

ارائه یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشخیص سرطان پستان

سلمان آسوده^۱، احسان اسلامی^۲

^۱ عضو هیات علمی، مربی، دانشگاه ولایت، ایرانشهر، s.asoudeh@velayat.ac.ir

^۲ عضو هیات علمی، مربی، دانشگاه ولایت، ایرانشهر، e.eslami@velayat.ac.ir

چکیده

شاخه یادگیری ماشین زمینه بسیار موثری برای تشخیص و درمان بیماری‌ها می‌باشد. تحقیقات گسترده‌ای در حوزه یادگیری عمیق که زیر مجموعه‌ای از روش‌های یادگیری ماشین می‌باشد بر روی سرطان پستان در حال انجام است و توانسته موفقیت‌های شگرفی در حوزه تشخیص و درمان بیماری بدست آورد. در این مقاله یک مدل دسته بندی مبتنی بر یادگیری عمیق بر روی تصاویر ماموگرافی ارائه شده است. مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه‌های کانولوشنی عمیق است که با برر سی معروفترین شبکه‌های موجود، بهترین از نظر دقت تشخیص برای سرطان پستان انتخاب شده است. در این مدل با روش‌های پردازش تصویر نویزهای تصویر از بین برده شده و با اعمال فیلتر Relief بر روی ویژگی‌های استخراج شده، بهترین ویژگی‌ها انتخاب شده و برای طبقه‌بندی به دست‌بند ارسال خواهد شد. نتایج پیاده‌سازی نشان می‌دهد ترکیب شبکه ResNet50 با دسته‌بند SVM منجر به دقت ۹۵٫۷٪ شده است که نسبت به روش‌های مشابه از کارایی بالاتری برخوردار می‌باشد.

واژه‌های کلیدی

یادگیری ماشین، شبکه کانولوشنی عمیق، سرطان پستان، ماموگرافی، فیلتر Relief

۱-مقدمه

سرطان پستان دومین سرطان شایع در آمریکا و دنیا می‌باشد بطوریکه از هر ۸ زن یک نفر در طول زندگی درگیر آن خواهد شد [1]. همچنین تخمین زده می‌شود تا سال ۲۰۵۰ تعداد افراد مبتلا به سرطان پستان در آمریکا حدود ۵۰ درصد افزایش خواهد یافت [2] و در کشورهای در حال توسعه مانند پاکستان تا سال ۲۰۲۵ این نرخ به 60.7 درصد خواهد رسید [3]. سرطان پستان همانند اکثر سرطان‌ها اگر در مراحل اولیه تشخیص داده شود احتمال درمان آن بطرز چشمگیری بالاست و سربار هزینه کمتری برای اشخاص و سیستم درمانی خواهد داشت. از آنجایی که اکثر نقاط جهان دستگاه عکس

برداری ماموگرافی یافت می‌شود این روش رایج‌ترین شیوه تشخیص سرطان پستان می‌باشد، همچنین تحقیقات نشان داده است اگر بصورت دوره‌ای ماموگرافی انجام شود منجر به کاهش ۲۰ درصدی نرخ مرگ و میر ناشی از سرطان پستان خواهد شد. ضایعات سرطان پستان بر اساس سه ویژگی Mass، micro calcification و spiculations شناخته می‌شود و رایج‌ترین روش‌های موجود برای تشخیص توده سرطانی از طریق برر سی ویژگی یک و دو می‌باشد، در روش اول بر اساس تراکم غده و روش دوم از تجمع ذرات ریز کلیسم به وجود توده پی خواهند برد [4].

یادگیری ماشین نمونه‌ای از برنامه نویسی است که داده‌ها و پاسخ داده شده و قوانین موجود در نمونه‌ها استخراج می‌شود سپس می‌توان این قوانین را بر روی نمونه‌های جدید اعمال کرد [5]. در دهه‌های گذشته شاهد یک انقلاب در زمینه بهره‌مندی از روش‌های یادگیری ماشین در زمینه تصاویر پزشکی بوده‌ایم. استفاده از کامپیوتر در تحلیل عکس‌های ماموگرافی از چندین دهه قبل به منظور تشخیص سرطان مورد استفاده قرار می‌گرفته است اما به دلیل کاربرد محدود و توانایی پایین مورد توجه واقع نشده است [4]. اما با ظهور شبکه‌های عمیق که امکان دقت بالایی در تشخیص تصاویر بوجود آورده است می‌توان از این شبکه‌ها در کنار رادیولوژیست در تشخیص سرطان پستان استفاده نمود. از مزایای استفاده از شبکه‌های عمیق در سرطان پستان به کاهش نرخ ارجاع، هزینه درمانی و از همه مهمتر تشخیص زود هنگام بیماری زمانی که سرطان در مراحل اولیه بوده و امکان تشخیص صحیح برای رادیولوژیست دشوار است می‌توان اشاره نمود.

