



دانشگاه صنعتی شریف  
دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی  
مهندسی کامپیوتر

# امتیازدهی خودکار ASPECT بر روی تصاویر CT با استفاده از یادگیری ژرف

نگارش

مهتا فطرت

استاد راهنما

دکتر حمیدرضا ربیعی

تیر ۱۴۰۲

به نام خدا  
دانشگاه صنعتی شریف  
دانشکده مهندسی کامپیوتر

## پایان نامه کارشناسی

این پایان نامه به عنوان تحقق بخشی از شرایط دریافت درجه کارشناسی است.

عنوان: امتیازدهی خودکار ASPECT بر روی تصاویر CT با استفاده از یادگیری ژرف  
نگارش: مهتا فطرت

## کمیته ممتحنین

استاد راهنما: دکتر حمیدرضا ربیعی      امضاء:

استاد مشاور: استاد مشاور      امضاء:

استاد مدعو: استاد ممتحن      امضاء:

تاریخ:

## سپاس

از استاد بزرگوارم که با کمک‌ها و راهنمایی‌های بی‌دریغشان، مرا در به سرانجام رساندن این پایان‌نامه یاری داده‌اند، تشکر و قدردانی می‌کنم. همچنین از همکاران عزیزی که با راهنمایی‌های خود در بهبود نگارش این نوشتار سهیم بوده‌اند، صمیمانه سپاسگزارم.

## چکیده

سکته‌ی مغزی به عنوان دومین عامل مرگ و میر در جهان شناخته می‌شود. این عارضه می‌تواند آسیب‌های دائمی و جبران‌ناپذیری برای افراد مبتلا به همراه داشته‌باشد. بنابراین، تشخیص سریع سکته‌ی مغزی و درمان در مراحل اولیه، از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. امتیاز ASPECT یک معیار برای ارزیابی وخامت سکته‌ی مغزی بر روی تصاویر CT می‌باشد. اما تشخیص صحیح وخامت سکته بر روی تصاویر اولیه، که نواحی آسیب‌دیده به خوبی در آن ظاهر نمی‌شود، حتی برای متخصصین این حوزه، امری چالش‌برانگیز است. در این پژوهش یک راهکار تشخیص خودکار امتیاز ASPECT، مبتنی بر روش‌های یادگیری ژرف ارائه می‌شود که می‌تواند در تعیین وخامت سکته توسط متخصصین این امر ASPECT راهگشا باشد و سرعت و دقت تشخیص و تجویز روش‌های درمانی را بهبود ببخشد. پژوهش حاضر، یک روش نظام‌مند برای پیش‌پردازش تصاویر CT مغزی پیشنهاد می‌کند که می‌تواند در سایر پژوهش‌ها بر روی تصاویر مغزی مورد استفاده قرار بگیرد. در ادامه، یک شبکه‌ی عصبی عمیق، مبنی بر مدل‌های پیش‌آموزش‌یافته طراحی می‌شود و عملکرد این شبکه بر روی داده‌های نمونه بررسی و تحلیل می‌گردد.

**کلیدواژه‌ها:** سکته‌ی مغزی، ASPECTS، یادگیری ژرف، CT، یادگیری انتقالی

# فهرست مطالب

## فهرست جدول‌ها

## فهرست شکل‌ها

# فصل ۱

## مقدمه

در این فصل مسئله‌ی اصلی پژوهش، یعنی امتیاز ASPECT، به طور دقیق‌تر مورد بررسی قرار می‌گیرد و علت اهمیت بالای آن در زمینه‌ی سکت‌های مغزی عنوان می‌شود. سپس بررسی می‌شود که آیا این مسئله در پژوهش‌ها و محصولات مرتبط، حل شده‌است یا خیر و اینکه پژوهش حاضر چه مزیتی در این حوزه به همراه خواهد داشت. در پایان نیز ساختار کلی پایان‌نامه شرح داده می‌شود.

### ۱-۱ تعریف مسئله

سکت‌های مغزی یکی از علل مهم مرگ و میر و ناتوانی‌های اکتسابی در جهان است. امروزه روش‌های درمانی مختلفی برای بیماران مبتلا به این عارضه وجود دارد. اما تجویز روش درمانی مناسب، برای هر بیمار، با توجه به وضعیت وی، متفاوت است. در واقع لازم است که متخصصان، ملاک و معیاری از وضعیت پیشرفت و وخامت سکت داشته باشند تا بتوانند یک روش درمانی را برای بیمار، مناسب یا نامناسب قلمداد کنند. یکی از مهم‌ترین این معیارها، امتیاز ASPECT است.

The Alberta Stroke Program Early CT Score (ASPECTS) یک امتیاز از ۱ تا ۱۰ است که معیاری از وخامت سکت در بیمار را به دست می‌دهد. درواقع این امتیاز از بررسی وضعیت ۱۰ ناحیه‌ی مغزی، که در دو نیم‌کره‌ی مغز به صورت متقارن وجود دارند، محاسبه می‌شود. در صورتی که هیچ عارضه‌ی انسدادی در مغز وجود نداشته باشد، امتیاز ASPECT برابر ۱۰ خواهد بود و به ازای هر ناحیه‌ای که آسیب دیده‌است، یک امتیاز از ۱۰ کم می‌شود. به این ترتیب بیماری که هر ۱۰ ناحیه‌ی ASPECTS او، حداقل در یک نیم‌کره، آسیب دیده‌باشد، امتیاز صفر را دریافت خواهد کرد.



این امتیاز سپس می‌تواند معیاری در اختیار متخصصان قرار دهد که تشخیص بدهند آیا لخته‌زدایی مکانیکی<sup>۱</sup> برای بیمار مناسب است یا خیر.

نکته‌ی حائز اهمیت آن است که امتیازدهی ASPECT، حتی برای متخصصین این حوزه، یک امر چالش‌برانگیز است. به نحوی که در یک مطالعه، میزان توافق میان امتیازدهندگان، تنها ۲۸٪ محاسبه شده‌است. از طرفی، نشان داده شده‌است که ابزارهای محاسبه‌ی خودکار ASPECT، می‌توانند میزان این توافق و سرعت امتیازدهی متخصصان را افزایش دهند. به همین جهت، این پژوهش قصد دارد با ارائه‌ی یک روش خودکار تشخیص امتیاز دوبخشی ASPECT در راستای این بهبود دقت و سرعت، راهگشا باشد.

## ۱-۲ اهمیت موضوع

میان دقت، سرعت و دسترس‌پذیری در تشخیص سکته‌ی مغزی، یک بده‌بستان<sup>۲</sup> وجود دارد. یک‌سری تصاویر مانند MRI، علائم سکته را بهتر در خود نمایان کرده و تشخیص را برای متخصصان ساده‌تر می‌کنند. اما اخذ این تصاویر، زمان زیادی نیاز دارد و ممکن است در تمام مراکز تصویربرداری نیز در دسترس نباشند. از سوی دیگر، تصاویر CT، علائم سکته را کمتر مشخص می‌کنند و باعث می‌شوند که تشخیص، سخت‌تر و توافق میان تشخیص‌دهندگان کمتر شود. اما مزیت این مدل تصویربرداری، در سرعت اخذ تصویر و کاربرد فراگیر آن در اکثر مراکز تصویر برداری است.

اصطلاحی در این حوزه وجود دارد که عنوان می‌کند ”زمان، مغز است“. این جمله به اهمیت زمان و لزوم تشخیص و درمان سریع سکته‌ی مغزی اشاره می‌کند. به طور متوسط، در بیمارانی که دچار سکته‌ی مغزی انسدادی شده‌اند، در هر دقیقه، ۹.۱ میلیون سلول عصبی از بین می‌رود. این عدد در مقایسه با نرخ عادی از بین رفتن سلول‌های عصبی، مانند آن است که مغز در یک ساعت، به مدت ۶.۳ سال عمر کرده‌است. به همین جهت، سرعت عمل در تشخیص سکته‌ی مغزی و آغاز هر چه زودتر درمان آن، امری حیاتی است. در نتیجه در بده‌بستان میان دقت و سرعت، این سرعت است که برتری می‌یابد و تصویربرداری CT و روش‌های تشخیصی ممکن بر روی آن را غالب می‌کند.

