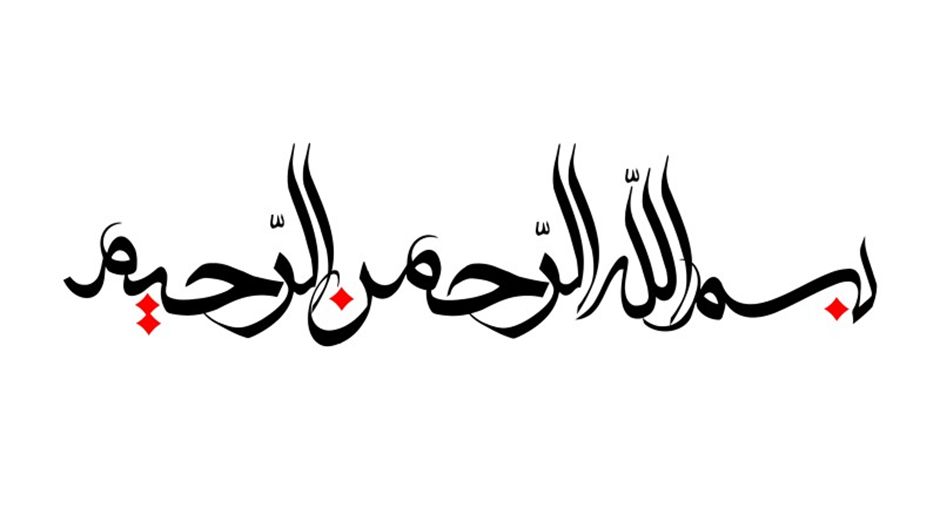
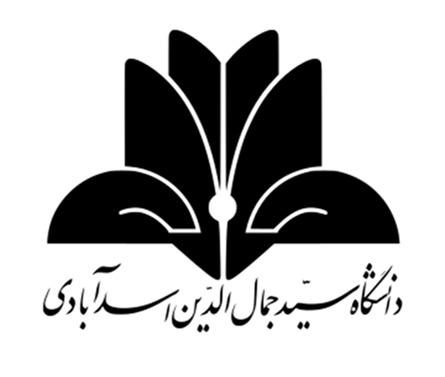
****

****

دانشکده فنی و مهندسی

گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گزارش پروژه جهت اخذ درجه کارشناسی

رشته مهندسی کامپیوتر ( فناوری اطلاعات )

عنوان

تشخیص تومور مغزی در تصاویر پزشکی توسط معماری U-net

نگارش

دانیال جولائی

استاد راهنما

سرکار خانم نسیبه پوطی

آذر **۱۴۰۳**

تقدیم به :

پدر و مادر عزیزم که پیوسته در کلیه امور زندگی‌‌ام، پس از خداوند منان یاری‌‌ام رسانده و بدون حمایت‌‌های بی‌‌دریغشان نیل بدین هدف میسر نمی‌‌گردید.

**بسمه‌ تعالی**

بدین وسیله از **سرکار خانم نسیبه پوطی** ، استاد محترم راهنمای پایان‌نامه‌ام که با راهنمایی‌های دلسوزانه، صبوری و علم ارزشمند خود بنده را در انجام این پروژه یاری رسانده‌اند، نهایت تقدیر و تشکر را دارم. حضور ایشان به عنوان راهنما و مربی علمی همواره موجب افزایش انگیزه و ارتقای کیفیت کار بوده و بدون همکاری ایشان این پروژه به سرانجام نمی‌رسید.

همچنین، از آقای **مهندس محسن شیری** به خاطر راهنمایی‌ها و نکات ارزنده‌ای که در طول این مسیر ارائه نمودند، سپاسگزارم. توجه ویژه ایشان به جزئیات علمی و انتقال تجربیات خود، نقش بسزایی در بهبود کیفیت کار داشته است.

در پایان از خانواده عزیزم و دوستانم که در طول این مدت همواره حامی و مشوق من بوده‌اند، سپاسگزاری می‌کنم. حمایت‌ها و محبت‌های بی‌پایان آنها، همواره مایه دلگرمی و تقویت اراده‌ام در رسیدن به این مرحله بوده است.

بااحترام

دانیال جولائی

مهندسی کامپیوتر

دانشگاه سید جمال الدین اسد آبادی

فهرست بندی صفحه

[فصل اول 6](#_Toc184056736)

[۱. عنوان پیشنهادی: 6](#_Toc184056737)

[۲. بیان مسأله: 7](#_Toc184056738)

[۳. اهداف پژوهش: 7](#_Toc184056739)

[۴. سوالات پژوهش: 7](#_Toc184056740)

[۵. ضرورت انجام پژوهش: 7](#_Toc184056741)

[۶. روش تحقیق: 8](#_Toc184056742)

[۷. نتایج مورد انتظار: 8](#_Toc184056743)

[فصل دوم 9](#_Toc184056744)

[معرفی ابزار ها 9](#_Toc184056745)

[چکیده پروژه: 10](#_Toc184056746)

[1.1 مفاهیم و مقدمات 10](#_Toc184056747)

[تصویربرداری پزشکی: 10](#_Toc184056748)

[تصاویر پزشکی: 10](#_Toc184056749)

[هضم تصاویر پزشکی: 11](#_Toc184056750)

[کاربرد هضم تصاویر پزشکی: 11](#_Toc184056751)

[اهمیت هضم تصاویر پزشکی: 12](#_Toc184056752)

[الگوریتم‌های یادگیری ماشین در هضم تصاویر پزشکی: 12](#_Toc184056753)

[برنامه‌های کاربردی هضم تصاویر پزشکی: 12](#_Toc184056754)

[چالش‌ها و مسائل مرتبط با هضم تصاویر پزشکی: 13](#_Toc184056755)

[روش‌های پیشرفته هضم تصاویر پزشکی: 13](#_Toc184056756)

[چالش‌های پژوهشی در هضم تصاویر پزشکی: 14](#_Toc184056757)

[پیشرفت‌های اخیر در هضم تصاویر پزشکی: 14](#_Toc184056758)

[موضوعات آینده و پژوهش‌های برنامه‌ای: 14](#_Toc184056759)

[پیشنهادات و راهنمایی‌های مهم: 14](#_Toc184056760)

[پایان نامه‌ها و پروژه‌های تحقیقاتی: 15](#_Toc184056761)

[انواع روش های پردازش تصویر پزشکی : 15](#_Toc184056762)

[یادگیری عمیق در تصویر برداری پزشکی(Deep Learning in Medical Imaging) : 16](#_Toc184056763)

