

## ناحیه بندی ضایعات پوستی از تصاویر درموسکوپي مبتنی بر شبکه های عصبی کاملاً همگشتی

بهشید صالحی فر

دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

عصمت راشدی

دانشیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

### چکیده

پوست، یکی از حیاتی ترین اندام های بدن انسان، به عنوان یک مانع بین بدن و محیط خارجی عمل می کند. از آنجا که نرخ مبتلایان به سرطان پوست در سراسر جهان بشدت در حال افزایش است و تشخیص زودهنگام بیماری های پوستی برای کاهش میزان مرگ و میر و افزایش امید به زندگی امری بسیار ضروری است، تکنیک های پردازشی ناحیه بندی و طبقه بندی ضایعات پوستی می توانند دقت تشخیص سرطان پوست را افزایش دهند. از این رو انجام ناحیه بندی ضایعات با روش های کاملاً خودکار می تواند بسیار کارآمد باشد. در این مقاله از معماری شبکه های عصبی همگشتی (CNN) و معماری شبکه کاملاً همگشتی (FCN) استفاده شده است. شبکه عصبی کاملاً همگشتی FCN-VGG19 و شبکه های عصبی همگشتی SegNet، Deeplabv3+، U-Net با ترکیب کانال های رنگی HSV+RGB با هدف ناحیه بندی تصاویر درموسکوپي پیاده سازی و بررسی شده است. در مقاله پیشنهادی ما، شبکه عصبی کاملاً همگشتی FCN-VGG19 در مقایسه با سایر مدل های پیاده سازی شده دقت بهتری را ارائه می دهد و به بالاترین دقت ۹۴/۵۴ بر روی مجموعه داده ISIC-2017 رسیده است.

**واژگان کلیدی:** پردازش تصاویر پوست، ناحیه بندی، یادگیری عمیق، شبکه های عصبی همگشتی، ملانوما

## مقدمه

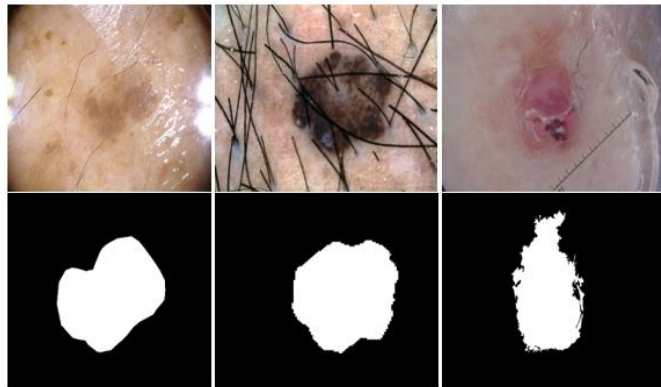
امروزه فن آوری های رایانه ای برای تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی، بطور ویژه، مورد توجه جوامع تحقیقاتی قرار گرفته اند. و برای اهدافی همچون ناحیه بندی و طبقه بندی نواحی مورد مطالعه، برای مثال نواحی سرطانی بطور کارآمد طراحی و پیاده سازی می شوند (Zafar et al, 2020). در میان انواع مختلف سرطان های پوست، خال سرطانی یا ملانوما که از رشد نامنظم سلول های رنگی پوست به نام ملانوسیت ایجاد می شود به دلیل میزان متاستاز زیاد، خطرناک ترین و بدخیم ترین تومور پوستی است، همچنین نرخ گسترش و شیوع بسیار زیادی نیز دارد (Zafar et al, 2020). چنانچه این عارضه در مراحل اولیه تشخیص داده شود و برای درمان آن اقدام گردد، میزان بهبود آن نزدیک به صد درصد خواهد بود. بنابراین ارزیابی ضایعات پوستی در تشخیص ملانوما در معاینات بالینی اهمیت فراوانی دارد. در شناسایی ملانوما از دیگر ضایعات خوش خیم، میتوان به چند مورد از الگوریتم های تحلیل پوست با دقت تشخیص بالا اشاره کرد؛ مانند: الگوی ABCD، چک لیست ۳ نقطه ای، چک لیست ۷ نقطه ای، متد Menzies، chaos and clues، CASH (Yang et al, 2018). که برای تحلیل تصاویر درموسکپی استفاده می شوند. این نوع تصاویر به کمک درموسکوپ که یک وسیله ای غیر تهاجمی بشمار می آید، و دارای یک عدسی بزرگنمایی، برای مشاهده دقیق جزئیات و الگوهای تشکیل شده توسط رنگدانه های پوست است، تهیه می شود (Rosendahl et al, 2012).