امتیازدهی ASPECT می‌تواند بر روی تصاویر CT انجام شود. به همین دلیل است که پژوهش حول این مسئله، از اهمیت بالایی برخوردار است. اما همانطور که پیش‌تر ذکر شد، علی‌رغم سرعت بالای تشخیص در این روش، افزایش دقت حاصل از آن، یک موضوع چالش‌برانگیز است. عدم توافق بالا میان تشخیص متخصصان نیز خبر از این مشکل دارد. مشکلی که همچنان میان متخصصان انسانی ماندگار است.

<sup>۱</sup>Mechanical Thrombectomy  
<sup>۲</sup>tradeoff

هوش مصنوعی و روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند به حل این مشکل کمک کنند. پژوهش‌هایی انجام شده‌است که نشان می‌دهد تشخیص خودکار امتیاز ASPECT می‌تواند توافق میان متخصصان را افزایش بدهد. بنابراین ضروری است که این روش‌ها، با افزایش هرچه بیش‌تر دقت، در راستای بهبود سرعت و دقت خدمات درمانی سگته‌ی مغزی، کمک‌کننده باشند.

## ۳-۱ ادبیات موضوع

فعالیت‌هایی که به طور مستقیم در حوزه‌ی امتیازدهی ASPECT انجام می‌شوند را می‌توان در دو دسته‌ی کلی بررسی کرد. دسته‌ی اول، برنامه‌های کاربردی<sup>۳</sup> هایی هستند که به صورت تجاری عرضه شده و در حال استفاده در مراکز درمانی می‌باشند. از جمله‌ی این برنامه‌ها می‌توان به Viz.ai، RapidAI و e-ASPECTS اشاره کرد. بعضاً این برنامه‌ها بر روی چندین میلیون تصویر از بیش از ۱۰۰ کشور دنیا آموزش دیده‌اند و به دقت بسیار مطلوبی دست یافته‌اند.

دسته‌ی دوم شامل پژوهش‌هایی می‌شود که بر روی تعداد تصاویرهای بسیار کوچک‌تری کار می‌کنند. مجموعه‌داده<sup>۴</sup> ای که محدود به یک یا چند مرکز درمانی می‌شوند و از نظر تنوع و تعداد، با برنامه‌های فوق‌الذکر قابل مقایسه نیستند. این پژوهش‌ها سعی دارند روش‌های جدید برای تشخیص ASPECTS ارائه دهند و یا توانایی مدل‌های یادگیری پیشین را بر روی مسئله‌ی ASPECTS بررسی کنند. این مطالعات و پژوهش‌های انجام‌شده، هر یک با در نظر گرفتن محدودیت‌های موجود، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. روش‌های پیش‌رو، سپس می‌توانند در هسته‌ی محاسباتی برنامه‌های تجاری قرار بگیرند و با استفاده از ظرفیت‌های داده‌ای و محاسباتی موجود، نتایج بهتری را ارائه دهند.

بنابراین، دو دسته‌ی فعالیتی که در حوزه‌ی ASPECTS معرفی شد، یعنی برنامه‌های کاربردی توانمند و فعالیت‌های پژوهشی، هر دو نیاز هستند و به نحوی مکمل هم می‌باشند. بدیهی است که پژوهش حاضر، در دسته‌ی دوم این فعالیت‌ها قرار می‌گیرد و در ادامه‌ی این نوشتار نیز، تنها پژوهش‌های مطالعاتی انجام شده در حوزه‌ی ASPECTS مورد بررسی، ارجاع و مقایسه قرار خواهند گرفت. در فصل سوم، این پژوهش‌ها به تفصیل بیشتری مورد بحث قرار می‌گیرند و محدودیت‌ها و مزیت‌های هر یک بررسی می‌شود. به طور کلی، کارهای پیشین از نظر میزان داده‌ی موجود، نوع اطلاعات برچسب<sup>۵</sup> داده‌ها، نوع اطلاعات خروجی و... قابل دسته‌بندی و مقایسه هستند. در بخش سوم ذکر خواهد شد که پژوهش حاضر، یکی از محدود مطالعاتی است که با محدودیت‌های داده‌ای مشابه انجام شده‌است و در این زمینه به نتایج بسیار مطلوبی دست یافته‌است.

Application<sup>۳</sup>  
dataset<sup>۴</sup>  
label<sup>۵</sup>

## ۴-۱ اهداف پژوهش

پیش‌تر ذکر شد که محدودیت‌های داده‌ای، تاثیر به‌سزایی در توانایی و عملکرد روش‌های یادگیری ماشین دارند. یکی از مهم‌ترین چالش‌های حوزه‌ی یادگیری ماشین نیز در کسب بهترین نتایج از داده‌های محدود-چه از نظر کمی و چه از نظر کیفی- می‌باشد. از طرفی فراهم کردن مجموعه‌داده‌های بزرگی که توسط متخصصان به صورت جزئی برچسب‌گذاری شده باشند، امری دشوار، زمان‌بر و گاه غیر عملی است. بنابراین، ارائه‌ی روش‌هایی که بتوانند از حداکثر قابلیت‌های چنین مجموعه‌داده‌هایی استفاده کنند از اهمیت بالایی برخوردار است. این پژوهش در وهله‌ی اول می‌کوشد تا ظرفیت موجود در داده‌های مراکز درمانی کشور را در زمینه‌ی تشخیص سکته‌ی مغزی بسنجد و سپس روش کارآمد و تکرارپذیری را در حوزه‌ی یادگیری تصاویر پزشکی، به طور خاص محاسبه‌ی ASPECT، ارائه کند. این روش علی‌رغم محدودیت‌های موجود، به عملکرد قابل مقایسه‌ای با کارهای مشابه دست یافته‌است و به علت جامعیت بالا، با تنظیمات جزئی، قابل اعمال بر روی سایر کاربردهای پزشکی می‌باشد.

## ۵-۱ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه در شش فصل به شرح زیر ارائه می‌شود. برخی مفاهیم اولیه در رابطه با سکته‌ی مغزی انسدادی و امتیاز ASPECT در بخش دوم به اختصار اشاره شده‌است. این مفاهیم از آن جهت اهمیت دارند که انطباق ساختار مدل ارائه شده با روش‌های مورد استفاده‌ی متخصصان را بهتر مشخص می‌کند. همچنین در درک روش‌های مختلف ارائه‌شده در کارهای پیشین و نیامندی‌های داده‌ای هر یک راهگشا خواهد بود. فصل سوم به مطالعه و بررسی کارهای پیشین مرتبط با امتیازدهی خودکار ASPECT می‌پردازد. در فصل چهارم، روش مورد استفاده در پژوهش حاضر شرح داده می‌شود و در بخش پنجم، نتایج حاصله از این روش عنوان می‌شوند. در نهایت، فصل ششم به جمع‌بندی کارهای انجام شده، موفقیت‌ها و ناکارآمدی‌های متصور برای این پژوهش و ارائه‌ی پیشنهادهایی برای انجام کارهای آتی خواهد پرداخت.

## فصل ۲

### مفاهیم اولیه

در این فصل به ذکر برخی مفاهیم اولیه‌ی مورد ارجاع در ادامه‌ی پایان‌نامه پرداخته می‌شود. این مفاهیم در دو دسته‌ی پزشکی و فنی قابل بررسی هستند. در ابتدا، مبانی پزشکی موضوع پروژه و نکاتی حول تصاویر پزشکی مورد استفاده به اختصار شرح داده می‌شود. در ادامه نیز نکاتی در رابطه با هسته‌ی فنی پروژه و روش‌های مورد استفاده در یادگیری ماشین ذکر می‌گردد. به این ترتیب، این فصل می‌تواند در دست‌یابی به یک دانش مشترک در میان متخصصان هر دو حوزه اثربخش باشد.

