | 94.13 | 94.14 |  | L & C | 86.47 | 86.08 | 88.90 | 89.74 | 87.80 |
| X & L & C | 94.82 | 94.08 | 94.37 | 93.95 | 94.31 |  | X & L & C | 85.80 | 85.76 | 88.41 | 89.19 | 87.29 |

## روش پیشنهادی

همانطور که در نتایج ارائه شده در جدول 4 مشهود است، ترکیب Inception-ResNet-v2 به عنوان استخراج کننده ویژگی و مجموعه ای از هر سه طبقه بندی کننده بهترین دقت را در بین تمام 112 مدل آزمایش شده ایجاد کرد، بنابراین به عنوان روش پیشنهادی انتخاب شد. این مدل شامل Inception-ResNet-v2 و مجموعه ای از CatBoost، XGBoost و LightGBM است که ما آنها را IRv2-CXL نامگذاری کردیم. معماری کامل IRv2-CXL در تصویر 5 نشان داده شده است. با بررسی Benhammou [42] و سایر مطالعات ذکر شده در آثار مرتبط، به این نتیجه رسیدیم که شبکه‌های ResNet50، DensNet201 و Inception-v3 سه مورد از رایج‌ترین شبکه‌های از پیش آموزش دیده در طبقه‌بندی تومورهای سینه هستند. بنابراین، تصمیم گرفتیم منحنی ROC این شبکه‌ها را با Inception-ResNet-v2 با استفاده از طبقه بندی کننده انتخاب شده (یعنی CXL) مقایسه کنیم. نتایج در تصویر 4 نشان داده شده است. سایر معیارهای ارزیابی اعمال شده برای روش پیشنهادی در جدول 5 و ماتریس درهم ریختگی خاص بزرگنمایی در جدول 6 ارائه شده‌اند.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| (الف) | (ب) |
|  |  |
| (د) | (ج) |

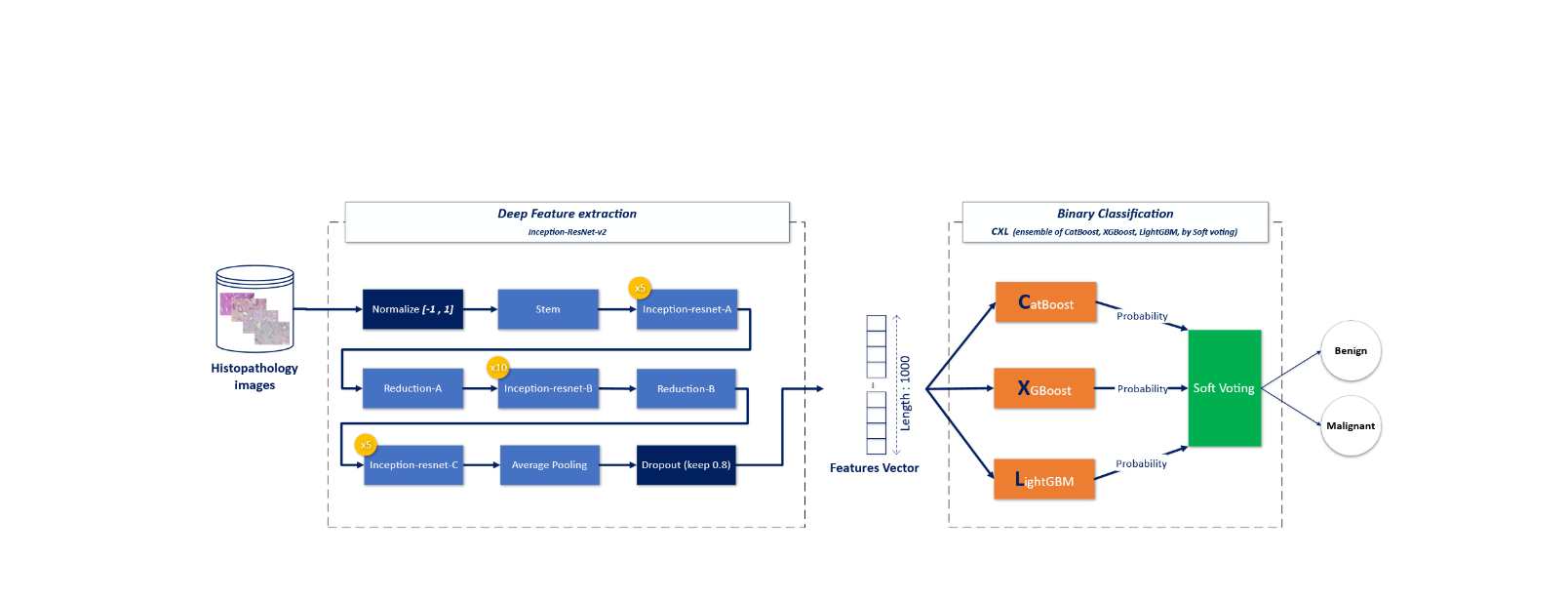
تصویر 4 - منحنی‌های ROC استخراج‌کننده‌های ویژگی مختلف طبقه‌بندی شده توسط CXL. (الف) 40×، (ب) 100×، (ج) 200×، (د) 400×