برای تشخیص نوع ضایعه به کمک سیستم های رایانه ای، به طور معمول مراحل پیش پردازش - ناحیه بندی - پس پردازش - استخراج ویژگی و طبقه بندی انجام می شود. اگرچه تمامی این مراحل ضروری هستند اما دقت پایین در امر ناحیه بندی تأثیری اساسی در عدم صحت نتیجه طبقه بند دارد. همچنین عوامل همراه کننده ای مانند: رنگ ضایعات، اطلاعات مرزها، موها، وجود نشانگرها، ابعاد ضایعه، رگ های خونی و حباب های هوا این مرحله را به چالش برانگیزترین مرحله تبدیل می کند (شکل ۱). روش هایی از جمله: روش های آستانه هیستوگرام، روش های خوشه بندی بدون نظارت، روش های مبتنی بر لبه، روش های کانتور فعال و روش های نظارت شده، که معمولاً از ویژگی های سطح پیکسل استفاده می کنند؛ از جمله روش های ناحیه بندی هستند (Öztürk and Özkaya, 2020). این درحالیست که موفقیت چشمگیر رویکرد یادگیری عمیق باعث شده، که تقریباً بتواند در هر زمینه ای عملکرد موثر داشته باشد (Yang et al, 2018).

در مرجع (Long et al, 2015) FCN<sup>1</sup> و در (Ronneberger et al, 2015) U-Net را برای ناحیه بندی ضایعات پوستی استفاده کردند. در (Kawahara et al, 2016) برای استخراج ویژگی های چندمقیاسی برای تشخیص ملانوما از یک شبکه FCN استفاده کردند. در (Zhang et al, 2024) چهارچوبی ارائه شده است که هر دو وظیفه ناحیه بندی و طبقه بندی را در نظر می گیرد و تقسیم بندی نقشی حیاتی در بهبود عملکرد طبقه بندی بازی می کند. این چهارچوب از دو جزء تشکیل شده است: ماژول تقسیم بندی LW-XNet و ماژول طبقه بندی ISA-DenseNet. در مرجع (Anand et al, 2023) یک روش همجوشی با ترکیب CNN و U-Net برای ناحیه بندی و طبقه بندی پیشنهاد دادند و فقط مرحله طبقه بندی را ارزیابی کردند و دریافتند استفاده از بهینه ساز Adadelata دقت طبقه بندی را ۱/۹۶ درصد در مقایسه با بهینه ساز Adam بهبود می بخشد. (He et al, 2023) یک CNN یادگیری چند وظیفه ای را برای ناحیه بندی، طبقه بندی و تشخیص لبه ضایعات پوستی ارائه کردند که با اشتراک گذاری رمزگذار یکسان، ویژگی این سه کار را استخراج می کند.

<sup>1</sup> fully convolutional network

در ادامه شبکه عصبی کاملاً همگشتی FCN-VGG19 و همچنین شبکه های U-net و SegNet، DeepLabv3+، U-net برای هدف ناحیه بندی تصاویر ضایعات پوستی بررسی شدند در این مقاله، نتایج شبکه های عصبی همگشتی با شبکه عصبی کاملاً همگشتی مقایسه شده است.



شکل ۱: نمونه ای از مجموعه تصاویر ISIC-2017. (ردیف بالا) تصاویر اصلی ضایعه های پوستی. (ردیف پایین) برچسب های صحیح متناظرشان.

#### مدل های ناحیه بندی پیاده سازی شده

با هدف ناحیه بندی ضایعات پوستی شبکه عصبی کاملاً همگشتی FCN-VGG19 و شبکه های عصبی همگشتی SegNet وزن دهی شده با VGG16، Deeplabv3+، وزن دهی شده با ResNet-18 و U-Net با ترکیب کانال های رنگی HSV+RGB با هدف ناحیه بندی تصاویر درموسکوپ پیاده سازی و بررسی شده است. پیش پردازش انجام شده برای مدل U-Net با سایر مدل ها متفاوت است. روند کلی اجرای آن ها مطابق با الگوریتم نشان داده شده در (شکل ۲) می باشد. و شرایط اعمال شده برای داده های ورودی هر شبکه در (جدول ۱) آورده شده است.



شکل ۲: روش پیاده سازی شده.