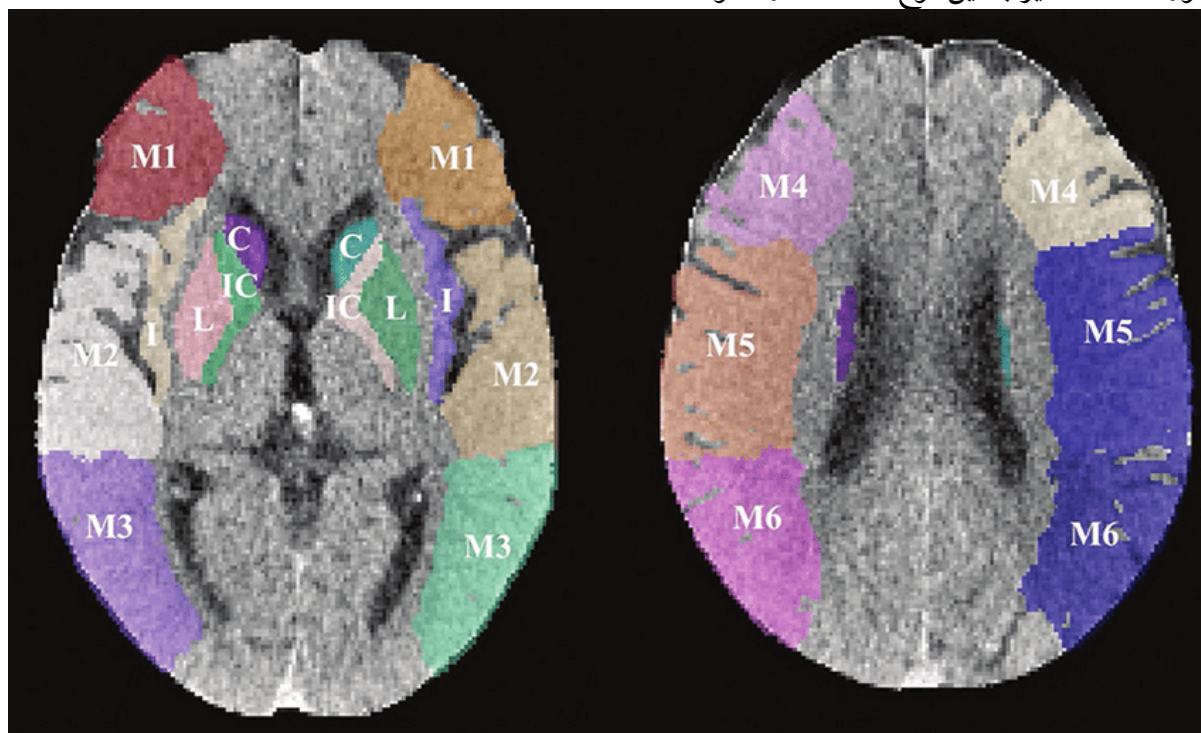
#### ۱-۲ مفاهیم پزشکی

##### ۱-۱-۲ سکته‌ی مغزی

انواع سکته‌های مغزی شامل دو دسته‌ی کلی سکته‌های انسدادی<sup>۱</sup> و خونریزی<sup>۲</sup> هستند. سکته‌ی مغزی انسدادی به علت قطع شدن جریان خون به بخشی از مغز رخ می‌دهد که باعث از دست رفتن ناگهانی عملکرد آن ناحیه می‌شود. در مقابل، سکته‌ی مغزی خونریزی از پاره‌شدن یک رگ خونی و یا ساختار غیر طبیعی عروقی نشأت می‌گیرد. در یک نگاه کلی، تقریباً ۸۰٪ بیماران سکته‌ی مغزی، در دسته‌ی اول، یعنی سکته‌ی انسدادی، قرار می‌گیرند. این دو نوع سکته‌ی مغزی، ظاهر متفاوتی در تصاویر CT به خود می‌گیرند. تصویر؟؟ این تفاوت را نشان می‌دهد. همانطور که در این تصویر نمایان است، عموماً تشخیص ناحیه‌ی درگیری در سکته‌ی خونریزی ساده‌تر است و در مقابل، تشخیص این نواحی در سکته‌ی انسدادی، ظرافت و دقت بیشتری نیاز دارد. همانطور که در تعریف امتیاز ASPECT خواهد آمد، عنوان پژوهش حاضر نیز،

<sup>۱</sup>ischemic  
<sup>۲</sup>haemorrhagic

زیرمجموعه‌ی سکته‌های انسدادی قرار می‌گیرد و تمام مفاهیم مورد اشاره در این پایان‌نامه و تمام تصاویر مورد استفاده نیز به این نوع سکته اشاره خواهند داشت.



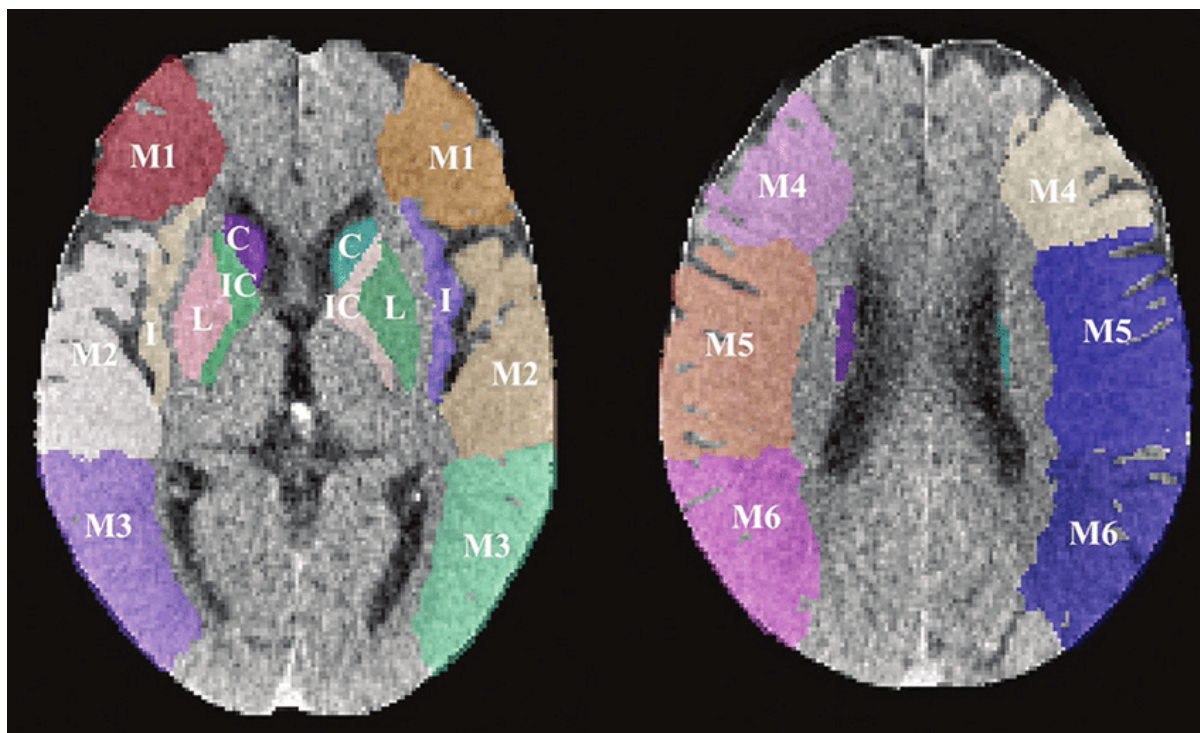
شکل ۱-۲: انواع سکته‌ی مغزی در تصاویر CT، برش مغزی A یک نمونه سکته‌ی انسدادی و برش B یک نمونه از سکته‌ی خونریزی در این تصاویر را نشان می‌دهد.

## ۲-۱-۲ امتیاز ASPECT

ASPECTS<sup>۳</sup> یک امتیاز عددی از ۱ تا ۱۰ است که میزان پیشرفت تغییرات حاصل از سکته‌ی انسدادی را نشان می‌دهد. امتیازدهی ASPECT، محدوده‌ی رگ مغزی میانی را به ۱۰ ناحیه‌ی مشخص تقسیم می‌کند (تصویر ۱-۲). امتیازدهی از ۱۰ آغاز می‌شود و به ازای هر کدام از این ۱۰ ناحیه که علائم کاهش جریان خون را نشان می‌دهند، یک امتیاز از ۱۰ کم می‌شود. این امتیاز برای تجویز لخته‌زدایی‌های درون‌رگی و برون‌رگی برای بیماران به‌کار می‌آید.