جدول 5 - ارزیابی روش پیشنهادی (IRv2-CXL).

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Metric** | **Results** | | | | |
| 40× | 100× | 200× | 400× | **average** |
| *Accuracy* | 96.83% | 95.84% | 97.01% | 96.15% | 96.46% |
| *balanced accuracy* | 95.64% | 94.90% | 95.89% | 95.15% | 95.40% |
| *F1 score* | 97.76% | 97.03% | 97.87% | 97.11% | 97.44% |

جدول 6 - ماتریس درهم ریختگی IRv2-CXL در بزرگنمایی های مختلف مجموعه تست. (الف) 40×، (ب) 100×، (ج) 200×، (د) 400×.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |
| (الف) | (ب) | (ج) | (د) |



تصویر 5 - معماری روش پیشنهادی (IRv2-CXL).

## بحث و بررسی

تجزیه و تحلیل تصاویر هیستوپاتولوژیک سرطان سینه با استفاده از روش‌های پردازش تصویر توسعه‌یافته برای رشته پزشکی اخیراً مورد توجه قرار گرفته است. بررسی غیر خودکار تصاویر هیستوپاتولوژیک سرطان سینه مستعد مشکلات زیادی از جمله تنوع ناظر، خطای انسانی و وقت‌گیر بودن است [43]. راه حلی که این موانع را کاهش می‌دهد استفاده از سیستم های CAD است. در این مطالعه، ما یک مدل جدید برای طبقه‌بندی باینری تصاویر هیستوپاتولوژی سرطان سینه بر اساس یادگیری انتقال ویژگی عمیق ارائه کردیم. در مقایسه نتایج IRv2-CXL با سایر روش‌های طبقه‌بندی تومور باینری سینه، روش ویژگی عمقی پیشنهادی بدون استفاده از هیچ گونه تقویت تصویر (به جدول 7 مراجعه کنید) عملکرد بهتر یا قابل مقایسه‌ای را به دست می‌آورد، که به معنای قدرت یادگیری انتقال و پتانسیل GBDT در این کار است. با توجه به نتایج بهبود یافته، ما معتقدیم که یک سیستم CAD بهتر را می‌توان با استفاده از IRv2-CXL به عنوان پایه آن توسعه داد.

همانطور که در جدول 7 نشان داده شده است، IRv2-CXL در سه فاکتور از چهار فاکتور بزرگنمایی، نتایج بهتری نسبت به 16 مدل موجود در جدول به دست آورد. در ضریب بزرگنمایی 40×، مدل پیشنهادی تقریباً از همه مدل‌های دیگر با اختلاف قابل‌توجهی عملکرد بهتری داشت، تنها مدل‌های نزدیک Sharma و Kumar [44] با %96.25 و Kumar et al. [45] با 94.11%. IRv2-CXL به دقت 95.84 درصد در ضریب بزرگنمایی 100× دست یافت، که تنها با 96.25 درصد به دست آمده توسط Sharma و Kumar [44] با حاشیه 0.41 درصد پیشی گرفت. ضریب بزرگنمایی 200× منجر به بهترین نتیجه بزرگنمایی فردی مدل پیشنهادی شد. در این بزرگنمایی، IRv2-CXL و کومار و همکاران. مدل [44] با دستیابی به همان دقت 97.01% در بهترین حالت، با 1.27% و بدترین، شکاف دقت 18.91% از سایر مدل‌ها پیشی گرفت. در ضریب بزرگنمایی 400×، مدل پیشنهادی بهترین نتیجه را با حاشیه %2.04 با امتیاز دقت %96.15 به دست آورد. دومین مدل، مدل [44] شرما و کومار است. به طور متوسط، مدل IRv2-CXL بهترین دقت، 96.46% را به دست آورد، پس از آن مدل [44] Sharma و Kumar با میانگین نمره دقت 95.58% در رتبه دوم قرار گرفت.