از سال ۲۰۱۲ با معرفی شبکه‌های عمیق تغییرات شگرفی در حوزه یادگیری ماشین به وقوع پیوسته است، شبکه‌های عمیق گسترش یافته شبکه‌های عصبی می‌باشد و توانسته محدودیت‌های شبکه‌های عصبی را برطرف نماید. در این نوع از شبکه‌ها با افزایش تعداد لایه‌ها امکان استخراج ویژگی‌های بسیار پیچیده میسر شده است، یکی از انواع شبکه‌های عمیق، شبکه کانولوشنی می‌باشد که به صورت گسترده برای دسته بندی تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرد که به اختصار CNN^۲ نامیده

^۲ Convolutional Neural Network

^۱ Classification

منظور از ویژگی‌های یک شی مثل تصویر یک فرد در شبکه‌های عمیق اجزای تشکیل دهنده آن شی می‌باشد که این اجزا در سطوح پایین شبکه، خط‌ها و لبه‌ها بوده و در سطوح بالاتر شکل‌هایی مانند گوش، چشم و بینی است و شبکه قادر خواهد بود با یادگیری این ویژگی‌ها سایر عکس‌ها را بر اساس این ویژگی‌ها دسته بندی نماید و برای تصاویر پزشکی نیز به همین صورت است. برای تشخیص سرطان پستان با استفاده از شبکه‌های عمیق سه متد وجود دارد [4]:

دسته بندی: احتمال نرمال، خوش خیم یا بدخیم بودن بودن یک عکس را مشخص می‌کند.

کشف شی: مکان هر ضایعه غیرنرمال را مشخص و به کاربر نشان می‌دهد.

قطعه بندی: ترکیبی از دو متد قبلی است که هم دسته بندی و کشف شی را انجام می‌دهد.

در این مقاله یک روش دسته بندی ارائه شده است که با بررسی عکس‌های ماموگرافی، سالم یا سرطانی بودن فرد را تشخیص می‌دهد، بدین منظور یک شبکه عمیق مبتنی بر CNN معرفی شده است که می‌تواند برای تشخیص سرطان پستان مورد استفاده قرار گیرد. در شبکه پیشنهادی برای انتخاب برای عملیات پیش پردازش از متد مرجع [9] استفاده شده است و با ترکیب فیلتر Relif [10] که به منظور انتخاب ویژگی بهینه استفاده شده است می‌تواند دقت تشخیص را افزایش دهد. برای انتخاب بهترین شبکه CNN و دسته بندی، از شبکه‌های AlexNet, ResNet, VGG16, MobileNet, SVM, KNN و دسته بندی‌های SVM, KNN برای استخراج ویژگی و دسته بندی‌های SVM, KNN و ANN برای طبقه بندی تصاویر استفاده می‌شود. در ادامه بعد از پیاده سازی و ارزیابی نتایج، بهترین ترکیب را بعنوان مدل پیشنهادی انتخاب خواهیم نمود.

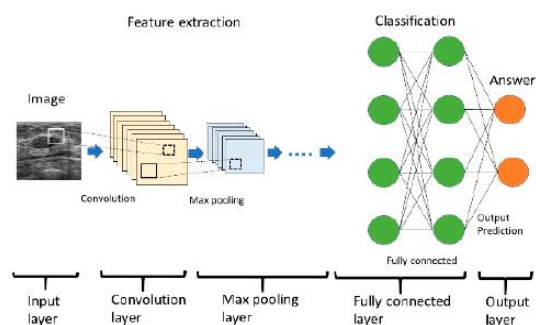
در مقاله ارائه شده در بخش ۲ مروری بر روش‌های مرتبط انجام می‌شود. در بخش ۳ مدل پیشنهادی معرفی و در بخش ۴ نتایج پیاده سازی‌ها بررسی و تحلیل می‌شود و در بخش ۵ جمع بندی ارائه خواهد شد.

۲-مروری بر ادبیات موضوع

تصاویر ماموگرافی بصورت دوبعدی و سه بعدی تهیه می‌شود از آنجایی که رایج‌ترین شیوه عکس برداری بصورت دو بعدی می‌باشد ما در این قسمت فقط پژوهش‌های انجام شده بروی تصاویر دو بعدی را بررسی کرده و مدل ارائه شده بروی این تصاویر پیاده سازی شده است.