[۱. تعریف Image Segmentation: 18](#_Toc184056764)

[۲. انواع Image Segmentation: 18](#_Toc184056765)

[۳. روش‌های Image Segmentation: 18](#_Toc184056766)

[۴. کاربردهای Image Segmentation: 19](#_Toc184056767)

[۵. روش‌های پیشرفته Image Segmentation: 19](#_Toc184056768)

[۶. محاسبات در Image Segmentation: 19](#_Toc184056769)

[معماری U-Net: 20](#_Toc184056770)

[نحوه محاسبات: 21](#_Toc184056771)

[۱. تعریف مسئله: 21](#_Toc184056772)

[۲. جمع‌آوری داده‌ها: 22](#_Toc184056773)

[۳. پیش‌پردازش داده‌ها: 22](#_Toc184056774)

[۴. انتخاب معماری مدل: 22](#_Toc184056775)

[۵. آموزش مدل: 22](#_Toc184056776)

[۶. ارزیابی مدل: 22](#_Toc184056777)

[۷. بهینه‌سازی و تنظیم مدل: 22](#_Toc184056778)

[۸. پیاده‌سازی: 23](#_Toc184056779)

[۹. ارزیابی نهایی: 23](#_Toc184056780)

[۱۰. تجزیه و تحلیل نتایج: 23](#_Toc184056781)

[۱۱. ارائه گزارش: 23](#_Toc184056782)

[فصل سوم 24](#_Toc184056783)

[معرفی کار انجام شده 24](#_Toc184056784)

[2.1 پیاده سازی و روش استفاده 24](#_Toc184056785)

[2.2 کتاب خانه ها 24](#_Toc184056786)

[2.3 مراحل انجام پروژه 26](#_Toc184056787)

[نتایج : 33](#_Toc184056788)

[فصل چهارم 35](#_Toc184056789)

[نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی 36](#_Toc184056790)

[منابع : 38](#_Toc184056791)

# فصل اول

پیشنهاد موضوع

۱. عنوان پیشنهادی:

تشخیص تومور مغزی در تصاویر MRI با استفاده از معماری U-Net به‌منظور بهبود دقت و سرعت تشخیص.

۲. بیان مسأله:

تومور مغزی یکی از چالش‌های جدی در حوزه سلامت انسان است و تشخیص سریع و دقیق آن می‌تواند نقش مهمی در بهبود روند درمان داشته باشد. تصاویر MRI به‌عنوان یکی از ابزارهای اصلی در تشخیص تومور، حجم زیادی از داده‌ها را تولید می‌کنند که تحلیل دستی آن‌ها وقت‌گیر و وابسته به تجربه متخصص است. روش‌های خودکار مبتنی بر یادگیری عمیق، مانند U-Net، می‌توانند با ارائه مدل‌هایی کارآمد، به شناسایی دقیق نواحی تومور کمک کنند. با این حال، نیاز به تحقیق و بهینه‌سازی این مدل‌ها برای بهبود عملکرد در شرایط مختلف و روی داده‌های واقعی همچنان احساس می‌شود.

۳. اهداف پژوهش:

1. طراحی و پیاده‌سازی معماری بهینه U-Net برای شناسایی تومور مغزی در تصاویر MRI.
2. افزایش دقت و حساسیت (Sensitivity) در شناسایی تومورهای کوچک.
3. کاهش زمان پردازش با بهبود معماری مدل.
4. ارزیابی مدل پیشنهادی روی مجموعه داده‌های استاندارد و واقعی.

۴. سوالات پژوهش:

1. آیا معماری U-Net می‌تواند تومورهای مغزی را با دقت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی شناسایی کند؟
2. چه تغییراتی در ساختار U-Net می‌تواند بهبود دقت و سرعت شناسایی را تضمین کند؟
3. عملکرد مدل پیشنهادی روی داده‌های واقعی چگونه است؟

۵. ضرورت انجام پژوهش:

تشخیص زودهنگام و دقیق تومورهای مغزی برای درمان مؤثر بسیار حیاتی است. توسعه روش‌های هوشمند مبتنی بر یادگیری عمیق مانند U-Net می‌تواند کمک شایانی به متخصصان در این زمینه کند. همچنین، این پژوهش می‌تواند در تولید ابزارهای کمک‌تشخیصی برای مراکز درمانی نقش مهمی داشته باشد.

۶. روش تحقیق:

* جمع‌آوری داده‌های MRI از پایگاه‌های استاندارد مانند BraTS یا داده‌های واقعی بیمارستانی.
* پیش‌پردازش داده‌ها شامل نرمال‌سازی، حذف نویز و افزایش داده‌ها (Data Augmentation).
* طراحی و بهینه‌سازی معماری U-Net با استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق.

۷. نتایج مورد انتظار:

* بهبود دقت و حساسیت مدل در تشخیص نواحی تومور.
* ارائه یک مدل کارآمد و سریع برای استفاده در سیستم‌های پزشکی واقعی.
* کاهش وابستگی به تشخیص دستی و تسریع فرایندهای درمانی.

# فصل دوم

# معرفی ابزار ها

# چکیده پروژه:

در این پروژه، سیستمی مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشخیص تومورهای مغزی در تصاویر MRI طراحی و پیاده‌سازی شده است. مدل پیشنهادی از معماری U-Net استفاده می‌کند که به‌طور خاص برای مسائل بخش‌بندی تصویر طراحی شده است. تصاویر MRI و ماسک‌های مرتبط پس از پیش‌پردازش شامل تغییر اندازه و نرمال‌سازی، برای آموزش مدل استفاده شده‌اند.

پس از آموزش، مدل توانایی تشخیص نواحی تومور را با دقت بالا به دست می‌آورد. برای افزایش کارایی و سهولت استفاده، یک رابط گرافیکی کاربرپسند (GUI) با استفاده از کتابخانه Tkinter طراحی شده است که به کاربران امکان بارگذاری تصویر MRI، پیش‌بینی ماسک تومور، و مشاهده نواحی شناسایی‌شده را می‌دهد.

این سیستم می‌تواند به عنوان یک ابزار کمکی در تحلیل تصاویر پزشکی و تشخیص سریع‌تر تومورها مورد استفاده قرار گیرد و پایه‌ای برای توسعه ابزارهای مشابه برای سایر انواع تصاویر پزشکی باشد.