این امتیاز به این منظور طراحی شده‌است که در تشخیص بیماران که نتایج بهتری از لخته‌زدایی درون‌رگی کسب خواهند کرد، کمک کننده باشد. بعدها از این امتیاز برای تشخیص بیماران استفاده شد که برای اعمال لخته‌زدایی برون‌رگی مناسب نیستند. درواقع عملیات باز کردن رگ‌ها<sup>۴</sup> در بیماران که علائم سکته‌ی انسدادی در نواحی وسیعی از مغزشان گسترده شده، می‌تواند بی‌اثر یا حتی زیان‌بار باشد.

<sup>۳</sup>The Alberta Stroke Program Early CT Score  
<sup>۴</sup>recanalization



شکل ۲-۲: نواحی ASPECTS در دو برش از مغز. ۱۰ ناحیه شامل M1-M6, IC, L, C, I.

اخیراً هم این امتیاز در مجموعه‌ی دستورالعمل‌های مدیریت سکته‌ی مغزی انجمن قلب آمریکا به عنوان یک معیار کلیدی در تجویز لخته‌زدایی برون‌رگی عنوان شده‌است. به نحوی که این روش درمانی برای بیمارانی با امتیاز  $ASPECTS \geq 6$ ، توصیه می‌شود. با این تفسیر، مشخص می‌شود علی‌رغم ۱۰ امتیازی بودن  $ASPECTS$ ، معمولاً آنچه که اهمیت دارد، تنها یک حد آستانه بر روی این امتیاز است. به این نوع از امتیازدهی که وضعیت بیماران را به دو دسته‌ی بالا و پایین یک آستانه (مثلاً  $ASPECTS \geq 6$ ) تقسیم می‌کند، امتیاز دوبخشی شده‌ی  $ASPECTS^5$  می‌گویند. لازم به ذکر است که خروجی نهایی پژوهش حاصل و نتایج گزارش شده برای آن نیز، از نوع امتیازدهی دوبخشی خواهند بود.

## ۲-۱-۳ نحوه‌ی امتیازدهی ASPECT از روی تصاویر مغزی

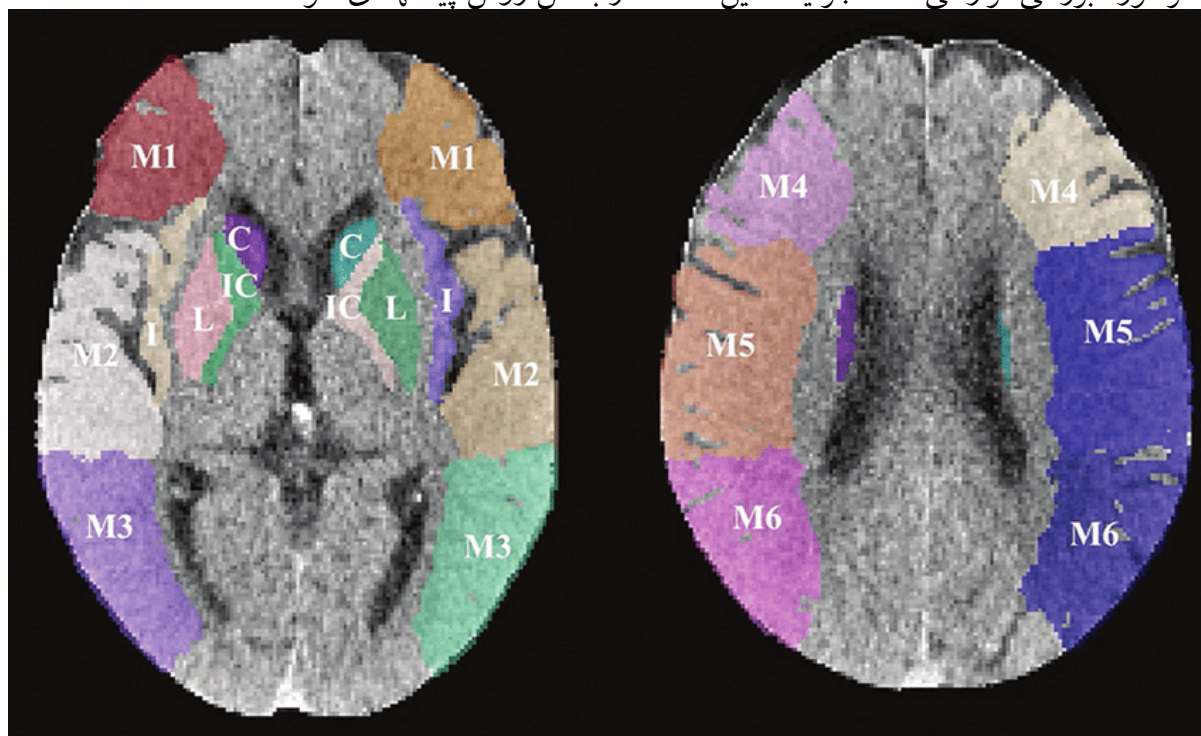
همانطور که پیش‌تر ذکر شد، امتیاز  $ASPECTS$  برای یک فرد سالم برابر با ۱۰ می‌باشد و به ازای هر یک از ۱۰ ناحیه‌ی تعیین‌شده‌ای که در اثر انسداد عروقی، آسیب دیده‌باشد، یک واحد از این امتیاز کسر می‌شود تا در حادترین وضعیت به صفر برسد. دقت داریم که هر کدام از نواحی، به صورت قرینه در دو نیم‌کره‌ی مغز وجود دارند و در هر سمتی از مغز که آسیب دیده باشند، مجموعاً تنها یک امتیاز از این ۱۰ امتیاز کم

<sup>5</sup>dichotomized



می‌کنند.<sup>۶</sup> هر یک از ۱۰ ناحیه‌ی ASPECTS فوق‌الذکر، درواقع یک حجم و ناحیه‌ی سه‌بعدی در مغز را شامل می‌شوند. تصویر؟؟ نیز شمایی از این نواحی را تنها در برش‌های خاصی از مغز نمایش داده‌است. در حالی که هر کدام از این نواحی، در چندین برش از مغز گسترده شده‌اند. از جنبه‌ی نظری، درست آن است که در تشخیص امتیاز، ASPECTS تمام حجم مربوط به یک ناحیه در نظر گرفته شود. اما در عمل، معمولاً تنها چند برش از مغز به منظور تشخیص، مورد بررسی قرار می‌گیرند.

گسترده‌ی نواحی ده‌گانه‌ی ASPECTS در ۸ برش مغزی در تصویر؟؟ قابل مشاهده است. اگرچه پژوهش‌هایی وجود دارند که امتیاز ASPECT را از روی تصاویر سه‌بعدی محاسبه می‌کنند اما ساختارشناسی نواحی ASPECTS تشخیص انسانی آن عموماً بر روی همین تعداد محدود برش انجام می‌شود. در بخش کارهای پیشین خواهد آمد که پژوهش‌هایی که ASPECTS را به صورت سه‌بعدی محاسبه نمی‌کنند، غالباً تنها دو برش از مغز را ارزیابی می‌کنند. این در حالی است که روش پیشنهادی این پژوهش، انطباق بیشتری با روش انسانی مورد استفاده در مراکز درمانی دارد و آسیب‌دیدگی نواحی ده‌گانه را در حجم وسیع‌تری از مغز مورد بررسی قرار می‌دهد. جزئیات این مسئله در بخش روش پیشنهادی خواهد آمد.



شکل ۲-۳: گسترده‌ی نواحی ده‌گانه‌ی ASPECTS در برش‌های مغز.

<sup>۶</sup>البته در اکثر نمونه‌های سکته‌ی مغزی انسدادی، آسیب‌دیدگی تنها در یک نیم‌کره گسترش می‌یابد.