در [11] یک معماری ۴-DCNN ارائه شده است؛ در این مدل سایز تصاویر ورودی ۱۴۹۵*۱۴۹۵ بوده و از شبکه‌های

می‌شود [6]. هر شبکه CNN دارای معماری لایه به لایه است و در هر لایه کانولوشنی الگوی محلی را یاد گرفته و در قالب نقشه ویژگی استخراج شده و به لایه بعدی ارسال می‌نماید تا الگوهای سطح بالاتر شناسایی و استخراج شود [5]. انواع لایه‌های که در CNN استفاده شده است عبارتند از: لایه‌های کانولوشن، لایه‌های Max_pool، لایه‌های Activation_Function و لایه‌های Fully_Connected. در هر لایه هسته فیلتر با سایز ۳*۳ یا ۵*۵ بروی تصاویر حرکت داده می‌شود و با انجام عملیات کانوال بروی آرایه‌ای از پیکسل‌های تصاویر، نقشه ویژگی را استخراج نموده و به لایه‌های بعدی ارسال می‌کند، همچنین لایه‌های Max_pooling در CNN برای کاهش ابعاد ورودی و کاهش تعداد درایه‌های نقشه ویژگی در این شبکه‌ها کاربرد داشته و در واقع این لایه‌ها با انتخاب بهترین ویژگی‌ها و ارسال به لایه‌های بعدی از نقش بارزی در استخراج ویژگی‌های مهم برخوردار می‌باشد. بطور کلی معماری هر CNN از دو قسمت تشکیل شده است، قسمت اول پایه کانولوشنی مدل و قسمت دوم دسته بندی تمام متصل است [5]. از قسمت اول می‌توان استخراج ویژگی را انجام داد و در ادامه با تبدیل ویژگی‌ها به بردار و ارسال به دسته بندی احتمال تعلق هر ورودی به دسته مورد نظر را محاسبه نمود. از معروف‌ترین شبکه‌های CNN می‌توان AlexNet, ResNet, VGG16, GoogleNet, VGG19, squeeze EfficientNet, MobileNet اشاره نمود. در شکل ۱ شبکه معماری یک CNN معرفی شده است. این شبکه دارای تعداد زیادی لایه بوده که هر لایه بوسیله یک ماتریس ۴ بعدی که تنسور نامیده می‌شود نشان داده می‌شود و هر چه در عمق شبکه پیشروی شود از طول و عرض این ماتریس کاسته می‌شود و به عمق آن افزوده می‌شود.



شکل ۱: معماری شبکه CNN [7]

زمانی که تعداد تصاویر برای آموزش شبکه کافی نباشد می‌توان از یادگیری انتقالی استفاده نمود [8] همچنین یادگیری شبکه عمیق بسیار زمانبر و نیازمند یک سخت افزار بسیار قوی می‌باشد که با استفاده از یادگیری انتقالی می‌توان از شبکه‌های از قبل آموزش دیده استفاده نمود، بدین منظور قسمت پایه فریز شده تا آموزش دوباره بروی آن انجام نشود.

شکل ۲: معماری مدل پیشنهادی

در CNN برای بالا بردن دقت تشخیص، نیازمند داده‌های زیاد می باشد یکی از روش‌های تولید تصاویر در این شبکه‌ها استفاده از تکنیک-های داده‌افزایی است. در مقاله پیشنهادی به منظور داده‌افزایی از روش‌های چرخش^۳، تلنگر^۴ و تغییر^۵ استفاده خواهد شد. از آنجایی که در این شبکه از یادگیری انتقالی استفاده شده و از قبل آموزش داده شده است. در نتیجه به غیر از چند لایه آخر تمامی لایه‌های ابتدایی فریز شده تا عمل آموزش فقط برای لایه‌های آخر انجام شود و با توجه به اینکه تمامی تصاویر در لایه‌های ابتدایی از ویژگی‌های یکسانی برخوردار می باشد عدم آموزش این لایه‌ها به صرفه بوده و نتایج پژوهش‌های انجام شده [۸ و ۴] نشان داده شده است که کارایی مدل تحت تاثیر قرار نخواهد گرفت. بدین منظور از شبکه‌های CNN مانند VGG16، AlexNet، ResNet50 و GoogleNet برای استخراج ویژگی می‌شود، با توجه به اینکه تعداد زیاد ویژگی استخراج شده منجر به افزایش ابعاد و پیچیدگی شبکه می‌شود با استفاده از فیلتر Relief ویژگی‌های بهینه انتخاب شده و برای طبقه بندی به دسته بندی‌های مانند SVM، KNN و ANN داده می‌شود تا ترکیبی که بهترین نتایج را تولید می کند شناسایی شود.