# 1.1 مفاهیم و مقدمات

تصویربرداری پزشکی:

تصویربرداری پزشکی یکی از اصلی‌ترین و پرکاربردترین ابزارهای تشخیصی در پزشکی است که به کمک آن اطلاعات مفصلی از داخل بدن بیماران به دست می‌آید. این تکنولوژی‌ها از انواع مختلفی از تابش‌ها مانند اشعه‌های ایکس، تشعشعات گاما، فراصوت، مغناطیسی و ... استفاده می‌کنند.

تصاویر پزشکی:

در تصویربرداری پزشکی، اطلاعات بدن بیماران به صورت تصویر ثبت می‌شود. این تصاویر می‌توانند اطلاعات اندازه‌گیری شده از داخل بدن را ارائه دهند، از جمله ساختارهای مختلف اعضا و بافت‌های بدنی، آسیب‌ها، بیماری‌ها و موارد دیگر. تصاویر پزشکی شامل انواع مختلفی از تصاویر هستند، از جمله:

* تصویر اشعه ایکس (X-ray): برای تصویربرداری از استخوان‌ها و ریه‌ها استفاده می‌شود.
* تصویر CT (Computed Tomography): تصاویر سه بعدی از انواع بافت‌ها و سازه‌های بدنی را فراهم می‌کند.
* تصویر MRI (Magnetic Resonance Imaging): برای تصویربرداری با کیفیت بالا از ساختارهای داخلی بدن از جمله مغز، نخاع، مفاصل و بافت‌های نرم استفاده می‌شود.
* تصویر Ultrasound: برای تصویربرداری در زمینه تصاویر سه بعدی و سطحی از اعضا و بافت‌های بدنی استفاده می‌شود.

هضم تصاویر پزشکی:

هضم تصاویر پزشکی به معنای پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی به منظور استخراج ویژگی‌ها و اطلاعات مفید است. این فرآیند شامل یک سری اقدامات است که اغلب به کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی عمیق انجام می‌شود. اهداف اصلی هضم تصاویر پزشکی عبارتند از:

* تشخیص بیماری‌ها و آسیب‌ها
* تمیز کردن تصاویر برای افزایش کیفیت و قابلیت تفسیر
* اندازه‌گیری ویژگی‌های مختلف از تصاویر
* هدایت درمان‌های مختلف و برنامه‌های جراحی

هضم تصاویر پزشکی از جمله حوزه‌های مهم و متداول در پزشکی تصویری است که باعث بهبود تشخیص و درمان بیماران می‌شود.

کاربرد هضم تصاویر پزشکی:

* پیش‌پردازش تصاویر: شامل عملیاتی مانند اصلاح نویز، افزایش روشنایی و کنتراست، تقویت حواف و سایر عملیات بهبود کیفیت تصویر است.
* استخراج ویژگی‌ها: این مرحله شامل استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی و استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر است که برای تشخیص بیماری‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.
* تشخیص بیماری: با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر، الگوریتم‌های یادگیری ماشین به تشخیص بیماری‌ها و اختلالات مختلف در تصاویر می‌پردازند.

اهمیت هضم تصاویر پزشکی:

* افزایش دقت تشخیص: با بهبود کیفیت تصاویر و استخراج ویژگی‌های مهم، دقت تشخیص بیماری‌ها و اختلالات در تصاویر پزشکی افزایش می‌یابد.
* افزایش سرعت تشخیص: استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هضم تصاویر پزشکی به پزشکان کمک می‌کند تا به سرعت تشخیص بیماری‌ها و اختلالات بپردازند و بیماران را سریع‌تر مورد درمان قرار دهند.
* بهبود برنامه‌های درمانی: با دقیق‌تر و سریع‌تر تشخیص بیماری‌ها، برنامه‌های درمانی بهبود می‌یابند و احتمال موفقیت در درمان بیماران افزایش می‌یابد.

الگوریتم‌های یادگیری ماشین در هضم تصاویر پزشکی:

* شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Neural Networks - DNNs): این شبکه‌ها از چندین لایه‌ی عصبی با ساختار پیچیده تشکیل شده‌اند و برای تشخیص الگوها و ویژگی‌های پیچیده در تصاویر پزشکی مورد استفاده قرار می‌گیرند.
* شبکه‌های کانولوشنی (Convolutional Neural Networks - CNNs): این شبکه‌ها به خصوص برای پردازش تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرند و با استفاده از لایه‌های کانولوشنی و لایه‌های پیش‌پردازشی، ویژگی‌های مهم از تصاویر استخراج می‌کنند.
* شبکه‌های توجه (Attention Networks): این شبکه‌ها بر اساس مکانیزم توجه انسانی عمل می‌کنند و می‌توانند به طور هوشمند ویژگی‌های مهم تصاویر را مشخص کنند و به این ترتیب دقت تشخیص را افزایش دهند.
* شبکه‌های مولد و خنثی (Generative Adversarial Networks - GANs): این شبکه‌ها برای تولید تصاویر پزشکی و یا بهبود کیفیت تصاویر مورد استفاده قرار می‌گیرند.

برنامه‌های کاربردی هضم تصاویر پزشکی:

* تشخیص بیماری‌ها: برنامه‌های هضم تصاویر پزشکی می‌توانند به پزشکان در تشخیص بیماری‌ها مانند سرطان، اختلالات قلبی، بیماری‌های عفونی و غیره کمک کنند.
* پیش‌بینی نتایج درمان: با استفاده از تصاویر پزشکی، می‌توان پیش‌بینی کرد که چگونه بیماری به درمان پاسخ خواهد داد و یا چگونه روند درمان بیمار را پیگیری کرد.
* هدایت درمان: با تحلیل تصاویر پزشکی، می‌توان راهنمایی کرد که کدام بخش از بدن باید درمان شود و یا چگونه عمل جراحی باید انجام شود.

چالش‌ها و مسائل مرتبط با هضم تصاویر پزشکی:

* حریم خصوصی و امنیت داده‌ها: حفظ حریم خصوصی بیماران و امنیت داده‌های پزشکی یکی از چالش‌های اصلی در این حوزه است.
* دقت و اعتماد‌پذیری: برای استفاده از الگوریتم‌های هضم تصاویر پزشکی در محیط بالینی، دقت و قابلیت اعتماد بسیار مهم است.
* انتقال یادگیری: یکی از چالش‌های اصلی در این حوزه، توانایی انتقال دانش و یادگیری از یک دامنه به دامنه‌ی دیگر است.