## ۴-۱-۲ تصاویر پزشکی

تصاویری که در این پروژه مورد استفاده قرار گرفته‌اند، به روش <sup>v</sup> CT اخذ شده‌اند. تصاویر مربوط به هر بیمار، در قالب صدها تصویر با فرمت DICOM استخراج شده و پس از یک‌سری پردازش، برای یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفته‌اند. فرمت DICOM یک نوع فرمت مورد استفاده در تصاویر پزشکی است که علاوه بر پیکسل‌های تصویر، اطلاعاتی از قبیل نوع تصویربرداری، زمان اخذ تصویر، شناسه‌ی بیمار و... را در سرآیند <sup>h</sup> خود نگه‌داری می‌کند. برای درک لزوم این پردازش‌ها، در ادامه به برخی ویژگی‌های تصاویر پزشکی مورد استفاده به اختصار اشاره می‌شود.

۱. **طیف رنگی:** چشم انسان تنها تعداد محدودی طیف رنگی خاکستری را می‌تواند تشخیص دهد. مثلاً طیف رنگی تصاویر سیاه‌سفید معمول، با اعدادی بین ۰ تا ۲۵۵ در هر پیکسل از تصویر مشخص می‌شود. اما تصاویر پزشکی معمولاً طیف بسیار وسیع‌تری از شدت رنگ خاکستری را شامل می‌شود. ارزش هر پیکسل در این تصاویر غالباً با واحد (HU) Hounsfield مشخص می‌شود و عموماً می‌تواند در بازه‌ی  $HU - ۱۰۰۰$  تا  $HU ۱۰۰۰$  باشد. اما این طیف برای انسان قابل تشخیص نیست و باید به مقدار کمتری محدود شود تا قابل مشاهده باشد. این تفاوت در تصویر؟؟ قیاس شده‌است.

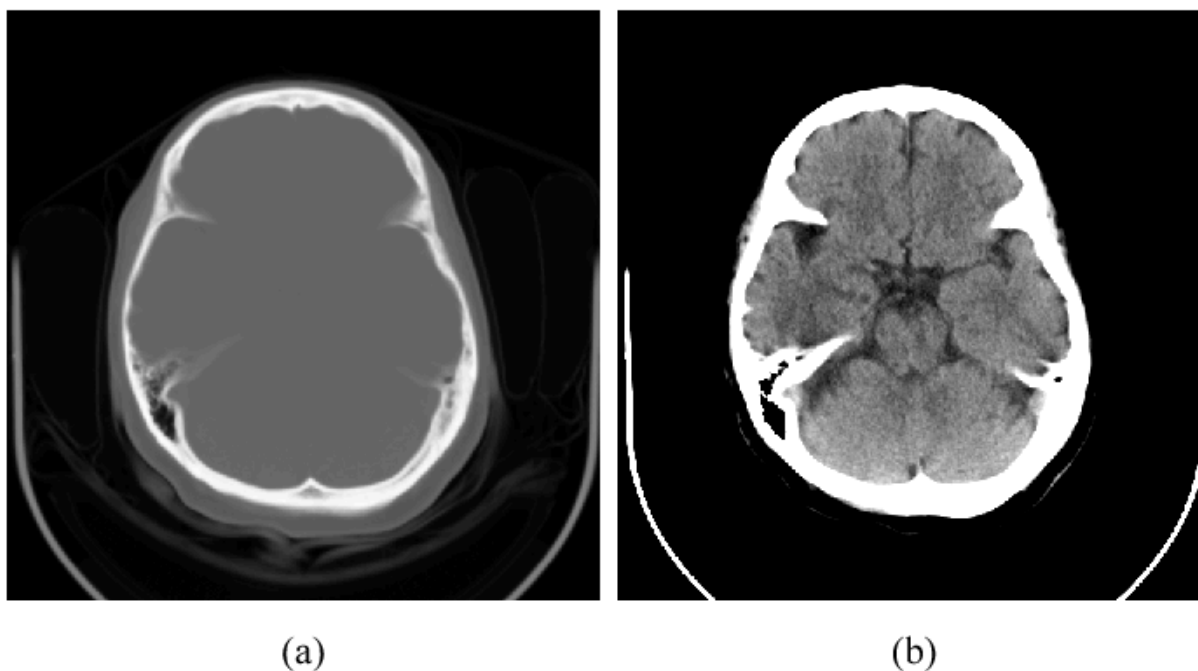
۲. **اضافات تصویر:** تصاویر مغزی CT، علاوه بر بافت اصلی مغز، شامل بخش‌های دیگری هم هستند که در یادگیری و تشخیص مورد نیاز نیستند و حتی می‌توانند برای مدل ماشین، گمراه‌کننده باشند. از جمله‌ی این موارد، مجموعه‌ی اطراف بافت اصلی مغز، قسمت‌هایی از دستگاه تصویربرداری، هوای اطراف سر بیمار و... می‌باشند. این اضافات باید از تصویر گرفته شوند و تنها بافت خالص مغز برای پردازش مورد استفاده قرار بگیرند.

۳. **زاویه، محل قرارگیری و فاصله‌ی سر:** در حین عکس‌برداری، زاویه‌ی سر بیمار ممکن است کاملاً مستقیم نباشد. همچنین ممکن است سر دقیقاً در مرکز تصویر قرار نداشته باشد یا نسبت به تصویر مغز سایر بیماران، دورتر و کوچک‌تر دیده‌شود. این مسئله باعث تفاوت ظاهری تصاویر مغز با هم می‌شود و لازم است یک‌دست‌سازی شود.

۴. **ناحیه‌ی تصویر برداری:** در تصاویری که از مراکز مختلف تصویربرداری (و گاه از یک مرکز) جمع‌آوری می‌شوند، تعداد برش‌های ثبت شده از مغز بیماران متفاوت است. به نحوی که در تصاویر مورد استفاده، برخی بیماران تا ۱۰ و برخی تا ۱۰۰ برش از مغز را در تصاویر خود شامل بودند. از طرفی همانطور که در بخش پیشین عنوان شد، تنها تعداد محدودی از برش‌های مغزی برای یادگیری



و تشخیص مورد توجه هستند. بنابراین لازم است این برش‌های خاص، از میان ۱۰۰ ها تصویر هر بیمار جدا شوند.



شکل ۲-۴: تفاوت توانایی تمیز جزئیات تصاویر مغز به چشم انسان، قبل و بعد از محدود کردن شدت رنگ. تصویر سمت راست، تصویر اولیه را نشان می‌دهد. در فصل روش پیشنهادی با جزئیات بیشتری خواهد آمد که هر یک از این چالش‌ها به چه صورت مدیریت شده‌اند و مراحل پیش‌پردازش تصاویر نهایتاً به چه صورت تنظیم شده‌اند.

## ۲-۲ مفاهیم فنی

### ۱-۲-۲ داده‌افزایی

یکی از روش‌های جبران حجم کم داده‌های ورودی در یادگیری ماشین، داده‌افزایی<sup>۹</sup> است. در این روش، با ایجاد تغییرات جزئی بر روی تصاویر ورودی، به نحوی که ویژگی‌های اصلی آن‌ها همچنان حفظ شود، تعداد تصاویر افزایش داده می‌شود. به عنوان مثال، با قرینه کردن تصویر مغزی که نیم‌کره‌ی راست آن درگیر است، می‌توان تصویر جدیدی ایجاد کرد که در آن، نیم‌کره‌ی چپ درگیر است. هر چه که مدل ماشین، تصاویر متنوع‌تری را به این ترتیب مشاهده کند، می‌تواند بهتر بیاموزد و بر روی طیف وسیع‌تری از تصاویر، تشخیص درستی بدهد. در پروژه‌ی حاضر نیز به منظور مدیریت تعداد محدود داده‌های ورودی،

<sup>۹</sup>Augmentation Data

از روش‌های داده‌افزایی به خوبی بهره برده شده‌است. با این مقدمه، در فصل روش پیشنهادی، جزئیات تغییرات اعمال‌شده بر روی تصاویر خواهد آمد.