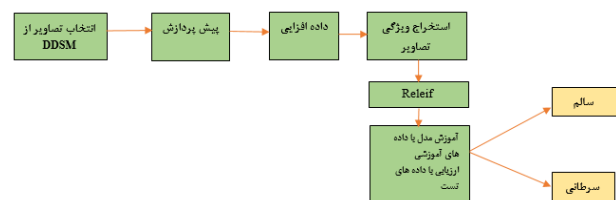
خلاصه مراحل انجام شده به شرح زیر است:

- ۱- مرحله پیش پردازش: استفاده از CLAHE برای تولید عکس‌های باکیفیت
- ۲- مرحله داده افزایی: با توجه به نوع عکس‌ها می توان از تکنیک‌های متنوع جهت تولید عکس‌های جدید استفاده نمود.
- ۳- استخراج ویژگی: ابتدا ویژگی‌های تصویر از مدل پایه استخراج می شود، سپس برای کاهش ابعاد پیچیدگی از فیلتر Relif استفاده می شود.
- ۴- آموزش مدل و ارزیابی مدل: با استفاده از داده‌های آموزشی مدل آموزش یافته و با داده‌های تست در این مرحله به ارزیابی مدل خواهیم پرداخت در نتیجه ویژگی‌های انتخاب شده در مرحله قبل برای طبقه بندی به دسته بند داده می‌شود و پارامترهای ارزیابی بروی مدل پیشنهادی محاسبه خواهد شد. در شکل ۳ اطلاعات لایه‌های پایه VGG16 داده شده است خروجی این لایه‌ها یک بردار با ۵۰۰ ویژگی فقط 100 ویژگی بهینه انتخاب می‌شود.

VGG19, InceptionResnetV2, InceptionV3, InceptionV4 برای طبقه بندی عکس‌های سرطانی استفاده شده و توانسته با استفاده از روش‌های داده افزایی، داده‌های متنوع تولید و منجر به دقت ۷۹ درصد شده است. در [12] یک مدل مبتنی بر یادگیری عمیق که از دسته بند LightGBM استفاده می‌کند ارائه شده است. سائز تصاویر ورودی ۶۵۰*۶۵۰ انتخاب شده و برای استخراج ویژگی‌ها از شبکه‌های VGG16, Inception و ResNet50 استفاده شده است و به منظور ارزیابی مدل از روش اعتبار سنجی متقابل بهره برده است. دقت تشخیص این مدل 87.2 می باشد. در [13] مدل MVGG معرفی شده است. در این مدل پس از بررسی تعداد زیادی از شبکه‌های CNN بروی عکس‌های ماموگرافی و با استفاده از یادگیری انتقالی در نهایت شبکه VGG16 که بروی دیتاست ImageNet آموزش دیده است را انتخاب می نماید و پس از داده افزایی توانسته دقت تشخیص 94.3 را بدست آورد.

۳- روش پیشنهادی

معماری مدل پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است. در این معماری به منظور تجزیه و تحلیل مدل پیشنهادی از دیتاست DDSM [14] استفاده شده این دیتاست شامل ۲۶۲۰ عکس ماموگرافی دو بعدی است که ۷۵ درصد از این داده‌ها، داده‌های آموزشی، ۱۵ درصد داده برای اعتبارسنجی و ۱۰ درصد داده تست برای ارزیابی تقسیم بندی می شود. با توجه به شکل ۲ در قسمت پیش پردازش با اعمال متد CLAHE کنتراست تصویر افزایش می‌یابد. با اعمال این تغییرات تصاویر ماموگرافی دارای وضوح بیشتری شده که منجر به بهبود عملکرد دسته بندی جهت تشخیص سرطان خواهد شد. فیلتر Relief با نمونه‌گیری تصادفی از نمونه‌های مجموعه داده و سپس قرار دادن نزدیکترین همسایه از همان دسته و دسته مخالف کار می‌کند. مقادیر ویژگی‌های نزدیکترین همسایه با نمونه نمونه‌برداری شده مقایسه می‌شوند تا امتیاز مرتبط بودن هر ویژگی به روز شود. منطق این است که یک ویژگی مفید باید بین نمونه‌ها از دسته‌های مختلف تفاوت بگذارد و برای نمونه‌های از یک دسته باید دارای ارزش یکسان باشد.