روش‌های پیشرفته هضم تصاویر پزشکی:

* شبکه‌های توجه چندمنظوره (Multi-Modal Attention Networks): این شبکه‌ها قادرند اطلاعات از چندین منبع تصویری مختلف را ترکیب کنند، از جمله اشعه ایکس، MRI، CT اسکن و غیره، و این اطلاعات را برای تشخیص و دیگر وظایف پزشکی استفاده کنند.
* یادگیری بدون نمودار (Graph-Based Learning): این روش‌ها از ساختار داده‌های گرافی مانند روابط میان پیکسل‌ها در تصویر استفاده می‌کنند تا الگوهای پیچیده‌تری را در داده‌ها شناسایی کنند.
* یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning): در این روش، مدل به صورت تعاملی با محیط عمل می‌کند و بازخوردهایی که از محیط دریافت می‌کند را برای بهبود عملکرد خود استفاده می‌کند.

چالش‌های پژوهشی در هضم تصاویر پزشکی:

* تنظیم پارامترها: تعیین و تنظیم پارامترهای مدل‌ها برای بهبود دقت و کارایی یکی از چالش‌های اساسی است.
* تفسیر‌پذیری مدل‌ها: توانایی تفسیر و توجیه تصمیمات گرفته شده توسط مدل‌های یادگیری عمیق در برخی از موارد می‌تواند چالش‌برانگیز باشد.
* حفظ حریم خصوصی: استفاده از داده‌های پزشکی حاوی اطلاعات حساس و محرمانه، موجب مسائل اخلاقی و حقوقی می‌شود.

پیشرفت‌های اخیر در هضم تصاویر پزشکی:

* استفاده از یادگیری ژنراتیو: روش‌های مبتنی بر یادگیری ژنراتیو برای تولید تصاویر پزشکی با کیفیت بالا و یا افزایش داده‌های آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرند.
* انتقال یادگیری: استفاده از مدل‌های آموزش دیده بر روی دیتاست‌های مختلف برای بهبود عملکرد مدل‌ها در شرایط داده‌ی محدود.
* یادگیری تقویتی: استفاده از روش‌های یادگیری تقویتی برای تصمیم‌گیری بهتر مدل‌ها در شرایط پیچیده و نامعلوم.

موضوعات آینده و پژوهش‌های برنامه‌ای:

* یادگیری تقویتی در هضم تصاویر پزشکی: اکتشاف روش‌های یادگیری تقویتی برای بهبود دقت و کارایی مدل‌ها در شرایط مختلف.
* یادگیری بدون نمودار: بررسی استفاده از داده‌های گرافی و ساختارهای پیچیده‌تر برای بهبود توانایی مدل‌ها در شناسایی الگوهای پیچیده.
* تفسیر‌پذیری مدل‌ها: توسعه روش‌هایی برای تفسیر و توجیه تصمیمات گرفته شده توسط مدل‌های یادگیری عمیق.

پیشنهادات و راهنمایی‌های مهم:

* آموزش و مطالعه پایه: فهم کامل از مفاهیم پایه‌ای مانند یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی، و پردازش تصویر برای موفقیت در این حوزه بسیار حیاتی است.
* مشارکت در پروژه‌های باز: شرکت در پروژه‌های متن‌باز و اشتراک تجربیات و دانش با دیگران می‌تواند به توسعه فردی و جامعه‌ی حوزه هضم تصاویر پزشکی کمک کند.
* پیوستن به جامعه‌ی علمی: شرکت در کنفرانس‌ها، سمینارها و گروه‌های تحقیقاتی مرتبط با این حوزه می‌تواند فرصت‌های بیشتری برای یادگیری و ارتقاء دانش ارائه کند.

پایان نامه‌ها و پروژه‌های تحقیقاتی:

* تشخیص بیماری‌ها: پایان نامه‌ها و پروژه‌هایی که بر روی تشخیص بیماری‌های مختلف مبتنی بر تصاویر پزشکی تمرکز دارند، می‌توانند نقطه عطفی در پژوهش‌های این حوزه باشند.
* تصویربرداری پزشکی پیشرفته: پروژه‌هایی که بر روی توسعه روش‌های تصویربرداری پیشرفته و نوآورانه در حوزه پزشکی تمرکز دارند، می‌توانند به بهبود تشخیص و درمان بیماری‌ها کمک کنند.
* پژوهش در روش‌های یادگیری عمیق: پایان نامه‌ها و پروژه‌هایی که بر روی توسعه و بهبود روش‌های یادگیری عمیق برای هضم تصاویر پزشکی تمرکز دارند، می‌توانند نقطه عطفی در پیشرفت این حوزه باشند.

انواع روش های پردازش تصویر پزشکی :

روش‌های پردازش تصویر پزشکی به عنوان یکی از حوزه‌های مهم در پزشکی، انواع مختلفی دارند که برای تشخیص، تحلیل و درمان بیماری‌ها استفاده می‌شوند. در زیر به برخی از این روش‌ها اشاره می‌کنم:

1. **تقویت تصویر (Image Enhancement)**: این روش‌ها برای بهبود کیفیت تصاویر پزشکی، افزایش کنتراست، کاهش نویز و بهبود وضوح تصاویر استفاده می‌شوند. به عنوان مثال، روش‌های فیلترینگ و هیستوگرام متساوی‌سازی.
2. **بافت‌شناسی محاسباتی (Computational Histology)**: این روش‌ها برای تحلیل ساختار بافت‌های بیولوژیکی مورد استفاده قرار می‌گیرند، از جمله شناسایی و شمارش سلول‌ها، تشخیص نواحی مختلف بافت و تحلیل ویژگی‌های بافتی.
3. **تشخیص تصاویر پزشکی (Medical Image Detection)**: این روش‌ها برای تشخیص اشیاء و الگوهای خاص در تصاویر پزشکی مورد استفاده قرار می‌گیرند. مانند تشخیص تومورها، آسیب‌ها، علائم بیماری‌ها و سایر نشانگان.
4. **رگرسیون تصویری (Image Regression)**: در این روش‌ها، ارتباط بین تصاویر پزشکی و ویژگی‌های عددی یا کمی مورد بررسی قرار می‌گیرد. این روش‌ها می‌توانند برای پیش‌بینی ویژگی‌های بیماری، پیش‌بینی نتایج تشخیصی و ... استفاده شوند.
5. **شناسایی و پیشگویی سلامت (Health Identification and Prediction)**: این روش‌ها برای تحلیل داده‌های پزشکی، شناسایی الگوهای سلامت و بیماری و پیش‌بینی احتمال بروز بیماری‌ها استفاده می‌شوند. از جمله پیش‌بینی خطر ابتلا به بیماری‌های قلبی و عروقی، دیابت و ...
6. **تصویربرداری پزشکی پیشرفته (Advanced Medical Imaging)**: شامل تصویربرداری پزشکی با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته‌تر مانند تصاویر سه بعدی، تصاویر MRI، CT Scan و PET Scan.
7. **تفکیک و شناسایی ساختارهای مختلف (Segmentation)**: این روش‌ها برای تفکیک و شناسایی ساختارهای مختلف در تصاویر پزشکی استفاده می‌شوند، مانند تشخیص و تفکیک تومورها، بافت‌های مختلف مغز و ...
8. **یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی (Deep Learning in Medical Imaging)**: استفاده از روش‌های یادگیری عمیق برای تشخیص و تحلیل تصاویر پزشکی، از جمله شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN)، شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) و شبکه‌های عصبی بازگشتی با زمان عمیق (LSTM) است.