مدل ها	شرایط اعمال شده بر شبکه
FCN-VGG19	در پیش پردازش این شبکه مجموعه تصاویر آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بعد از تغییر ابعاد به $360 \times 480$ وارد شبکه شدند و الگوریتم افزایش داده نیز بر آن ها اعمال شد.
ResNet-18	در پیش پردازش این شبکه مجموعه تصاویر آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بعد از تغییر ابعاد به $360 \times 480$ وارد شبکه شدند و الگوریتم افزایش داده نیز بر آن ها اعمال شد.

در پیش پردازش این شبکه مجموعه تصاویر آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بعد از تغییر ابعاد به $360 \times 480$ وارد شبکه شدند و الگوریتم افزایش داده نیز بر آن ها اعمال شد.	SegNet
در پیش پردازش این شبکه مجموعه تصاویر آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بعد از تغییر ابعاد به $225 \times 225$ ، بصورت تنسورهای شش کاناله RGB+HSV وارد شبکه شدند و الگوریتم افزایش داده نیز بر آن ها اعمال شد. در دو کلاس پس زمینه و ضایعه وزن دهی شد.	U-net

جدول ۱: شرایط داده های ورودی به مدل ها.

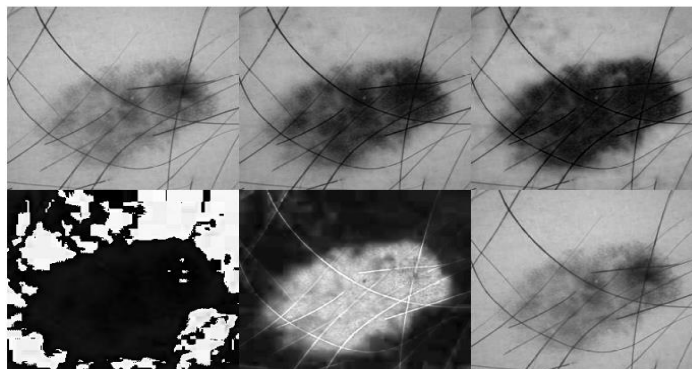
### مجموعه داده

شبیه سازی های انجام شده در این تحقیق بر مبنای مجموعه تصاویر عمومی و در دسترس مربوط به چالش ISIC-2017<sup>2</sup> صورت پذیرفته است (شکل ۱). این مجموعه، ۲۰۰۰ تصویر RGB برای آموزش، و برای اعتبارسنجی و آزمایش به ترتیب، ۱۵۰ و ۶۰۰ تصویر RGB را شامل می شود که تماماً دارای برچسب های صحیح دودویی هستند. تصاویر، دارای وضوح بالا و در ابعاد مختلف  $1504 \times 1129$ ،  $767 \times 767$ ،  $1022 \times 767$ ،  $1127 \times 944$ ،  $576 \times 767$  قرار دارند.

### پیش پردازش داده ها

آموزش شبکه های یادگیری عمیق با استفاده از تصاویر با وضوح بالا دشوار است. بنابراین تغییر اندازه ی تصاویر قبل از ورود به شبکه روش خوبی است و اجازه می دهد تا عملیات در مدل سریع تر انجام شود که در نتیجه باعث صرفه جویی در قدرت محاسباتی و مقابله با محدودیت های حافظه می شود.

فضاهای رنگی مختلف بر اساس اطلاعاتی مانند اطلاعات نوری در تصویر و اطلاعات شدت رنگ، نمایش های متفاوتی از تصویر را ارائه می دهند. ممکن است اطلاعات موجود در برخی فضاهای رنگی نزدیک به یکدیگر باشد. اما با این حال، ترکیب فضاهای رنگی می تواند اطلاعات بیشتری را نسبت به هر یک از فضاهای رنگی به تنهایی ارائه دهد (Long et al, 2015). برای بررسی این موضوع، کانال های رنگی HSV و RGB ترکیب شده و تمام کانال های ورودی با تقسیم حداکثر شدت هر کانال رنگی به محدوده  $[0, 1]$  نرمال سازی شده است (شکل ۳). در نهایت تک تک تصاویر به صورت تنسورهای شش کاناله به عنوان ورودی به شبکه U-Net داده می شوند.



شکل ۳: نمایش مجزا کانال ها در فضاهای رنگی RGB و HSV. ردیف اول (از چپ به راست) R، G، B. ردیف دوم (از چپ به راست) H، S، V.