Shift °

Rotate °
Flip °



حساسیت:

توانایی دست بند برای تشخیص بیماران توسط این پارامتر مشخص می‌شود. از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{حساسیت} = \frac{TP}{TP+FN}$$

جدول ۲: نتایج شبکه های CNN و دسته بند ANN

CNN Network	متد	تعداد ویژگی های انتخاب شده	دقت	حساسیت
AlexNet	AlexNet-ANN	100	87.4	85.3
VGG16	VGG16-ANN	100	86.9	87.1
MobileNet	MobileNet - ANN	100	89.1	91.2
ResNet	ResNet50-ANN	100	89.1	86.4

در جدول های شماره ۲، ۳ و ۴ نتایج شبیه سازی نشان داده شده است همانطور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود ترکیب ResNet50 با SVM با دقت 95.7 و حساسیت 93.6 نتایج بهتری را نسبت به سایر ترکیبات نشان می‌دهد. از آنجایی که در این مدل پیشنهادی از تکنیک های پردازش تصویر جهت بهبود کیفیت تصاویر استفاده شده است تصاویر و وضوح بیشتری پیدا کرده همچنین نقش فیلتر Relief منجر به بهبود پارامترهای ارزیابی شده است.

جدول ۳: نتایج شبکه های CNN و دسته بند KNN

CNN Network	متد	تعداد ویژگی های انتخاب شده	دقت	حساسیت
AlexNet	AlexNet-KNN	100	85.4	83.8
VGG16	VGG16-KNN	100	84.7	83.2
MobileNet	MobileNet -KNN	100	86.6	85.1
ResNet50	ResNet50-KNN	100	86.7	84.9

جدول 4: نتایج شبکه های CNN و دسته بند SVM

Model: "model"

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg16_input (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
vgg16 (Model)	(None, 7, 7, 512)	14714688
flatten_1 (Flatten)	(None, 25088)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4096)	102764544
dense_2 (Dense)	(None, 4096)	16781312
fc3 (Dense)	(None, 500)	2048500

Total params: 136,309,044
Trainable params: 121,594,356
Non-trainable params: 14,714,688

شکل ۳: قسمت پایه از شبکه VGG16

4- بررسی نتایج:

در جدول ۱ جزئیات پیاده سازی مدل پیشنهادی نشان داده شده است.

جدول ۱: پارامترهای پیاده سازی

language	Library	Batch size	Optimizer	Learning Rate	Loss Function
Python	Keras	32	Adam	10 ⁻⁵	binary-cross-entropy

در مدل پیشنهادی عکس های ماموگرافی پس از انجام عملیات پیش پردازش به شبکه های VGG16، AlexNet، ResNet50 و MobileNet و دسته بندهای SVM، KNN و ANN داده شده است و پارامترهای دقت^۶ و حساسیت^۷ آن محاسبه نموده و نتایج در جداول پایین نمایش داده شده است. برای تعریف پارامترهای بالا اصطلاحات زیر معرفی می‌شود:

مثبت واقعی (TP):

تعداد نمونه های مثبت که دسته بند توانسته درست تشخیص دهد.

مثبت کاذب (FP):

نمونه های که منفی بوده ولی دسته بند به اشتباه درست تشخیص داده است.

منفی واقعی (TN):

نمونه های که دسته بند به درستی منفی تشخیص داده است.

منفی کاذب (FN):

نمونه های که دسته بند به اشتباه منفی تشخیص داده است.

دقت:

این پارامتر دقت دسته بند را نشان می‌دهد و درصد پیش بینی های درست را بیان می‌کند و از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{دقت} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Sensitivity^۷

Accuracy^۶



D.2020, 'Fully Automated Breast Density Segmentation and Classification Using Deep Learning'. *Diagnostics*;10(11):988. <https://doi.org/10.3390/diagnostics10110988>.

[7] Fujioka T, Mori M, Kubota K, Oyama J, Yamaga E, Yashima Y, Katsuta L, Nomura K, Nara M, Oda G, Nakagawa T, Kitazume Y, Tateishi U. "The Utility of Deep Learning in Breast Ultrasonic Imaging: A Review". *Diagnostics (Basel)*. 2020 Dec 6;10(12):1055. doi: 10.3390/diagnostics10121055. PMID: 33291266; PMCID: PMC7762151.