یادگیری عمیق در تصویر برداری پزشکی(Deep Learning in Medical Imaging) :

یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی یک حوزه مهم در علوم پزشکی است که از روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی برای تحلیل، تشخیص و پیش‌بینی بیماری‌ها و وضعیت‌های پزشکی افراد استفاده می‌کند. این روش‌ها به طور گسترده در تصویربرداری پزشکی، از جمله تصاویر MRI، CT Scan، PET Scan، تصاویر رنگی و غیره مورد استفاده قرار می‌گیرند. در زیر توضیحات بیشتری در مورد یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی آورده شده است:

1. **شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) در تصویربرداری پزشکی**: CNNها به طور گسترده در تصویربرداری پزشکی استفاده می‌شوند. این شبکه‌ها می‌توانند الگوها و ویژگی‌های پیچیده‌ای را در تصاویر پزشکی تشخیص دهند، از جمله تشخیص تومورها، آسیب‌ها، ساختارهای بافتی و سایر نشانگان بیماری‌ها.
2. **استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) و شبکه‌های عصبی بازگشتی با زمان عمیق (LSTM)**: این نوع از شبکه‌ها برای تحلیل سیگنال‌های زمانی مانند سیگنال‌های EEG و ECG و همچنین برای پردازش تصاویر متوالی مورد استفاده قرار می‌گیرند. آنها می‌توانند به تشخیص الگوهای مختلف در این داده‌ها کمک کنند و در تشخیص بیماری‌هایی مانند بیماری‌های عصبی و قلبی مؤثر باشند.
3. **یادگیری تقویت شده (Reinforcement Learning)**: در برخی موارد، الگوریتم‌های یادگیری تقویت شده برای تصویربرداری پزشکی نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند. این الگوریتم‌ها می‌توانند در پردازش و تحلیل تصاویر پزشکی بهبودی مؤثر داشته باشند.
4. **تولید تصویر مصنوعی و تصویربرداری افزوده (Augmented Imaging)**: در برخی موارد، مدل‌های عمیق برای تولید تصاویر مصنوعی و تصویربرداری افزوده (مانند تصاویر MRI ساختگی) نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند. این تصاویر می‌توانند برای آموزش مدل‌های بیشتر و بهبود دقت تشخیص استفاده شوند.
5. **پیش‌بینی و تحلیل بیماری‌ها با استفاده از داده‌های تصویری**: شبکه‌های عمیق می‌توانند برای پیش‌بینی و تحلیل بیماری‌ها از طریق تحلیل تصاویر پزشکی مورد استفاده قرار گیرند، از جمله پیش‌بینی خطر ابتلا به سرطان، تشخیص زودرس بیماری‌های مغزی و قلبی، تحلیل تصاویر آسیب‌های ساختاری، و تشخیص بیماری‌های چشمی و پوستی.

به طور کلی، یادگیری عمیق در تصویربرداری پزشکی یک حوزه پرمخاطب و در حال رشد است که بهبود سرعت، دقت و دقت در تشخیص و پیش‌بینی بیماری‌ها و وضعیت‌های پزشکی فردی را بهبود می‌بخشد.

روش ها و مطالعات

روش تشخیص تصویر یا image segmentation یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین مسائل در حوزه بینایی ماشین است. در اینجا، توضیحات کاملی در مورد این روش ارائه می‌شود:

۱. تعریف Image Segmentation:

در تشخیص تصویر، هدف تقسیم یک تصویر دیجیتال به قطعات یا ناحیه‌های مختلف با ویژگی‌های مشابه است. این فرآیند به تفکیک تصاویر به اجزاء مختلفی مانند اشیاء، ناحیه‌های مختلف، یا کانتورها کمک می‌کند.

۲. انواع Image Segmentation:

تشخیص تصویر به دو دسته تقسیم می‌شود:

* تشخیص دودویی (Binary Segmentation): در این نوع، هدف تقسیم تصویر به دو بخش است، معمولاً برای تفکیک اشیاء از زمینه.
* تشخیص چند کلاسه (Multi-class Segmentation): در این حالت، تصویر به بیش از دو بخش تقسیم می‌شود، هر کدام ممکن است با ویژگی‌های خاص خود متمایز شوند.

۳. روش‌های Image Segmentation:

تشخیص تصویر با استفاده از متدهای مختلفی انجام می‌شود، از جمله:

* مبتنی بر پیکسل (Pixel-based Methods): این روش‌ها بر پردازش مستقیم پیکسل‌های تصویر و استخراج ویژگی‌های آن‌ها برای تقسیم تصویر تمرکز دارند.
* مبتنی بر ناحیه (Region-based Methods): این روش‌ها به استفاده از ویژگی‌های ناحیه‌های مختلف تصویر برای تقسیم و تشخیص تصویر می‌پردازند.
* مبتنی بر کانتور (Contour-based Methods): این روش‌ها از تشخیص کانتورها و حواشی تصویر برای تقسیم تصویر استفاده می‌کنند.

۴. کاربردهای Image Segmentation:

تشخیص تصویر در حوزه‌های مختلفی از جمله پزشکی، صنعت، کشاورزی، محیط زیست، امنیت و رباتیک کاربرد دارد. برخی از کاربردهای آن عبارتند از:

* تشخیص و تشخیص تومورها و ضایعات در تصاویر پزشکی.
* تفکیک اشیاء در تصاویر ماهواره‌ای و هواپیماهای بدون سرنشین.
* شناسایی و شمارش اجسام در تصاویر میکروسکوپی.
* تقسیم تصاویر برای کاربردهای خودکارسازی و تشخیص اشیاء در صنعت.