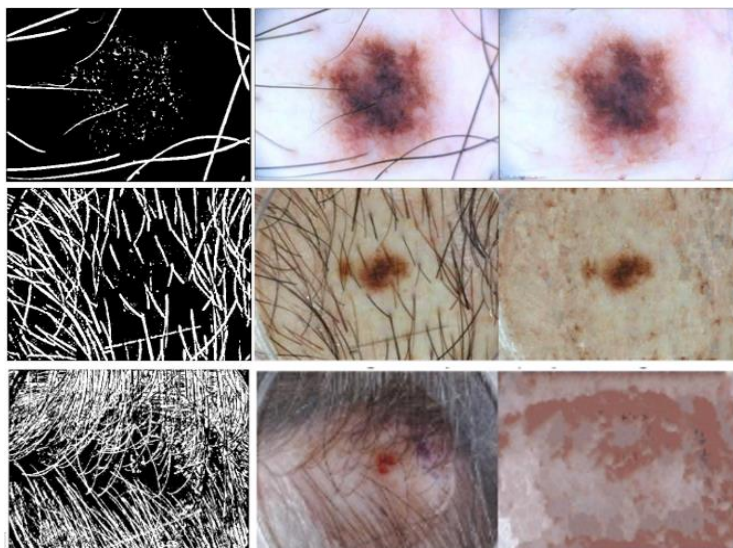
<sup>2</sup> The International Skin Imaging Collaboration

## اعمال الگوریتم حذف مو و نشانگرها

تصاویر درموسکوپي دارای زوایای مانند مو هستند که عاملی مشکل ساز برای عملیات ناحیه بندی به شمار می آید. با هدف حذف چنین زوایای عملیات ریخت شناسی بر روی مجموعه تصاویر اعمال شد و سپس الگوریتم رنگ آمیزی برای بازسازی مقادیر پیکسل با پیکسل-های در همسایگی انجام شد (Zafar et al, 2020) که مراحل پیاده سازی آن به شرح زیر است:

- تبدیل تصویر رنگی به سطح خاکستری.
- اعمال فیلتر پایین گذر به تصویر خاکستری.
- استخراج ماسک باینری و اعمال گسترش<sup>۳</sup> با عنصر ساختاری دایروی به شعاع ۲.
- رنگ آمیزی پیکسل های مو به کمک ویژگی های پیکسل های در همسایگی.

اعمال این روش در حذف موهای بعضاً نازک و نشانگرهای خط کش برای رسیدن به مجموعه داده ای با وضوح بالاتر می تواند قابل قبول باشد. اما در پردازش تصاویری که دارای موهای ضخیم و متراکم هستند دچار مشکل می شود که در صورت اعمال این روش، ملزم به صرف نظر از تعدادی تصاویر مجموعه داده هستیم.



شکل ۴: نمایش تصاویر قبل و بعد از اعمال الگوریتم حذف مو، بروی تصاویر با تراکم مو کم و تراکم مو زیاد.

**شبکه FCN-VGG19:** شبکه FCN-VGG19 دارای ۴۹ لایه ی جزئی می باشد. ورودی شبکه برای تصاویر  $۴۸۰ \times ۳۶۰ \times ۳$  تنظیم شده است. در اولین لایه ی همگشتی مجموعاً ۶۴ فیلتر به ابعاد  $۳ \times ۳ \times ۳$  استفاده می شود و در انتها لایه های کاملاً متصل در معماری اصلی VGG-19 به لایه های همگشتی تبدیل می شود و لایه ی واهمگشتی نیز اضافه شده است.

**شبکه ی DeepLabv3+: DeepLabv3+** یک شبکه ی کدگذار-کدبردار است، که می تواند از شبکه های CNN استفاده کند. همچنین یکی از بهترین عملکردها را برای ناحیه بندی معنایی دارد. در اینجا شبکه DeepLabv3+ با وزن های اولیه ی ResNet-18 و تنظیمات پیش فرض آن، بر روی مجموعه تصاویر ضایعات پوست آموزش داده شده است (Kaymak et al, 2020).

<sup>3</sup> Dilation

شبکه‌ی **SegNet**: یک شبکه عصبی همگشتی کدگذار-کدبردار است، که بعد از آموزش بر روی مجموعه تصاویر برای ناحیه-بندی معنایی استفاده می‌شود. در اینجا، لایه‌های از قبل وزن‌دهی شده‌ی SegNet را با لایه‌ها و وزن‌های شبکه VGG-16 جایگذاری می‌کنیم. که در این مدل عمق کدگذار برابر با ۵ می‌شود (Liu et al, 2019).