## ۲-۲-۲ یادگیری انتقالی

همانطور که متخصصان این حوزه هر چه تجربه‌ی بیشتری کسب کنند، مهارت و دقت بالاتری در تشخیص‌های پزشکی خواهند داشت، روش‌های یادگیری ماشین بر روی تصاویر نیز، مبتنی بر مشاهده‌ی تعداد زیادی نمونه‌ی ورودی هستند. البته به علت عدم هوشمندی انسانی در این مدل‌ها، نیازمندی داده‌ای به مراتب بیشتر هم هست. هرچه تعداد نمونه‌های فراگرفته‌شده توسط مدل بیشتر باشد، دقت و عملکرد تشخیصی آن نیز بیشتر خواهد بود. در مقابل، در صورتی که تعداد و تنوع داده‌ها اندک باشد، یادگیری ویژگی‌های کلیدی برای تشخیص، برای مدل دشوارتر خواهد بود و ممکن است تنها به حفظ‌کردن نمونه‌های مشاهده‌شده اکتفاء کند.

در چنین مواردی، یکی از روش‌های مورد استفاده در حوزه‌ی یادگیری ماشین، یادگیری انتقالی<sup>۱۰</sup> است. در یادگیری انتقالی، از یک مدل ماشین که توانایی‌های مشابهی با مدل مورد نیاز مسئله را دارد استفاده می‌شود. این مدل قبلاً بر روی تعداد زیادی تصویر آموزش دیده‌است و برخی مهارت‌های پایه‌ای چون تشخیص اشیاء و مرز آن‌ها در تصاویر را فراگرفته‌است. این مدل پیش‌آموزش دیده<sup>۱۱</sup> سپس به عنوان هسته‌ی مدل جدید قرار می‌گیرد تا مدل جدید بتواند از توانایی‌های آن در استخراج ویژگی<sup>۱۲</sup> های تصاویر استفاده کند و از اطلاعاتی که این مدل به دست می‌دهد، برای حل مسئله‌ی خود، بهره ببرد.

تعداد قابل توجهی مدل پیش‌آموزش‌دیده در حوزه‌ی یادگیری تصاویر توسعه یافته‌است. این مدل‌ها تا صدها میلیون پارامتر یادگیری داشته و بر روی ده‌ها میلیون تصویر آموزش داده شده‌اند. در بخش روش پیشنهادی خواهد آمد که به‌کارگیری یادگیری انتقالی به کمک این مدل‌ها، چگونه به کاهش نیازمندی‌های داده‌ای، افزایش سرعت یادگیری و جامعیت روش پیشنهادی منجر شده‌است.

---

Learning Transfer<sup>۱۰</sup>

Pretrained<sup>۱۱</sup>

Feature<sup>۱۲</sup>

## ۲-۲-۳ اعتبارسنجی متقابل

در اعتبارسنجی مدل‌های یادگیری ماشین، توجه به این نکته ضروری است که ارزیابی باید از روی تصاویری انجام شود که تا کنون به مدل عرضه نشده‌اند. این تصاویر تحت عنوان داده‌های دیده‌نشده<sup>۱۳</sup> شناخته می‌شوند. به یک بیان، این امر بدیهی است. چراکه اگر مدل قبلاً برچسب یک تصویر را دیده‌باشد (یک تصویر را به همراه امتیاز ASPECT صحیحش دیده باشد) می‌توانسته پارامترهای خود را به گونه‌ای تغییر دهد که این تصویر را به درستی امتیازدهی کند. اما آنچه در ارزیابی مدل، مدنظر است، توانایی مدل برای تشخیص درست بر روی تصاویر بیمارانی است که هرگز ندیده و فرانگرفته است. تنها در این صورت است که می‌توان مدل را با اطمینان بالاتری در کاربرد واقعی به کار برد و انتظار داشت که همان عملکرد ارزیابی شده را بر روی داده‌های جدید از خود نشان دهد.

با این مقدمه مشخص می‌شود که یکی دیگر از چالش‌ها در مواجهه با تعداد اندک مجموعه داده، در ارزیابی توانایی مدل مطرح می‌شود. چراکه بخشی از داده‌های موجود، باید به طور کامل جدا شوند و هرگز در فرایند آموزش دخالت نداشته باشند تا سپس بتوانند در ارزیابی مدل مورد استفاده قرار بگیرند در این صورت، تعداد داده‌هایی که مدل می‌تواند بر روی آن‌ها آموزش ببیند، از پیش هم کمتر می‌شود. این مسئله توانایی مدل برای یادگیری و عملکردش بر روی تصاویر دیده‌نشده را به طرز قابل توجهی کاهش می‌دهد. شاید یک پاسخ ساده به این مشکل، این باشد که تصاویر کمتری برای ارزیابی مدل جدا شود تا مدل بتواند بر روی تعداد بیشتری تصویر آموزش ببیند. اما این راه حل ممکن نیست. زیرا عملکرد مدل بر روی تنها تعداد اندکی تصویر، نمی‌تواند ملاک مناسبی برای ارزیابی آن باشد. این احتمال وجود دارد که مدل به صورت تصادفی، عملکرد بسیار خوبی از خود نشان بدهد. در این صورت نتایج حاصل از ارزیابی، گمراه‌کننده خواهد بود و ممکن است یک مدل نامناسب را به اشتباه وارد مرحله‌ی کاربردی کنند.

راه‌حلی که برای مقابله با این چالش وجود دارد، استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل<sup>۱۴</sup> است. در این روش، فرایند آموزش و ارزیابی مدل در چند مرحله انجام می‌شود. یک تعداد متداول برای این تعداد مراحل، عدد ۵ می‌باشد. در این روش، داده‌های موجود به ۵ دسته تقسیم می‌شوند و مدل ۵ بار وارد مرحله‌ی آموزش و ارزیابی می‌شود. در هر مرحله، یک دسته به عنوان داده‌ی دیده‌نشده، کنار گذاشته می‌شود، مدل بر روی ۴ دسته آموزش می‌بیند و بر روی یک دسته ارزیابی می‌شود. به این ترتیب در طی ۵ مرحله، نهایتاً مدل بر روی تمام داده‌های موجود ارزیابی شده‌است. زمانی که عملکرد مدل بر روی تمام داده‌های ممکن ارزیابی

Unseen<sup>۱۳</sup>  
Validation Cross<sup>۱۴</sup>

شد و توانایی آن قابل قبول بود، مدل بر روی تمام داده‌های موجود آموزش داده می‌شود و برای کاربرد در محیط واقعی عرضه می‌شود.

به این ترتیب می‌توان گفت اعتبارسنجی متقابل، مشکل کاهش حجم مجموعه داده به علت نیاز به ارزیابی مدل را حل می‌کند. علاوه بر این، اعتبارسنجی متقابل، روش مطمئن‌تری را برای ارزیابی مدل ارائه می‌کند. چراکه عملکرد مدل، بر روی تمام داده‌های موجود سنجیده می‌شود و نه تنها بر روس تعدادی از تصاویر دست‌چین‌شده. در فصل نتایج جدید مشخص می‌شود که چگونه این روش در پروژه‌ی حاضر به کار گرفته شده و به چه عملکردی منجر شده‌است.

## فصل ۳

# کارهای پیشین

کارهای پیشین انجام شده در حوزه‌ی ASPECTS از نظر روش مورد استفاده، در چند دسته‌ی کلی قابل بررسی هستند. در طی بررسی هر دسته، ابتدا روش کلی مورد استفاده در آن توضیح داده می‌شود. سپس به نمونه‌هایی از کارهای پیشین که در آن چهارچوب کار کرده‌اند اشاره می‌شود و نتایج به دست آمده توسط این کارها عنوان شده و مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

### ۳-۱ روش ناحیه‌بندی و طبقه‌بندی

در این روش، ده بخش مورد توجه ASPECTS در تصاویر مغزی ناحیه‌بندی<sup>۱</sup> می‌شوند. به این ترتیب، مدل یادگیری ماشین به طور مستقیم از محل این نواحی در تصاویر آگاهی می‌یابد. سپس مدل آموزش داده می‌شود که هر ناحیه‌ای که می‌بیند، آیا آسیب دیده است یا خیر. یعنی یاد می‌گیرد که هر ناحیه را به دو دسته‌ی آسیب‌دیده و سالم طبقه‌بندی<sup>۲</sup> کند. در نهایت، سپس با جمع امتیازات تمام ده ناحیه‌ی هر بیمار، امتیاز ASPECTS وی به دست می‌آید.