۵. روش‌های پیشرفته Image Segmentation:

* شبکه‌های عصبی کانولوشنی (Convolutional Neural Networks - CNNs): از جمله معروف‌ترین و کارآمدترین روش‌ها برای تشخیص تصویر می‌باشند. شبکه‌های U-Net، SegNet، Mask R-CNN و DeepLab برخی از معروف‌ترین مدل‌های CNN برای تشخیص تصویر هستند.
* شبکه‌های مبتنی بر ترکیب (Hybrid Networks): این شبکه‌ها ترکیبی از شبکه‌های CNN و روش‌های سنتی مانند روش‌های مبتنی بر ناحیه را به کار می‌برند.
* شبکه‌های توجه (Attention Mechanisms): این شبکه‌ها قادر به تمرکز بیشتر بر بخش‌های مهم تصویر و تمرکز بر آن‌ها برای تشخیص بهتر هستند.

۶. محاسبات در Image Segmentation:

مراحل اصلی محاسبات در تشخیص تصویر شامل موارد زیر است:

* استخراج ویژگی‌های تصویر: استفاده از شبکه‌های عصبی برای استخراج ویژگی‌های معنی‌دار از تصاویر.
* تفکیک ناحیه: استفاده از روش‌های مختلف برای تفکیک و تقسیم نواحی مختلف تصویر.
* طبقه‌بندی: استفاده از مدل‌های طبقه‌بندی برای تشخیص و دسته‌بندی نواحی مختلف تصویر.

با توجه به پیشرفت‌های اخیر در حوزه یادگیری عمیق و استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق، تشخیص تصویر به طور قابل توجهی بهبود یافته و برای بسیاری از کاربردها به صورت اساسی ارتقاء یافته است.

### معماری U-Net:

#### بخش کدگذار (Encoder):

* U-Net از شبکه‌های کانولوشنی (Convolutional Neural Networks) برای استخراج ویژگی‌های تصویر استفاده می‌کند.
* این شبکه‌ها معمولاً از لایه‌های کانولوشنی (Convolutional Layers) و لایه‌های ادغام (Pooling Layers) تشکیل شده‌اند که با کمک آن‌ها ویژگی‌های ابتدایی تصویر استخراج می‌شود.

#### بخش کدگشا (Decoder):

* در این بخش، اطلاعات استخراج شده در بخش کدگذار از طریق لایه‌های بازگشتی (Transposed Convolutional Layers) به ابعاد اولیه تصویر بازیابی می‌شوند.
* از اتصالات از پیش (Skip Connections) بین لایه‌های مختلف این بخش استفاده می‌شود که اطمینان می‌دهد اطلاعات از مراحل اولیه تصویر هنگام بازگشت به ابعاد اولیه حفظ می‌شوند.

#### ترکیب بخش کدگذار و کدگشا:

* بخش کدگذار و کدگشا با هم ترکیب شده‌اند تا اطلاعات به طور دقیق از تصویر ورودی استخراج و بهبود یافته و در نهایت، تصویر بازیابی شده تولید شود.

#### اتصالات از پیش (Skip Connections):

* این اتصالات از پیش میان بخش کدگذار و کدگشا، اطلاعات را از مراحل اولیه تصویر به مراحل بازگشتی حفظ می‌کنند که این کار به بهبود دقت و کیفیت تصویر بازیابی شده کمک می‌کند.

### نحوه محاسبات:

* در بخش کدگذار، با اعمال لایه‌های کانولوشن و ادغام، ویژگی‌های تصویر ورودی استخراج می‌شود.
* سپس، این ویژگی‌های استخراج شده توسط لایه‌های بازگشتی در بخش کدگشا به ابعاد اولیه تصویر بازگردانده می‌شوند.
* در هر مرحله، با استفاده از توابع فعال‌سازی (مانند ReLU) و تکنیک‌های نرمال‌سازی، اطلاعات به طور غیرخطی پردازش می‌شوند.
* در نهایت، با اعمال تابع فعال‌سازی مانند Sigmoid یا Softmax، تصویر بازیابی شده تولید می‌شود که در آن لبه‌ها و ساختارهای بافتی مهم به خوبی قابل تشخیص هستند.

معماری U-Net به دلیل ساختار مناسب و کارایی بالا در تصویربرداری پزشکی، از زمان ارائه‌ی آن، یکی از معماری‌های محبوب و مورد توجه برای کاربردهای تشخیصی در این زمینه بوده است.

بهتر است یک پروژه تشخیص تصویر پزشکی را به مراحل زیر تقسیم کنیم:

۱. تعریف مسئله:

* توضیح دادن مسئله و هدف نهایی پروژه، مانند تشخیص تومورها در تصاویر پرتودرمانی.
* تعیین داده‌های مورد نیاز برای آموزش و ارزیابی.

۲. جمع‌آوری داده‌ها:

* جمع‌آوری تصاویر پزشکی با برچسب‌های صحیح (دسته‌بندی شده) برای آموزش و ارزیابی الگوریتم.
* بررسی و پاکسازی داده‌ها برای حذف داده‌های نامناسب یا ناهمگن.

۳. پیش‌پردازش داده‌ها:

* انجام پیش‌پردازش بر روی تصاویر مانند تصحیح روشنایی و کنتراست، تغییر ابعاد تصاویر و حذف نویز.
* استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش مانند تبدیل‌های هندسی، توازن رنگ، و ترکیب تصاویر.

۴. انتخاب معماری مدل:

* انتخاب معماری شبکه عصبی عمیق مانند U-Net، SegNet، DeepLab و غیره برای تشخیص تصویر.
* بررسی و انتخاب مدلی که بهترین عملکرد را در تشخیص تصویر داشته باشد.

۵. آموزش مدل:

* تقسیم داده‌های آموزش به دسته‌های آموزش و اعتبارسنجی.
* استفاده از داده‌های آموزش برای آموزش مدل.
* استفاده از داده‌های اعتبارسنجی برای تنظیم پارامترهای مدل و جلوگیری از بیش‌برازش.

۶. ارزیابی مدل:

* استفاده از داده‌های ارزیابی برای ارزیابی عملکرد مدل.
* محاسبه معیارهای ارزیابی مانند دقت، حساسیت، و اختصاص‌یافته‌ای.

۷. بهینه‌سازی و تنظیم مدل:

* استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی مانند تنظیم پارامترها و انتخاب بهینه‌ترین مدل برای بهبود عملکرد مدل.

۸. پیاده‌سازی:

* پیاده‌سازی مدل بر روی داده‌های جدید و اعمال آن برای تشخیص تصاویر.

۹. ارزیابی نهایی:

* ارزیابی عملکرد نهایی مدل بر روی داده‌های تست.
* بررسی عملکرد مدل در مقایسه با روش‌های موجود.