ما تصمیم گرفتیم از روش‌های مبتنی بر GBDT به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده استفاده کنیم زیرا دقت پیش‌بینی بالا و سازگاری با ویژگی‌های غیرخطی و اثر آموزشی خوب را دارا بودند [31], [46] XGBoost، CatBoost و LightGBM به عنوان نامزدهای طبقه بندی انتخاب شدند. XGBoost به دلیل روش منظم‌سازی جدید آن انتخاب شد که در برابر بیش از حد برازش مقاومت می‌کند، بنابراین مدل را قوی‌تر می‌کند [31]. تعمیم بهبود یافته CatBoost و همچنین توانایی آن در گرفتن وابستگی های مرتبه بالا، آن را به یک نامزد قابل تبدیل می‌کند [47]. آخرین اما نه کم اهمیت LightGBM یک روش جذاب برای استفاده به عنوان طبقه بندی کننده است زیرا توانایی آن در مدیریت داده های در مقیاس بزرگ بسیار مهم است. به‌علاوه، رویکرد رشد مبتنی بر برگ CatBoost آن را نسبت به سایر روش‌های سطح عاقلانه GBDT دقیق‌تر می‌کند [31], [48]. از آنجایی که هر سه کاندیدای طبقه‌بندی‌کننده ما در این کار نسبتاً خوب عمل کردند، تصمیم گرفتیم از روش رای‌گیری با اکثریت نرم در روش پیشنهادی استفاده کنیم تا عملکرد پیش‌بینی آن را افزایش دهیم و با کاهش واریانس آن، استحکام مدل را بهبود بخشیم. ما دریافتیم که IRv2-CXL، مدلی با Inception-ResNet-v2 به عنوان استخراج کننده ویژگی و مجموعه رای اکثریت نرم XGBoost، CatBoost و LightGBM نسبت به سایر مدل‌هایی که روی آن‌ها آزمایش کرده‌ایم، نتیجه بهتری به دست می‌آورد.

IRv2-CXL دارای چندین مزیت در مقایسه با سایر مدل های موجود است. با استفاده از یک مدل از پیش آموزش دیده به عنوان استخراج کننده ویژگی، زمان آموزش آن بسیار کمتر از مدل هایی است که سعی در استخراج ویژگی‌ها از تصاویر خود دارند. استفاده از یادگیری انتقالی همچنین نیاز مدل پیشنهادی به مقادیر عظیمی از داده های آموزشی را که تقریباً همیشه در زمینه پزشکی کمبود دارند، کاهش می‌دهد. ترکیب مجموعه‌ای از الگوریتم‌های مبتنی بر GBDT در طبقه‌بندی‌کننده IRv2-CXL نه تنها دقت آن را در مقایسه با مدل‌های دیگر بهبود می‌بخشد، بلکه توجه را به این واقعیت جلب می‌کند که بررسی دقیق کافی برای انتخاب طبقه‌بندی‌کننده‌ها در مطالعات قبلی انجام نشده است و بسیاری از محققان به این موضوع های دیگر پرداخته‌اند و تمرکز آنان بر توسعه استخراج کننده های ویژگی بهتر [49] است.

با استفاده از رای اکثریت نرم، IRv2-CXL واریانس کمتری نسبت به مدل‌های دیگر ارائه می‌کند. از آنجایی که مدل پیشنهادی با تمام بزرگنمایی‌های موجود در BreakHis خوب عمل می‌کند و واریانس دقت پایینی در همه آنها دارد، یک سیستم CAD مبتنی بر آن وابستگی بسیار کمی به ضریب بزرگ‌نمایی دارد. در حالی که مدل پیشنهادی دارای مزایای بسیاری است، دارای نقاط ضعف نیز می باشد. اولین ضعف ناشی از فقدان تنظیم دقیق استخراج کننده است. داده های تصویر بزرگ Inception-ResNet-v2 عمدتاً به حوزه عمومی مانند گوش، ذرت و گلدان تعلق دارد، با این حال، تصاویر این کار، تصاویر هیستوپاتولوژی سرطان سینه با ظاهر بصری غیریکسان هستند که ممکن است استخراج کننده ویژگی IRv2-CXL را به سوگیری مبتلا کند. داده های منبع کمتر در داده های هدف تعمیم یافته است [50]. دومین ضعف ناشی از مجموعه داده‌ای است که برای توسعه این مدل استفاده کردیم و عدم تعادل آشکار در توزیع های کلاسی آن. در حالی که مدل ما در امتیاز F1 (جدول 5) و منحنی ROC (تصویر 4) و همچنین دقت و دقت بالا عملکرد خوبی دارد و دقت بالای آن وابسته به این عدم تعادل نیست، ما معتقدیم که یک مجموعه داده متعادل‌تر می‌تواند نتایج بهتری تولید کند.