شبکه‌ی **U-net**: یک مدل یادگیری عمیق بسیار محبوب برای تقسیم بندی تصاویر پزشکی است (Ronneberger et al, 2015). شبکه-ای کدگذار-کدگشا، که در اینجا عمق کدگذاری آن ۴ انتخاب شده، و لایه‌ی ورودی برای دریافت تصاویر ۶ کاناله تنظیم شده است، همچنین با هدف اینکه ورودی و خروجی کانولوشن‌ها اندازه یکسانی داشته باشد، بگونه‌ای اصلاح شده تا در کانولوشن‌ها از zero-padding استفاده شود. این شبکه تاکنون برای ناحیه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی استفاده شده است.

### آزمایش‌ها و نتایج

پایه‌سازی انجام شده برای تمام نتایج بدست آمده بر روی یک کامپیوتر در زبان برنامه نویسی MATLAB-2020b و بر روی سخت‌افزاری با مشخصات: پردازنده Intel core i7 7700، RAM 16 گیگابایت، انجام شده است.

پارامترهای تنظیم شبکه برای تمامی مدل‌ها به جز مدل U-Net سعی شده به صورت یکسان در نظر گرفته شود، بدین صورت که، تابع بهینه‌ساز sgd با Momentum=0.9 و تابع هزینه crossentropyex و MiniBatchSize=4 و MaxEpochs=100 قرار داده شده است. همچنین در طول فرایند آموزش از تقویت مجموعه تصاویر آموزش، به نحوی استفاده شده که تصاویر به صورت کاملاً تصادفی در جهت چپ به راست منعکس شده و در بازه [۱۰ ۱۰-] پیکسل به صورت افقی و عمودی تصادفاً، انتقال یافته می‌شوند. برای مدل U-Net، پارامترها مطابق سایر مدل‌ها با MaxEpochs=80 و تقویت مجموعه تصاویر در طول آموزش با انعکاس تصادفی تصاویر در جهت افقی و عمودی و همچنین در بازه [۱۰ ۱۰-] پیکسل به صورت افقی و عمودی تصادفاً، انتقال یافته شده و بطور تصادفی در بازه [۱۸۰ ۱۸۰-] درجه چرخیده می‌شوند.

ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های ناحیه‌بندی براساس طبقه‌بندی باینری (ناحیه ضایعه در مقابل پوست سالم) را با شاخص تشابه جاکارد، حساسیت<sup>۴</sup>، صحت<sup>۵</sup> گزارش می‌کنیم.

ضریب حساسیت بالا (نزدیک به ۱) نشان دهنده‌ی عملکرد خوب در ناحیه‌بندی موفق تمام ضایعات است. مطابق معادله (۱). شاخص جاکارد، میزان تشابه پیش‌بینی شبکه و برچسب صحیح اصلی را مشخص می‌کند. مطابق معادله (۳).

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (2)$$

$$\text{Jaccard} = \frac{TP}{TP+FP+FN} \quad (3)$$

طبق معادله های فوق، TP تعداد پیکسل‌هایی است که هم در برچسب صحیح و هم در تصویر خروجی بدرستی عنوان شده، FP تعداد پیکسل‌هایی که در برچسب صحیح به عنوان ضایعه ناحیه‌بندی نشدند ولی در پیش‌بینی شبکه به اشتباه ضایعه ناحیه‌بندی شده، FN تعداد پیکسل‌هایی است که در برچسب صحیح ناحیه‌بندی شده ولی در پیش‌بینی شبکه ناحیه‌بندی نشده، TN تعداد پیکسل‌هایی است که در برچسب صحیح و در پیش‌بینی شبکه به عنوان ضایعه ناحیه‌بندی نشده است. نتایج بدست آمده از شبیه‌سازی‌های انجام شده بر روی مجموعه تصاویر آزمون، در (جدول ۲) آورده شده است.