۱۰. تجزیه و تحلیل نتایج:

* تحلیل و بررسی نتایج به دست آمده و تفسیر آن‌ها برای ارتقاء عملکرد مدل.

۱۱. ارائه گزارش:

* تهیه گزارش نهایی از نتایج و یافته‌های به دست آمده در پروژه.
* ارائه‌ی ایده‌ها و پیشنهادات برای کاربردهای آینده و توسعه‌ی روش‌های جدید

# فصل سوم

# معرفی کار انجام شده

# 2.1 پیاده سازی و روش استفاده

در ابتدا به معرفی کتاب خانه های استفاده شده در این کد می پردازیم:

# 2.2 کتاب خانه ها

1. NumPy

هدف:  
NumPy یک کتابخانه برای پردازش عددی و کار با آرایه‌ها و ماتریس‌های چندبعدی است. این کتابخانه عملیات ریاضی و آماری پیچیده را بسیار سریع و کارآمد انجام می‌دهد.  
ویژگی‌ها:

* مدیریت داده‌ها در قالب آرایه‌های چندبعدی (مثل تصاویر یا داده‌های بزرگ عددی).
* انجام عملیات ریاضی مانند جمع، تفریق، ضرب، تقسیم و توابع آماری.
* مناسب برای پردازش داده‌ها در یادگیری ماشین و هوش مصنوعی.

2 . OpenCV

هدف:  
OpenCV یک کتابخانه برای پردازش تصویر و ویدئو است که به شما اجازه می‌دهد عملیات پیشرفته‌ای مانند تغییر اندازه تصاویر، تشخیص اشیاء، ویدئو استریم، و پردازش ویدئو را انجام دهید.  
ویژگی‌ها:

* خواندن و نوشتن تصاویر و ویدئوها.
* تغییر اندازه، برش، فیلترگذاری، و تبدیل تصاویر.
* کاربرد در پروژه‌های بینایی کامپیوتر مانند تشخیص چهره، ردیابی اشیاء و موارد دیگر.

3 . OS

هدف:  
کتابخانه OS برای تعامل با سیستم‌عامل استفاده می‌شود. این کتابخانه ابزارهایی را برای مدیریت فایل‌ها، پوشه‌ها، و مسیرهای سیستمی فراهم می‌کند.  
ویژگی‌ها:

* کار با مسیرهای فایل (مانند ساخت مسیرهای مطمئن).
* لیست کردن محتویات یک دایرکتوری.
* مدیریت عملیات سیستمی مانند حذف، جابجایی یا کپی کردن فایل‌ها.

دیتاست

فولدر Dataset که شامل دو فایل Image و Mask است برای آموزش مدل به کار گرفته میشود و فایلی به نام unet\_model.h5 ذخیره می شود . مراحل آموزش تا 1 ساعت بسته به قدرت gpu یا cpu سیستم طول می کشد.

# 2.3 مراحل انجام پروژه

در قسمت اول کد ، داده‌های تصویری و ماسک‌های مرتبط با آن‌ها از مسیرهای مشخص بارگذاری و برای استفاده در مدل‌های یادگیری عمیق آماده می‌شوند. در ادامه توضیح خط به خط این بخش آورده شده است.کد ها در بخش اخر نوشته شده اند.

1. تعریف تابع load\_data

این تابع وظیفه دارد تصاویر و ماسک‌ها را از دو دایرکتوری مشخص بخواند، آن‌ها را به اندازه و فرمت مناسب تغییر دهد و به صورت نرمال‌سازی شده بازگرداند.

ورودی‌های تابع:

image\_dirمسیر پوشه‌ای که تصاویر اصلی در آن قرار دارند.

mask\_dirمسیر پوشه‌ای که ماسک‌های متناظر با تصاویر در آن قرار دارند.

image\_sizeاندازه مورد نظر برای تغییر اندازه تصاویر پیش‌فرض: 128.\*

خروجی تابع:

X: آرایه‌ای شامل تصاویر نرمال‌سازی‌شده.

y: آرایه‌ای شامل ماسک‌های دودویی (0 و 1).

2. بارگذاری تصاویر و ماسک‌ها

تصاویر:  
تصاویر از مسیر مشخص با استفاده از cv2.imread خوانده می‌شوند. سپس با استفاده از cv2.resize به اندازه 128 \*تغییر داده شده و مقادیر پیکسل‌ها به بازه ]0, 1[ نرمال‌سازی می‌شوند (با تقسیم بر 255).

ماسک‌ها:  
ماسک‌ها نیز به صورت تصویر سیاه و سفید (grayscale) با cv2.IMREAD\_GRAYSCALE خوانده می‌شوند، اندازه آن‌ها تغییر می‌کند و به مقادیر دودویی (0 و 1) تبدیل می‌شوند (با تقسیم بر 255 و استفاده از تقسیم صحیح).

3. لیست کردن فایل‌ها در پوشه‌ها

با استفاده از os.listdir تمام فایل‌های موجود در پوشه تصاویر خوانده می‌شوند. سپس برای هر تصویر موجود:

مسیر تصویر و ماسک مرتبط ساخته می‌شود با os.path.join

اگر خواندن هر فایل موفقیت‌آمیز نبود (مثلاً فایل خراب بود یا وجود نداشت)، برنامه آن فایل را نادیده می‌گیرد.

4. تبدیل به آرایه‌های NumPy

پس از پردازش تمام تصاویر و ماسک‌ها، لیست‌ها به آرایه‌های NumPy تبدیل می‌شوند.

ماسک‌ها با استفاده از reshape به فرمی تبدیل می‌شوند که با مدل‌های یادگیری عمیق مثل CNNسازگار باشد.  
شکل نهایی: تعداد نمونه‌ها، ارتفاع، عرض، تعداد کانال‌ها ، که در اینجا کانال‌ها 1 است.

هدف این بخش:

آماده‌سازی داده‌ها برای مدل‌های یادگیری ماشین.  
این شامل بارگذاری، تغییر اندازه، نرمال‌سازی و بازسازی داده‌ها به فرم قابل استفاده در شبکه‌های عصبی است.

در قسمت دوم کد یک مدل ساده از معماری U-Net را برای بخش‌بندی تصویر Image Segmentation ایجاد و آموزش می‌دهد.

1.بارگذاری داده‌ها

این قسمت مشابه کد قبلی است و با استفاده از تابع load\_data، تصاویر و ماسک‌ها بارگذاری، تغییر اندازه و نرمال‌سازی می‌شوند.

ویژگی‌ها:

تصاویر به بازه [0, 1] نرمال‌سازی می‌شوند.