در آینده، هدف ما رفع فقدان تعمیم مدل پیشنهادی در مجموعه داده هدف از طریق تنظیم دقیق و پرداختن به مشکل مجموعه داده نامتعادل با پیش پردازش جامع‌تر از جمله تقویت تصویر است که مدل را متعادل‌تر می‌کند. با استفاده از تخصص آسیب شناس و تصاویر grad-cam که قبلاً تولید کرده ایم، می‌توان به پیشرفت های بیشتری دست یافت. این دو می‌توانند به ما کمک کنند تا عدم انطباق بین مناطقی را تعیین کنیم که به متخصص و IRv2-CXL در تصمیم گیری در مورد طبقه بندی تومور کمک می‌کند، سپس می‌توانیم یک مدل مبتنی بر توجه بسازیم که آن نواحی را که برای اصلاح طبقه بندی مفیدتر است را هدف قرار دهد.

جدول 7 - مقایسه IRv2-CXL با مدل های دیگر.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | نتایج | | | | |
| 40× | 100× | 200× | 400× | میانگین |
| Spanhol et al.[51] (2017) | 84.6 | 84.8 | 84.2 | 81.6 | 83.8 |
| Song et al. [52] (2017) | 87 | 86.2 | 85.2 | 82.9 | 85.32 |
| Song et al. [53] (2017) | 87.7 | 87.6 | 86.5 | 83.9 | 86.42 |
| Alirezazadeh et al. [7] (2018) | 89.1 | 87.3 | 91 | 86.6 | 88.5 |
| Sanchez et al. [54] (2018) | 85.9 | 80.4 | 78.1 | 71.1 | 78.87 |
| Benhammou et al. [55] (2018) | 85.5 | 83.2 | 85.4 | 80.3 | 83.6 |
| Du et al. [56] (2018) | 90.69 | 90.46 | 90.64 | 90.96 | 90.68 |
| Badejo et al. [57] (2018) | 91.1 | 90.7 | 86.2 | 84.3 | 88.07 |
| Nahid et al. [58] (2018) | 88.7 | 85.3 | 88.6 | 88.4 | 87.75 |
| Kumar and Rao [59] (2018) | 82 | 86.2 | 84.6 | 84 | 84.2 |
| Sudharshan et al. [60] (2019) | 87.8 | 85.6 | 80.8 | 82.9 | 84.27 |
| Kumar et al. [45] (2020) | 94.11 | 95.12 | **97.01** | 93.4 | 94.91 |
| Li et al. [61] (2021) | 87.85 | 86.68 | 87.75 | 85.3 | 86.89 |
| Sharma and Kumar [44] (2022) | 96.25 | **96.25** | 95.74 | 94.11 | 95.58 |
| Joseph et al. [62] (2022) | 90.87 | 89.57 | 91.58 | 88.67 | 90.17 |
| Zerouaoui and Idri [63] (2022) | 92.61 | 92 | 93.93 | 91.73 | 92.56 |
| IRv2-CXL (2022) | **96.82** | 95.84 | **97.01** | **96.15** | **96.46** |

# نتیجه گیری

در این مقاله، با پردازش تصاویر هیستوپاتولوژیک به دست آمده از آزمایشگاه، به مسئله تخمین نوع تومور سینه (خوش خیم یا بدخیم) پرداختیم. این ارزیابی نوع تومور یک مشکل حل نشده در تشخیص زودهنگام سرطان باقی می‌ماند که با حل آن با کمک یک سیستم طبقه بندی خودکار می‌توانیم کمک زیادی به جامعه پزشکی و مردم عادی کنیم و در هزینه، زمان و مهمتر از همه جان آنها صرفه جویی کنیم.