<sup>4</sup> Sensitivity

<sup>5</sup> Accuracy

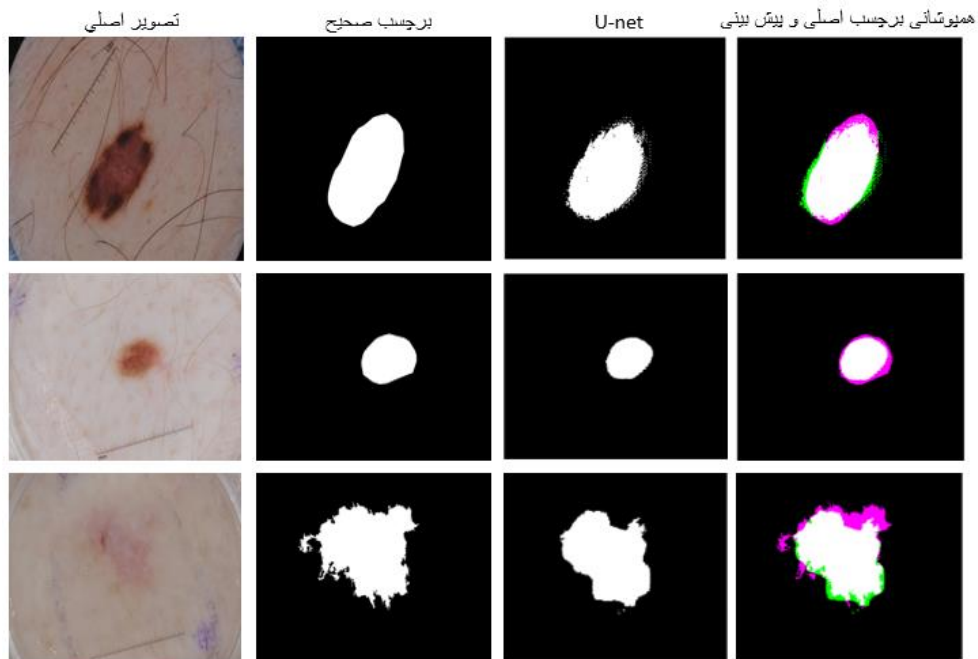


شبکه	صحت	شاخص تشابه جاکارد	حساسیت
U-Net	۸۸/۶۳	۷۲/۰۶	۸۰/۵۸
SegNet (Al-Masni et al, 2018)	۹۱/۷۶	۶۹/۶۳	۸۰/۰۵
FCN-AlexNet	۹۲/۴۷	۸۱/۲۹	۸۸/۷۲
FCN-8s (Kawahara et al, 2016)	۹۲/۵۲	۷۱/۸۷	۸۰/۷۲
Lei zhang (Zhang et al, 2019)	۹۲/۷۰	۷۲/۹۰	۸۳/۷۰
ResNet-18	۹۲/۸۷	۸۱/۹۹	۸۸/۷۱
SegNet	۹۲/۸۵	۸۲/۲۸	۸۹/۷۵
FocusNet (Kaul et al., 2019)	۹۲/۱	۷۵/۶	۷۶/۷
XNet (Zhou et al., 2023)	—	۷۳/۹	—
Ünver H.M. (Ünver and Ayan, 2019)	۹۳/۳۹	۷۴/۸۱	۹۰/۸۲
U-Net (Ronneberger et al, 2015)	۹۳/۳	۶۹/۶	۸۰/۶
LW-XNet (Zhang et al, 2024)	۹۳/۶	۷۵/۸	۸۵/۵
روش پیشنهادی (FCN-VGG19)	۹۴/۵۴	۸۳/۴۶	۸۹/۴۳

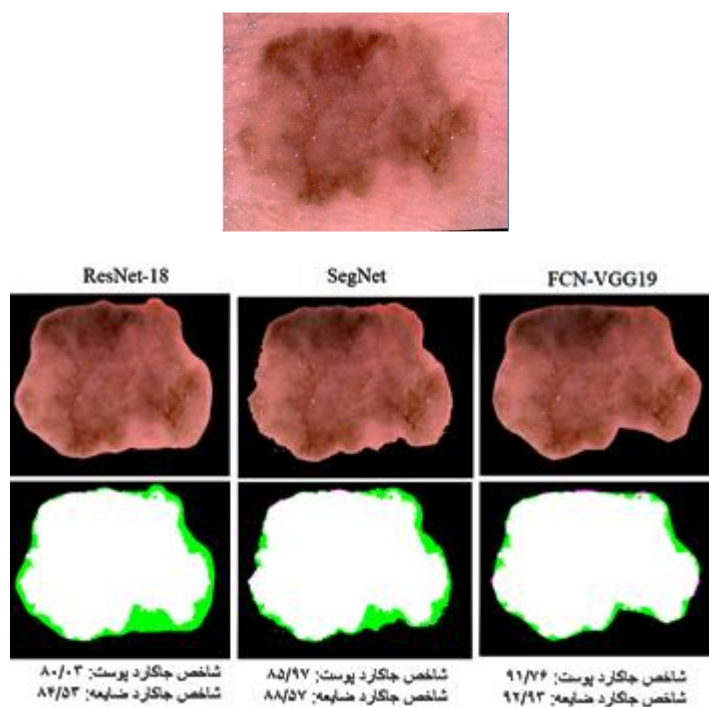
جدول ۲: مقایسه نتایج ناحیه بندی مدل های آموزش و تست شده با نتایج سایر مطالعات بر روی مجموعه داده چالش ISIC-2017.