[8] Mendel K, Li H, Sheth D, Giger M.2019, "Transfer Learning From Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Diagnosis: A Comparison of Digital Breast Tomosynthesis and Full-Field Digital Mammography." *Acad Radiol*. 26(6):735-743. doi: 10.1016/j.acra.2018.06.019. Epub 2018 Aug 1. PMID: 30076083; PMCID: PMC6355376.

[9] Zeiser, F.A., da Costa, C.A., Zonta, T. et al. "Segmentation of Masses on Mammograms Using Data Augmentation and Deep Learning. *J Digit Imaging*" **33**, 858–868 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10278-020-00330-4>

[10] Özyurt, F. "Efficient deep feature selection for remote sensing image recognition with fused deep learning architectures". *J Supercomput* **76**, 8413–8431 (2020). <https://doi.org/10.1007/s11227-019-03106-y>

[11] Kwok, S. 2018 Multiclass classification of breast cancer in whole-slide images. (pp. 931–940). Springer..

[12] Rakhlin A, Shvets A, Iglovikov V, & Kalinin A A, 2018. "Deep convolutional neural networks for breast cancer histology image analysis. In Paper presented at the international conference image analysis and recognition"

[13] Khamparia A, Bharati S, Podder P, et al. 2021, "Diagnosis of breast cancer based on modern mammography using hybrid transfer learning". *Multidim Syst Sign Process* **32**, 747765. <https://doi.org/10.1007/s11045-020-00756-7>.

[14] Sa Lee R, Gimenez F, Hoogi A, Rubin D, 2016. "Curated Breast Imaging Subset of DDSM [Dataset]. The Cancer Imaging" Archive. DOI: <https://doi.org/10.7937/K9/TCIA.2016.7O02S9CY>.

CNN Network	مدت	تعداد ویژگی های انتخاب شده	دقت	حساسیت
AlexNet	AlexNet-SVM	100	91.4	88.9
VGG16	VGG16-SVM	100	89.3	88.6
MobileNet	MobileNet - SVM	100	93.8	92.1
ResNet50	ResNet50-SVM	100	95.7	93.6

نتیجه گیری و جمع بندی

در این مقاله یک روش دسته بند برای تشخیص سرطان پستان ارائه شده است. در روش پیشنهاد شده در مرحله پیش پردازش با استفاده از تکنیک های پردازش تصویر، کیفیت تصاویر بهبود یافته و با استفاده از یادگیری انتقالی ویژگی تصاویر ماموگرافی استخراج یافته و در ادامه به کمک فیلتر Relief ویژگی های بهینه انتخاب شده و به دسته بند ارسال می شود. استفاده از این تکنیک ها منجر شده مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل های ارائه شده از دقت بالاتری در تشخیص سرطان پستان برخوردار باشد.

مراجع و منابع

- [1] Howlader N, Noone AM, Krapcho M, Miller D, Brest A, Yu M, Ruhl J, Tatalovich Z, Mariotto A, Lewis DR, Chen HS, Feuer EJ, Cronin KA (eds). 2021, "SEER Cancer Statistics Review", National Cancer Institute. Bethesda, MD, https://seer.cancer.gov/csr/1975_2018/, based on November 2020 SEER data submission, posted to the SEER web site, 1975-2018,
- [2] Weir HK, Thompson TD, Stewart SL, White MC. 2021, "Cancer Incidence Projections in the United States Between 2015 and 2050". *Prev Chronic Dis* **18**:210006. DOI: <https://doi.org/10.5888/pcd18>.
- [3] Zaheer, S., Shah, N., Maqbool, S.A. et al. 2019. 'Estimates of past and future time trends in age-specific breast cancer incidence among women in Karachi', Pakistan: 2004–2025. *BMC Public Health* **19**, 1001
- [4] J Bai, R Posner, T Wang, C Yang, S Nabavi, 2021 "Applying deep learning in digital breast tomosynthesis for automatic breast cancer detection: A review", *Medical Image Analysis, Vol 71*. <https://doi.org/10.1016/j.media.10209>.
- [5] Chollet, F. 2017. 'Deep Learning with Python'. Manning'. ISBN: 9781617294433.
- [6] Saffari N, Rashwan HA, Abdel-Nasser M, Kumar Singh V, Arenas M, Mangina E, Herrera B, Puig

نوزدهمین همایش سالانه مهندسی مکانیک ایران، ISME2011
ایران، بیرجند، دانشگاه بیرجند، ۲۰ لغایت ۲۲ اردیبهشت ۱۳۹۰