IRv2-CXL، یک روش طبقه بندی باینری جدید برای سیستم های CAD در این کار معرفی شده است. اکثر سیستم‌های CAD از سه فاز تشکیل شده‌اند، ما تصمیم گرفتیم روی مرحله طبقه‌بندی تمرکز کنیم. این رویکرد ویژگی های عمیق استخراج شده از یک شبکه از پیش آموزش دیده و یک طبقه بندی را برای تمایز بین تومورهای خوش خیم و بدخیم پیاده سازی می‌کند. 16 شبکه مختلف از پیش آموزش دیده با هفت طبقه بندی کننده (سه تک و چهار گروه) آزمایش شدند. بهترین مدل یک شبکه Inception-ResNet-v2 و یک مجموعه رای اکثریت نرم از درخت‌های تصمیم تقویت‌شده با گرادیان (به عنوان مثال، CatBoost،...) به نام IRv2-CXL بود. IRv2-CXL بر روی 70 درصد از BreakHis آموزش داده شد و سپس با استفاده از 30 درصد مجموعه داده BreakHis اعتبار سنجی شد. IRv2-CXL در فاکتورهای بزرگنمایی 40×، 100×، 200× و 400× به ترتیب به دقت 83/96، 84/95، 02/97 درصد و 16/96 درصد رسید. علاوه بر این، یک نقشه فعال‌سازی کلاس نیز برای شناسایی مناطق مهم در تصویر اجرا شد که به IRv2-CXL کمک می‌کند تومورها را طبقه‌بندی کند تا مطمئن شود مدل پیشنهادی روی هیچ بخش غیرمرتبط تمرکز نمی‌کند.

ما معتقدیم که بهبودهای بیشتر در این مدل یا ایده هایی که بر اساس آن استوار است کاملاً ممکن و در دسترس است. ما امیدواریم که این مطالعه دیگران را جذب کند تا ایده‌های ارائه شده را بررسی کنند و بر اساس یافته‌های تحقیقاتی ما و سایر یافته‌های موجود برای معرفی روش‌های بهتر با نتایج برجسته‌تر، اقدام کنند.

## داده‌ها و برنامه های موجود

مجموعه داده BreakHis (نسخه 1) برای عموم از [اینجا](https://web.inf.ufpr.br/vri/databases/breast-cancer-histopathological-database-breakhis/) در دسترس است. علاوه بر این، کد منبع مدل پیشنهادی مورد نیاز برای بازتولید پیش‌بینی‌ها و نتایج در [Github](https://github.com/mohammadAbbasniya/BreastCancer-Detection) عمومی در دسترس است.

# فهرست مراجع

[1] M. Abdul-Al, A. Zaernia, and F. Sefat, “Biomaterials for breast reconstruction: Promises, advances, and challenges,” *Journal of Tissue Engineering and Regenerative Medicine*, vol. 14, no. 11, pp. 1549–1569, 2020.

[2] V. Harmer, “Breast cancer. Part 1: Awareness and common benign diseases,” *British Journal of Nursing*, vol. 17, no. 15, pp. 950–955, 2008.

[3] M. U. S. Ayvaci, O. Alagoz, M. E. Ahsen, and E. S. Burnside, “Preference-Sensitive Management of Post-Mammography Decisions in Breast Cancer Diagnosis,” *Prod Oper Manag*, vol. 27, no. 12, pp. 2313–2338, 2018.

[4] V. Gupta, M. Vasudev, A. Doegar, and N. Sambyal, “Breast cancer detection from histopathology images using modified residual neural networks,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 41, no. 4, pp. 1272–1287, 2021.

[5] S. A. Alanazi *et al.*, “Boosting breast cancer detection using convolutional neural network,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2021, 2021.

[6] F. Shahidi, S. M. Daud, H. Abas, N. A. Ahmad, and N. Maarop, “Breast cancer classification using deep learning approaches and histopathology image: a comparison study,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 187531–187552, 2020.

[7] P. Alirezazadeh, B. Hejrati, A. Monsef-Esfahani, and A. Fathi, “Representation learning-based unsupervised domain adaptation for classification of breast cancer histopathology images,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 38, no. 3, pp. 671–683, 2018.

[8] C. Perlich, B. Dalessandro, T. Raeder, O. Stitelman, and F. Provost, “Machine learning for targeted display advertising: Transfer learning in action,” *Mach Learn*, vol. 95, no. 1, pp. 103–127, 2014.

[9] S. Ahuja, B. K. Panigrahi, N. Dey, V. Rajinikanth, and T. K. Gandhi, “Deep transfer learning-based automated detection of COVID-19 from lung CT scan slices,” *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 1, pp. 571–585, 2021.

[10] S. M. Shah, R. A. Khan, S. Arif, and U. Sajid, “Artificial intelligence for breast cancer analysis: Trends & directions,” *Computers in Biology and Medicine*, p. 105221, 2022.