### بحث و نتیجه گیری

نمایش عملکرد شبکه ها در (شکل های ۵ و ۶) نشان داده شده است. تصاویر در دسته تصاویر چالش برانگیز مجموعه داده قرار دارند که دارای مرز مشخص نیستند و همچنین نشانگرها بر روی تصویر نمایان است. در (شکل ۶) میزان شاخص تشابه جاکارد که میزان مشابهت در برچسب پیش بینی شده توسط شبکه و برچسب صحیح اصلی را ارزیابی می کنند برای هر تصویر ناحیه بندی شده با دو مقدار مشخص شده است. شاخص جاکارد پوست، میزان تشابه تشخیص پیکسل های پوست سالم نسبت به برچسب صحیح اصلی را نشان می دهد و شاخص جاکارد ضایعه، که میزان تشابه تشخیص پیکسل های ضایعه نسبت به برچسب صحیح اصلی را نشان می دهد. نواحی سفید و سبز رنگ پیش بینی شبکه می باشند و نواحی بفش رنگ پیکسل هایی هستند که شبکه نتوانسته جزو ضایعات تشخیص دهد در حالی که در برچسب صحیح اصلی جزو ضایعه دسته بندی شده اند. نواحی سبز رنگ پیکسل هایی هستند که جزء ضایعه نیستند ولی شبکه در کلاس ضایعه تشخیص داده است.



شکل ۵: نمونه‌ای از نتایج شبکه U-net بر روی تصاویر RGB+HSV، (از چپ به راست) تصاویر اصلی، برچسب صحیح باینری، نتیجه ناحیه‌بندی شبکه، همپوشانی برچسب صحیح با نتیجه شبکه.



شکل ۶: تصویر اصلی به صورت تک در سطر اول نشان داده شده است و در سطرهای زیرین به ترتیب تصاویر همپوشانی شده با برچسب پیش بینی شده و سنجش برچسب پیش بینی شده با شاخص جاگارد نشان داده شده است.



با هدف ناحیه بندی، شبکه کاملاً همگشتی FCN-VGG19 توانسته به بالاترین میزان صحت، معادل ۹۴/۵۴ درصد در میان سایر شبکه های آموزش دیده در این پژوهش با مجموعه داده چالش ISIC-2017 دست یابد. اساساً شبکه کاملاً همگشتی یک CNN است که در آن لایه های کاملاً متصل با یک لایه های همگشت جایگزین می شود. یک CNN با لایه های کاملاً متصل به همان اندازه یک شبکه کاملاً همگشتی توانایی یادگیری دارد. تفاوت اصلی این است که، شبکه کاملاً همگشتی مرتباً در حال یادگیری فیلترها در همه جاست، حتی لایه های تصمیم گیری در انتهای شبکه نیز فیلتر هستند. یک شبکه کاملاً همگشتی سعی می کند نمایه ها را بیاموزد و بر اساس ورودی فضایی محلی یاد بگیرد، در صورتی که لایه کاملاً متصل شبکه را قادر خواهد ساخت که با استفاده از اطلاعات سراسری بیاموزد. از نتایج استخراج شده می توان استنباط کرد که شبکه U-net آموزش دیده با تصاویر دارای فضاهای رنگی RGB+HSV نسبت به شدت پیکسل ها حساسیت زیادی نشان می دهد، که این میزان از حساسیت برای پیش بینی شبکه می تواند همراه کننده باشد. به عبارتی، در مجموعه تصاویر رنگی، شبکه های عمیق متناسب با کلاس های تعریف شده قادر به استخراج نقشه های ویژگی از تصاویر بدون نیاز به پیش پردازش های منحصر به فرد هستند و می توانند نتایج قابل قبولی داشته باشند.