### ۳-۱-۱ ناحیه‌بندی نواحی ASPECTS

ناحیه‌بندی ۱۰ بخش ASPECTS تصاویر به دو طریق مختلف انجام می‌شود. روش اول از یادگیری ماشین بهره می‌گیرد. در این روش، هر تصویر مغزی، برجستگی دارد که نشان می‌دهد کدام پیکسل‌های

---

<sup>۱</sup> Segmentation  
<sup>۲</sup> Classification

تصویر متعلق به هر ناحیه هستند. تعداد زیادی از تصاویر مغزی به همراه این برچسب‌ها به مدل ورودی داده تا ناحیه‌بندی را بیاموزد. به این ترتیب، مدل می‌تواند با دریافت یک تصویر مغزی جدید و بدون برچسب، مشخص کند که کدام پیکسل‌ها متعلق به هر ناحیه هستند.

روش دیگر ناحیه‌بندی، مبتنی بر یادگیری نیست و نیازی به تعداد زیادی تصویر به همراه برچسب ندارد. بلکه در این روش، یک یا چند تصویر مغزی استاندارد، به عنوان الگو<sup>۳</sup>، برچسب زده می‌شوند. سپس به کمک روش‌های انطباق تصاویر<sup>۴</sup>، تصویر الگو بر یک تصویر مغزی مورد نظر منطبق می‌شود تا نواحی مشخص شده روی آن، در تصویر جدید هم مشخص شوند. از جمله روش‌های منطبق کردن تصویر الگو بر روی تصویر جدید، جابجایی، دوران، بزرگ‌نمایی، تغییر شکل جزئی و... می‌باشد. تصویر الگو آن‌قدر دچار این دست تغییرات می‌شود تا معیار شباهتش با تصویر جدید، به حد مطلوبی برسد. یک نمونه‌ی ساده از چنین معیاری می‌تواند مجموع اختلاف قدر مطلق دو تصویر باشد که باید کمینه شود. لازم به ذکر است که روش‌های ناحیه‌بندی به کمک انطباق تصاویر، عموماً توانایی کمتری نسبت به مدل‌های یادگیری ماشین دارند اما نسبت به آن روش‌ها نیازمندی‌های داده‌ای کمتری دارند.

### ۳-۱-۲ استخراج ویژگی نواحی

پس از مشخص شدن محدوده‌ی هر ناحیه‌ی ASPECTS، لازم است ویژگی‌های اصلی هر ناحیه استخراج شود تا مدل بتواند از روی این ویژگی‌ها، آن ناحیه را دسته‌بندی کند. در کارهای پیشین، محاسبه‌ی چنین ویژگی‌هایی به دو طریق مختلف انجام شده‌است. دسته‌ی اول، استخراج ویژگی‌های هر ناحیه را به مدل یادگیری ماشین واگذار می‌کنند. یعنی تصاویر به مدل، ورودی داده می‌شوند و مدل طی چندین مرحله مشاهده‌ی نواحی به همراه برچسبشان، می‌آموزد که چه ویژگی‌هایی از تصاویر استخراج کند که بیش از همه مفید باشند.

اما دسته‌ی دیگر برای استخراج ویژگی تصاویر، به جای یادگیری ماشین، روش‌های محاسباتی و پردازش تصویری را به کار می‌گیرند. در واقع یک سری ویژگی‌های آماری همچون میانگین و واریانس شدت رنگ پیکسل‌ها برای هر ناحیه محاسبه می‌شوند. پس از اینکه این ویژگی‌ها برای هر ناحیه استخراج شدند، در اختیار مدل یادگیری ماشین یا هوش مصنوعی قرار می‌گیرند تا در طبقه‌بندی نواحی، استفاده شوند.

### ۳-۱-۳ نمونه‌ی کارهای پیشین

یکی از تازه‌ترین پژوهش‌ها در زمینه‌ی امتیازدهی خودکار ASPECTS، در همین دسته از روش‌ها قرار می‌گیرد. این پژوهش با ناحیه‌بندی نواحی ASPECTS و استخراج ویژگی‌های نواحی به کمک مدل یادگیری ماشین، توانسته به دقت‌های نسبتاً خوبی (تشخیص <sup>۵</sup> ۹۶٪ و حساسیت <sup>۶</sup> ۶۲٪ در امتیازدهی ده‌گانه و تشخیص ۷۶٪ و حساسیت ۹۵٪ در امتیازدهی دوبخشی) دست یابد. نمونه‌ی موفق و اخیر دیگری وجود دارد که نواحی را به کمک یادگیری ماشین ناحیه‌بندی و طبقه‌بندی می‌کند. این نمونه نیز نتایج بسیار خوبی (تشخیص ۹۲٪ و حساسیت ۷۷٪ در امتیازدهی ده‌گانه و تشخیص ۸۶٪ و حساسیت ۹۵٪ در امتیازدهی دوبخشی) گزارش کرده‌است. کار دیگری که ناحیه‌بندی را به کمک انطباق تصاویر انجام داده است، برای امتیازدهی ده‌گانه و دوبخشی به ترتیب دقت ۸۴٪ و ۹۰٪ را گزارش کرده‌است. همچنین یک نمونه از قدیمی‌ترین کارهای پیشین که دو روش برای محاسبه‌ی ASPECTS پیشنهاد داده، در روش ناحیه‌بندی و طبقه‌بندی خود، دقت ۷۰٪ را اعلام کرده است.

چند نمونه کار پیشین نیز در ادامه عنوان می‌شود که در استخراج ویژگی‌های نواحی، از روش‌های آماری استفاده کرده‌اند. یکی از موفق‌ترین نمونه‌ها در این دسته، پژوهشی نسبتاً قدیمی است که تشخیص ۹۱٪، حساسیت ۶۶٪ و دقت ۸۴٪ در امتیازدهی ده‌گانه و تشخیص ۸۰٪، حساسیت ۹۷٪ و دقت ۹۶٪ را در امتیازدهی دوبخشی به دست آورده‌است. نمونه‌های دیگری نیز از سال‌های اخیر وجود دارند. که به علت مقایسه‌پذیر نبودن و یا نامناسب بودن، از ذکر نتایج آن‌ها صرف نظر می‌شود.

### ۳-۲ روش ناحیه‌بندی و هم‌پوشانی

در این روش، دو نوع ناحیه‌بندی انجام می‌شود. نوع اول، نواحی ASPECTS و نوع دوم، بخش‌های آسیب‌دیده‌ی مغزی در اثر انسداد عروق را مشخص می‌کند. سپس هم‌پوشانی بخش‌های آسیب‌دیده با هر ناحیه محاسبه می‌شود. در صورتی که نسبت مساحت آسیب‌دیده‌ی یک ناحیه، از یک حد آستانه فراتر برود، آن ناحیه به عنوان آسیب‌دیده گزارش می‌شود و در غیر این صورت، سالم شناخته می‌شود. در واقع در این روش‌ها، مدل‌های یادگیری ماشین، وظیفه‌ی اصلی ناحیه‌بندی را بر عهده دارند و نه طبقه‌بندی.

واضح است که ناحیه‌بندی نواحی آسیب‌دیده، بر خلاف ناحیه‌بندی نواحی ده‌گانه‌ی ASPECTS، به

specificity<sup>۵</sup>  
sensitivity<sup>۶</sup>

روش انطباق تصاویر ممکن نیست. زیرا الگوی ثابت و مشخصی برای نواحی آسیب‌دیده وجود ندارد. به همین دلیل این روش‌ها برای آموزش مدل ماشین، عموماً نیازمند تعداد زیادی تصویر مغزی به همراه برچسب پیکسل‌های آسیب‌دیده هستند. این نوع از برچسب‌ها، وقت و انرژی زیادی از نیروهای انسانی می‌گیرند و تهیه‌ی آن‌ها دشوارتر است.