[11] I. Fondón *et al.*, “Automatic classification of tissue malignancy for breast carcinoma diagnosis,” *Comput Biol Med*, vol. 96, pp. 41–51, 2018.

[12] K. George, S. Faziludeen, P. Sankaran, and others, “Breast cancer detection from biopsy images using nucleus guided transfer learning and belief based fusion,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 124, p. 103954, 2020.

[13] F. A. Spanhol, L. S. Oliveira, C. Petitjean, and L. Heutte, “A dataset for breast cancer histopathological image classification,” *Ieee transactions on biomedical engineering*, vol. 63, no. 7, pp. 1455–1462, 2015.

[14] M. Macenko *et al.*, “A method for normalizing histology slides for quantitative analysis,” in *2009 IEEE international symposium on biomedical imaging: from nano to macro*, 2009, pp. 1107–1110.

[15] T. Choudhary, V. Mishra, A. Goswami, and J. Sarangapani, “A transfer learning with structured filter pruning approach for improved breast cancer classification on point-of-care devices,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 134, p. 104432, 2021.

[16] N. A. Barsha, A. Rahman, and M. R. C. Mahdy, “Automated detection and grading of Invasive Ductal Carcinoma breast cancer using ensemble of deep learning models,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 139, p. 104931, 2021.

[17] C. B. Gonçalves, J. R. de Souza, and H. Fernandes, “CNN architecture optimization using bio-inspired algorithms for breast cancer detection in infrared images,” *Computers in Biology and Medicine*, p. 105205, 2022.

[18] S. Chatterjee, S. Biswas, A. Majee, S. Sen, D. Oliva, and R. Sarkar, “Breast cancer detection from thermal images using a Grunwald-Letnikov-aided Dragonfly algorithm-based deep feature selection method,” *Comput Biol Med*, vol. 141, p. 105027, 2022.

[19] F. Demir, “DeepBreastNet: A novel and robust approach for automated breast cancer detection from histopathological images,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 41, no. 3, pp. 1123–1139, 2021.

[20] T. Kausar, M. Wang, M. Idrees, and Y. Lu, “HWDCNN: Multi-class recognition in breast histopathology with Haar wavelet decomposed image based convolution neural network,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 39, no. 4, pp. 967–982, 2019.

[21] S. Bozinovski, “Reminder of the first paper on transfer learning in neural networks, 1976,” *Informatica*, vol. 44, no. 3, 2020.

[22] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, “Imagenet: A large-scale hierarchical image database,” in *2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2009, pp. 248–255.

[23] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. A. Alemi, “Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning,” 2017.

[24] R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, and D. Batra, “Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization,” in *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, 2017, pp. 618–626.

[25] J. Kim, J. Oh, and T.-Y. Heo, “Acoustic Scene Classification and Visualization of Beehive Sounds Using Machine Learning Algorithms and Grad-CAM,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, 2021.

[26] N. Si, W. Zhang, D. Qu, X. Luo, H. Chang, and T. Niu, “Spatial-Channel Attention-Based Class Activation Mapping for Interpreting CNN-Based Image Classification Models,” *Security and Communication Networks*, vol. 2021, 2021.

[27] P. Xie *et al.*, “Interpretable Diagnosis for Whole-Slide Melanoma Histology Images Using Convolutional Neural Network,” *J Healthc Eng*, vol. 2021, 2021.

[28] H. Nasiri and S. A. Alavi, “A novel framework based on deep learning and ANOVA feature selection method for diagnosis of COVID-19 cases from chest X-ray Images,” *Comput Intell Neurosci*, vol. 2022, 2021.

[29] H. Nasiri and S. Hasani, “Automated detection of COVID-19 cases from chest X-ray images using deep neural network and XGBoost,” *Radiography*, 2022.

[30] E. S. Neal Joshua, D. Bhattacharyya, M. Chakkravarthy, and Y.-C. Byun, “3D CNN with visual insights for early detection of lung cancer using gradient-weighted class activation,” *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2021, 2021.

[31] Y. Xu, W. Cai, L. Wang, and T. Xie, “Intelligent Diagnosis of Rolling Bearing Fault Based on Improved Convolutional Neural Network and LightGBM,” *Shock and Vibration*, vol. 2021, 2021.

[32] N. K. Sawant, S. Patidar, N. Nesaragi, and U. R. Acharya, “Automated detection of abnormal heart sound signals using Fano-factor constrained tunable quality wavelet transform,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 41, no. 1, pp. 111–126, 2021.