## منابع

- Zafar, K., Gilani, S. O., Waris, A., Ahmed, A., Jamil, M., Khan, M. N., & Sohail Kashif, A. (2020). Skin lesion segmentation from dermoscopic images using convolutional neural network. *Sensors*, 20(6), 1601.
- Yang, X., Li, H., Wang, L., Yeo, S. Y., Su, Y., & Zeng, Z. (2018, July). Skin lesion analysis by multi-target deep neural networks. In 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 1263-1266). IEEE.
- Rosendahl, C., Cameron, A., McColl, I., & Wilkinson, D. (2012). Dermatoscopy in routine practice: 'Chaos and clues'. *Australian family physician*, 41(7), 482-487.
- Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 3431-3440).
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical image computing and computer-assisted intervention—MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18* (pp. 234-241). Springer International Publishing.
- Kawahara, J., BenTaieb, A., & Hamarneh, G. (2016, April). Deep features to classify skin lesions. In 2016 IEEE 13th international symposium on biomedical imaging (ISBI) (pp. 1397-1400). IEEE.
- Kaymak, R., Kaymak, C., & Ucar, A. (2020). Skin lesion segmentation using fully convolutional networks: A comparative experimental study. *Expert Systems with Applications*, 161, 113742.
- Liu, L., Mou, L., Zhu, X. X., & Mandal, M. (2019, May). Skin lesion segmentation based on improved u-net. In 2019 IEEE Canadian conference of electrical and computer engineering (CCECE) (pp. 1-4). IEEE.
- Öztürk, Ş., & Özkaya, U. (2020). Skin lesion segmentation with improved convolutional neural network. *Journal of digital imaging*, 33, 958-970.
- Al-Masni, M. A., Al-Antari, M. A., Choi, M. T., Han, S. M., & Kim, T. S. (2018). Skin lesion segmentation in dermoscopy images via deep full resolution convolutional networks. *Computer methods and programs in biomedicine*, 162, 221-231.
- Zhang, L., Yang, G., & Ye, X. (2019). Automatic skin lesion segmentation by coupling deep fully convolutional networks and shallow network with textons. *Journal of Medical Imaging*, 6(2), 024001-024001.
- Ünver, H. M., & Ayan, E. (2019). Skin lesion segmentation in dermoscopic images with combination of YOLO and grabcut algorithm. *Diagnostics*, 9(3), 72.
- Zheng, X., Huang, Y., Liu, W., & Cai, C. (2024). LW-XNet for segmentation and classification of skin lesions from dermoscopy images. *Expert Systems with Applications*, 255, 124826.
- Anand, V., Gupta, S., Koundal, D., & Singh, K. (2023). Fusion of U-Net and CNN model for segmentation and classification of skin lesion from dermoscopy images. *Expert Systems with Applications*, 213, Article 119230. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119230>
- He, X., Wang, Y., Zhao, S., & Chen, X. (2023). Joint segmentation and classification of skin lesions via a multi-task learning convolutional neural network. *Expert Systems with Applications*, 230, Article 120174. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.120174>

## Lesion Segmentation in Dermoscopy Images Based on Fully Convolutional Neural Networks

**Behshid Salehifar**

**Master of Science, Faculty of Electrical and  
Computer and Engineering  
, Department of Telecommunication and  
Electronic Engineering  
, Kerman, Iran**

**Esmat Rashedi**

**Associate Professor, Faculty of Electrical and  
Computer and Engineering  
, Department of Telecommunication and  
Electronic Engineering  
, Kerman, Iran**

### Abstract

The skin, one of the most vital organs of the human body, acts as a barrier between the body and the external environment. Given the rapidly increasing incidence of skin cancer worldwide and the critical importance of early diagnosis of skin diseases to reduce mortality rates and enhance life expectancy, the implementation of segmentation and classification techniques for skin lesions can significantly improve the accuracy of skin cancer detection. Therefore, the utilization of fully automated methods for lesion segmentation can be highly efficient. In this paper, we employ Convolutional Neural Network (CNN) architectures and Fully Convolutional Network (FCN) architectures. Specifically, we implement and evaluate the FCN-VGG19 fully convolutional neural network and the SegNet, Deeplabv3+, and U-Net convolutional neural networks using a combination of HSV and RGB color channels for the segmentation of Dermoscopy images. In our proposed approach, the FCN-VGG19 fully convolutional neural network demonstrates superior accuracy compared to the other implemented models, achieving a highest accuracy of 94.54% on the ISIC-2017 dataset.

**Keywords:** Skin Image Processing, Segmentation, Deep Learning, Convolutional Neural Networks, Melanoma