در میان کارهای پیشین، سه پژوهش با روش ناحیه‌بندی و هم‌پوشانی یافته‌شد. یکی از بهترین نتایج گزارش داده‌شده مربوط به پژوهشی در سال ۲۰۲۱ است که تشخیص ۹۷٪، حساسیت ۸۰٪ و دقت ۹۶٪ در امتیازدهی ده‌گانه و تشخیص ۹۲٪، حساسیت ۹۸٪ و دقت ۹۷٪ را در امتیازدهی دوبخشی گزارش کرده‌است. اما متأسفانه به وضوح اشاره نشده‌است که این نتایج مربوط به داده‌های آموزشی هستند و یا آزمایشی. در پژوهش دیگری تشخیص ۱۷٪ تا ۸۳٪ و حساسیت ۶۹٪ تا ۱۰۰٪ در امتیازدهی نواحی ده‌گانه و تشخیص ۴۸٪ تا ۹۳٪ و حساسیت ۷۴٪ تا ۹۹٪ در یک امتیازدهی سه‌بخشی ارائه شده‌است. آخرین مورد مطالعه‌شده نیز نتایج را در قالب بهبودی که در توانایی تشخیصی متخصصان ایجاد شده، ذکر کرده‌است و از آن عبور می‌شود.

### ۳-۳ روش کل‌نگری و طبقه‌بندی

تعداد بسیار محدودی از پژوهش‌ها در این دسته قرار می‌گیرند که پژوهش حاضر نیز یکی از آن‌ها است. در این روش، تنها با در دست داشتن امتیاز ASPECT کلی بیمار، تشخیص امتیاز ASPECT تصاویر فراگرفته می‌شود. در واقع در این روش، مدل تعداد زیادی تصویر مغزی به همراه برچسب امتیاز نهایی ASPECT آن‌ها را مشاهده می‌کند و نمونه‌های جدید تصاویر مغزی را در یکی از دسته‌های امتیاز ۰، ۱، ...، ۱۰ طبقه‌بندی می‌کند.

در فصل بعد خواهد آمد که این دسته از روش‌ها کمترین نیازمندی داده‌ای را دارند. به همین نسبت، دقت این روش‌ها نسبت به روش‌های قبلی، عموماً پایین‌تر است. با این حال، پژوهشی وجود دارد که در این دسته از روش‌ها، بالاترین دقت در میان تمام کارهای پیشین را گزارش کرده‌است. طبق بررسی‌های انجام شده، نتایج گزارش‌شده معتبر نیستند چرا که در ارزیابی مدل، جدایی میان داده‌های آموزشی و آزمایشی رعایت نشده‌است. به عبارتی ارزیابی شامل داده‌هایی می‌شود که مدل، قبلاً پاسخ آن‌ها را مشاهده کرده‌است و طبعاً پیش‌بینی درست‌تری روی آن خواهد داشت. لذا از ذکر و مقایسه‌ی نتایج این پژوهش صرف نظر می‌شود.



به این ترتیب تنها یک نمونه کار دیگر با این روش در ادبیات موضوع باقی می ماند. این مدل، امتیاز ASPECT را برای دو برش اصلی مغز می آموزد. این پژوهش، خطای متوسط ۰.۱۱۱۶ و خطای واریانس ۲.۵۰۸۰ را گزارش کرده است.

## ۴-۳ سایر روش ها

طبیعتاً روش های محاسبه ای خودکار ASPECTS محدود به روش های پیشنهادی فوق نیست و هر پژوهشی را نمی توان لزوماً در یکی از این دسته ها قرار داد. در میان کارهای پیشین نیز چنین موردی وجود دارد. این پژوهش که جزء کارهای تازه تر است، روش جالبی را به کار برده است که ذکر آن خالی از لطف نیست.

در روش پیشنهادی این پژوهش، نواحی ASPECTS ناحیه بندی می شوند. سپس از دو ترفند پیش آموزش دادن<sup>۷</sup> و تنظیم دقیق<sup>۸</sup> برای آموزش مدل در دو مرحله استفاده کرده است. در گام اول، مدل با دریافت تعداد زیادی برش از مغز به همراه برچسب ASPECTS همان برش، پیش آموزش می بیند. سپس این مدل، با دریافت تعداد زیادی تصویر با برچسب هایی در سطح هر ناحیه، تنظیم دقیق می شود.

این پژوهش نهایتاً تشخیص ۸۱٪.۶، حساسیت ۶۵٪.۲ و دقت ۷۹٪.۷ در امتیازدهی ده گانه و تشخیص ۹۰٪.۷، حساسیت ۷۲٪.۲ و دقت ۸۸٪.۹ را در امتیازدهی دوبخشی گزارش می کند که می تواند در برخی کاربردها مناسب باشد.

## فصل ۴

### نتایج جدید

در این فصل نتایج جدید به دست آمده در پایان نامه توضیح داده می شود. در صورت نیاز می توان نتایج جدید را در قالب چند فصل ارائه نمود. همچنین در صورت وجود پیاده سازی، بهتر است نتایج پیاده سازی را در فصل مستقلی پس از این فصل قرار داد.

## فصل ۵

### نتیجه‌گیری

در این فصل، ضمن جمع‌بندی نتایج جدید ارائه‌شده در پایان‌نامه یا رساله، مسائل باز باقی‌مانده و همچنین پیشنهادهایی برای ادامه‌ی کار ارائه می‌شوند.

# واژه‌نامه

## الف

abstraction . . . . . تجزیه	heuristic . . . . . ابتکاری
density . . . . . تراکم	high dimensions . . . . . ابعاد بالا
approximation . . . . . تقریب	bias . . . . . اریب
partition . . . . . تقسیم‌بندی	threshold . . . . . آستانه
mesh . . . . . توری	pigeonhole principle . . . . . اصل لانه‌ی کبوتری
distributed . . . . . توزیع‌شده	NP-Hard . . . . . ان‌پی-سخت
	transition . . . . . انتقال

## ج

separable . . . . . جدپذیر
black box . . . . . جعبه سیاه
data stream . . . . . جویبار داده

## ح

extreme . . . . . حدی
greedy . . . . . حریصانه

## خ

cluster . . . . . خوشه
linear . . . . . خطی

## ب

online . . . . . برخط
linear programming . . . . . برنامه‌ریزی خطی
optimum . . . . . بهینه
maximum . . . . . بیشینه

## پ

outlier . . . . . پرت
query . . . . . پرس‌مان
cover . . . . . پوشش
complexity . . . . . پیچیدگی

## د

داده ..... data  
داده‌کاوی ..... data mining  
داده‌ی پرت ..... outlier data  
دوبرابر سازی ..... doubling  
دودویی ..... binary

## ف

فاصله ..... distance  
فضا ..... space

## ق

قطعی ..... deterministic

## ر

رأس ..... vertex  
رسمی ..... formal

## ک

کارا ..... efficient  
کاندیدا ..... candidate  
کمینه ..... minimum

## ز

زیرخطی ..... sublinear

## م

مجموعه ..... set  
مجموعه هسته ..... coreset  
سطح ..... planar  
موازی سازی ..... parallelization  
میان گیر ..... buffer

## س

سرشکن ..... amortized  
سلسله مراتبی ..... hierarchichal

## ش

شبه کد ..... pseudocode  
شیء ..... object

## ن

نابه جایی ..... inversion  
ناوردا ..... invariant  
نقطه‌ی مرکزی ..... center point  
نیم فضا ..... half space

## ص

صدق پذیری ..... satisfiability

## ه

هزینه‌ی آشوب ..... price of anarchy (POA)

## غ

غلبه ..... dominate

## ی

یال ..... edge

# پیوست آ

## مطالب تکمیلی

پیوست‌های خود را در صورت وجود می‌توانید در این قسمت قرار دهید.

## **Abstract**

We present a standard template for typesetting theses in Persian. The template is based on the `XYLATEX Persian` package for the `LATEX` typesetting system. This write-up shows a sample usage of this template.

**Keywords:** Thesis, Typesetting, Template, `XYLATEX Persian`



Sharif University of Technology  
Department of Computer Engineering

M.Sc. Thesis

# **A Standard Template for Typesetting Theses in Persian**

By:

**Hamid Zarrabi-Zadeh**

Supervisor:

**Dr. Supervisor**

September 2022