[33] M. Ezzoddin, H. Nasiri, and M. Dorrigiv, “Diagnosis of COVID-19 Cases from Chest X-ray Images Using Deep Neural Network and LightGBM,” in *2022 International Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP)*, 2022, pp. 1–7.

[34] F. Zhou *et al.*, “Fire Prediction Based on CatBoost Algorithm,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, 2021.

[35] E. al Daoud, “Comparison between XGBoost, LightGBM and CatBoost using a home credit dataset,” *International Journal of Computer and Information Engineering*, vol. 13, no. 1, pp. 6–10, 2019.

[36] X. Wang, Y. Yang, Y. Bai, J. Yu, Z. Zhao, and X. Jin, “Fuzzy boost classifier of decision experts for multicriteria group decision-making,” *Complexity*, vol. 2020, 2020.

[37] T. Chen and C. Guestrin, “Xgboost: A scalable tree boosting system,” in *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 785–794.

[38] S. C. Chelgani, H. Nasiri, and M. Alidokht, “Interpretable modeling of metallurgical responses for an industrial coal column flotation circuit by XGBoost and SHAP-A ‘conscious-lab’ development,” *International Journal of Mining Science and Technology*, vol. 31, no. 6, pp. 1135–1144, 2021.

[39] J. Mateo, J. M. Rius-Peris, A. I. Marana-Perez, A. Valiente-Armero, and A. M. Torres, “Extreme gradient boosting machine learning method for predicting medical treatment in patients with acute bronchiolitis,” *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, vol. 41, no. 2, pp. 792–801, 2021.

[40] S. C. Chelgani, H. Nasiri, and A. Tohry, “Modeling of particle sizes for industrial HPGR products by a unique explainable AI tool-A ‘Conscious Lab’ development,” *Advanced Powder Technology*, vol. 32, no. 11, pp. 4141–4148, 2021.

[41] H. Nasiri, A. Homafar, and S. C. Chelgani, “Prediction of uniaxial compressive strength and modulus of elasticity for Travertine samples using an explainable artificial intelligence,” *Results in Geophysical Sciences*, vol. 8, p. 100034, 2021.

[42] Y. Benhammou, B. Achchab, F. Herrera, and S. Tabik, “BreakHis based breast cancer automatic diagnosis using deep learning: Taxonomy, survey and insights,” *Neurocomputing*, vol. 375, pp. 9–24, 2020.

[43] R. Rashmi, K. Prasad, and C. B. K. Udupa, “Breast histopathological image analysis using image processing techniques for diagnostic puposes: A methodological review,” *Journal of Medical Systems*, vol. 46, no. 1, pp. 1–24, 2022.

[44] S. Sharma and S. Kumar, “The Xception model: A potential feature extractor in breast cancer histology images classification,” *ICT Express*, vol. 8, no. 1, pp. 101–108, 2022.

[45] A. Kumar *et al.*, “Deep feature learning for histopathological image classification of canine mammary tumors and human breast cancer,” *Information Sciences*, vol. 508, pp. 405–421, 2020.

[46] W. Wang, T. Li, W. Wang, and Z. Tu, “Multiple fingerprints-based indoor localization via GBDT: Subspace and RSSI,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 80519–80529, 2019.

[47] M. Zhang *et al.*, “Fault Diagnosis of Oil-Immersed Power Transformer Based on Difference-Mutation Brain Storm Optimized Catboost Model,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 168767–168782, 2021.

[48] Y. Zhang *et al.*, “A predictive data feature exploration-based air quality prediction approach,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 30732–30743, 2019.

[49] A. Chan and J. A. Tuszynski, “Automatic prediction of tumour malignancy in breast cancer with fractal dimension,” *R Soc Open Sci*, vol. 3, no. 12, p. 160558, 2016.

[50] A. Shalbaf, M. Vafaeezadeh, and others, “Automated detection of COVID-19 using ensemble of transfer learning with deep convolutional neural network based on CT scans,” *Int J Comput Assist Radiol Surg*, vol. 16, no. 1, pp. 115–123, 2021.

[51] F. A. Spanhol, L. S. Oliveira, P. R. Cavalin, C. Petitjean, and L. Heutte, “Deep features for breast cancer histopathological image classification,” in *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2017, pp. 1868–1873.

[52] Y. Song, J. J. Zou, H. Chang, and W. Cai, “Adapting fisher vectors for histopathology image classification,” in *2017 IEEE 14th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2017)*, 2017, pp. 600–603.

[53] Y. Song, H. Chang, H. Huang, and W. Cai, “Supervised intra-embedding of fisher vectors for histopathology image classification,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2017, pp. 99–106.

[54] D. Sanchez-Morillo, J. González, M. Garc\’\ia-Rojo, and J. Ortega, “Classification of breast cancer histopathological images using KAZE features,” in *International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2018, pp. 276–286.

[55] Y. Benhammou, S. Tabik, B. Achchab, and F. Herrera, “A first study exploring the performance of the state-of-the art CNN model in the problem of breast cancer,” in *Proceedings of the International Conference on Learning and Optimization Algorithms: Theory and Applications*, 2018, pp. 1–6.

[56] B. Du, Q. Qi, H. Zheng, Y. Huang, and X. Ding, “Breast cancer histopathological image classification via deep active learning and confidence boosting,” in *International Conference on Artificial Neural Networks*, 2018, pp. 109–116.

[57] J. A. Badejo, E. Adetiba, A. Akinrinmade, and M. B. Akanle, “Medical image classification with hand-designed or machine-designed texture descriptors: a performance evaluation,” in *International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2018, pp. 266–275.

[58] A.-A. Nahid, A. Mikaelian, and Y. Kong, “Histopathological breast-image classification with restricted Boltzmann machine along with backpropagation,” *Biomedical Research*, vol. 29, no. 10, pp. 2068–2077, 2018.

[59] K. Kumar and A. C. S. Rao, “Breast cancer classification of image using convolutional neural network,” in *2018 4th International Conference on Recent Advances in Information Technology (RAIT)*, 2018, pp. 1–6.

[60] P. J. Sudharshan, C. Petitjean, F. Spanhol, L. E. Oliveira, L. Heutte, and P. Honeine, “Multiple instance learning for histopathological breast cancer image classification,” *Expert Systems with Applications*, vol. 117, pp. 103–111, 2019.

[61] X. Li, H. Li, W. Cui, Z. Cai, and M. Jia, “Classification on Digital Pathological Images of Breast Cancer Based on Deep Features of Different Levels,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, 2021.

[62] A. A. Joseph, M. Abdullahi, S. B. Junaidu, H. H. Ibrahim, and H. Chiroma, “Improved multi-classification of breast cancer histopathological images using handcrafted features and deep neural network (dense layer),” *Intelligent Systems with Applications*, vol. 14, p. 200066, 2022.

[63] H. Zerouaoui and A. Idri, “Deep hybrid architectures for binary classification of medical breast cancer images,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, p. 103226, 2022.

**Abstract**

Breast cancer is the most common cancer among women worldwide. Early-stage diagnosis of breast cancer can significantly improve the efficiency of treatment. Computer-aided diagnosis (CAD) systems are widely adopted in this issue due to their reliability, accuracy and affordability. There are different imaging techniques for a breast cancer diagnosis; one of the most accurate ones is histopathology which is used in this paper.

Deep feature transfer learning is used as the main idea of the proposed CAD system’s feature extractor. Although 16 different pre-trained networks have been tested in this study, our main focus is on the classification phase. The Inception-ResNet-v2 which has both residual and inception networks profits together has shown the best feature extraction capability in the case of breast cancer histopathology images among all tested CNNs. In the classification phase, the ensemble of CatBoost, XGBoost and LightGBM has provided the best average accuracy.

The BreakHis dataset was used to evaluate the proposed method. BreakHis contains 7909 histopathology images (2,480 benign and 5,429 malignant) in four magnification factors. The proposed method’s accuracy (IRv2-CXL) using 70\% of BreakHis dataset as training data in 40×, 100×, 200× and 400× magnification is 96.82\%, 95.84\%, 97.01\% and 96.15\%, respectively.

Most studies on automated breast cancer detection have focused on feature extraction, which made us attend to the classification phase. IRv2-CXL has shown better or comparable results in all magnifications due to using the soft voting ensemble method which could combine the advantages of CatBoost, XGBoost and LightGBM together.



**Semnan University**

**Faculty of Electrical & Computer Engineering**

**B.Sc. Thesis in Computer Engineering**

**Binary Classification of Breast Tumours Based on Histopathology Images Using Deep Features and Ensemble of Gradient Boosting Methods**

**By:**

**Mohammad Reza Abbasniya and   
Sayed Ali Sheikholeslamzadeh**

**Supervisor:   
Dr. Samaneh Emami**

**June 2022**

1. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail> (2022-2-20) [↑](#footnote-ref-2)
2. <https://github.com/keras-team/keras/tree/master/keras/applications> (2021-8-5) [↑](#footnote-ref-3)