ماسک‌ها به مقادیر دودویی (0 و 1) تبدیل می‌شوند.

هدف:  
آماده‌سازی داده‌ها برای آموزش مدل.

2. ساخت مدل U-Net ساده

U-Net چیست؟  
معماری U-Net به طور خاص برای مسائل بخش‌بندی تصویر طراحی شده است. این مدل دارای دو قسمت اصلی است:

Encoderبخش فشرده‌سازی:  
ویژگی‌ها را از تصویر استخراج و ابعاد را کاهش می‌دهد.

Decoderبخش بازسازی:  
ابعاد تصویر را بازسازی و نقشه‌ی ویژگی‌ها را به ماسک نهایی تبدیل می‌کند.

توضیحات لایه‌ها:

ورودی:  
تعریف ورودی مدل با اندازه مشخص (128, 128, 3) برای تصاویر RGB.

inputs =

layers.Input(input\_size)

Encoder  
دو لایه کانولوشن (Convolution) با فیلترهای 64 و فعال‌سازی ReLU سپس از لایه MaxPooling2D برای کاهش ابعاد استفاده می‌شود

conv1 = layers. Conv2D(64, (3, 3), activation='relu', padding='same')(inputs) conv1 = layers. Conv2D (64, (3, 3), activation=' relu', padding='same') (conv1) pool1 = layers.MaxPooling2D ((2, 2)) (conv1)

Decoder  
لایه Conv2DTranspose برای افزایش ابعاد (Upsampling) و ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده از بخش Encoder با لایه متناظر آن.

up1 =

layers.Conv2DTranspose(64, (3, 3), strides (2, 2), padding='same') (pool1) layers.concatenate([up1, conv1], axis=3)

concat1 =

خروجی:  
یک لایه کانولوشن با فیلتر 1 و فعال‌سازی sigmoid برای پیش‌بینی ماسک دودویی (0 و 1).

outputs (conv2) =

layers.Conv2D(1, (1, 1), activation='sigmoid')

3. کامپایل مدل

بهینه‌ساز:  
از Adam استفاده می‌شود که یک الگوریتم محبوب برای تنظیم وزن‌ها در شبکه‌های عصبی است.

تابع خطا:  
از binary\_crossentropy برای محاسبه خطای پیش‌بینی‌های دودویی استفاده می‌شود.

معیار ارزیابی:  
معیار accuracy برای اندازه‌گیری دقت مدل.

4. آموزش مدل

داده‌های ورودی:  
X\_train و y\_train شامل تصاویر و ماسک‌ها هستند.

پارامترهای آموزش:

Batch size:8تعداد نمونه‌ها در هر گام

Epochs:10 تعداد دفعات آموزش کامل بر روی داده‌ها.

Validation split:10٪داده‌ها برای اعتبارسنجی در طول آموزش استفاده می‌شود.

5. ذخیره مدل

پس از آموزش، مدل به صورت فایل unet\_model.h5 ذخیره می‌شود که می‌توان از آن برای پیش‌بینی یا استفاده‌های بعدی بهره برد.

هدف کلی این قسمت از کد:

ایجاد و آموزش یک مدل ساده U-Net برای بخش‌بندی تصاویر با استفاده از داده‌های ورودی شامل تصاویر و ماسک‌های مرتبط.

قسمت سوم کد یک رابط گرافیکی (GUI) برای تشخیص تومور مغزی ایجاد می‌کند که کاربران می‌توانند تصویر MRI را بارگذاری کنند و نتیجه پیش‌بینی ماسک و تصویر حاوی تومورها را مشاهده کنند. در ادامه، بخش‌های مختلف کد توضیح داده می‌شود:

1. بارگذاری مدل ذخیره‌شده

model=

tf.keras.models.load\_model('unet\_model.h5')

این خط مدل U-Net که قبلاً آموزش دیده و در فایل unet\_model.h5 ذخیره شده است را بارگذاری می‌کند. این مدل برای پیش‌بینی ماسک نواحی تومور از تصاویر MRI استفاده می‌شود.

2. بارگذاری تصویر و پیش‌بینی ماسک

predict\_and\_display

این تابع وظیفه بارگذاری تصویر، پیش‌پردازش آن، پیش‌بینی ماسک توسط مدل، و نمایش نتایج را دارد.

باز کردن فایل تصویر:

file\_path = filedialog.askopenfilename(filetypes=[("Image Files", "\*.png;\*.jpg;\*.jpeg")])

از یک پنجره انتخاب فایل برای بارگذاری تصویر توسط کاربر استفاده می‌شود.

پردازش تصویر:

تصویر به اندازه 128 تغییر داده شده و نرمال‌سازی می‌شود (تقسیم بر 255).

تصویر به فرمت آرایه قابل پیش‌بینی توسط مدل تبدیل می‌شود:

img\_array = np.expand\_dims (img\_resized, axis=0)

پیش‌بینی ماسک: مدل ماسک را پیش‌بینی کرده و مقادیر آن به صورت دودویی (0 یا 255) تبدیل می‌شوند:

pred\_mask= (prediction > 0.5).astype(np.uint8)\* 255

تغییر اندازه ماسک پیش‌بینی‌شده: ماسک پیش‌بینی‌شده به اندازه تصویر اصلی بازسازی می‌شود:

pred\_mask\_resized = cv2.resize(pred\_mask, (original\_img.shape[1], original\_img.shape[0]))

3. رسم دایره روی نواحی تومور

draw\_circles\_on\_tumors

این تابع دور هر ناحیه شناسایی‌شده به‌عنوان تومور یک دایره رسم می‌کند:

شناسایی نواحی: با استفاده از cv2.findContours نواحی ماسک که تومور را نشان می‌دهند، شناسایی می‌شود.

رسم دایره: برای هر ناحیه، یک دایره که آن ناحیه را کامل در بر گیرد، رسم می‌شود:

(x, y), radius = cv2.minEnclosingCircle(contour) cv2.circle(image, center, radius, (255, 0, 0),

4. نمایش تصاویر در محیط گرافیکی

display\_image

این تابع برای نمایش تصویر روی یک بوم (Canvas) در محیط گرافیکی استفاده می‌شود:

تصویر به یک فرمت مناسب برای نمایش در Tkinter تبدیل می‌شود:

image = Image.fromarray(image\_array)

image\_tk = ImageTk. PhotoImage(image)

canvas.create\_image(0, 0, anchor="nw", image=image\_tk)

5. رابط گرافیکی (GUI)

:Tkinter

محیط گرافیکی برای تعامل با کاربر طراحی شده است:

دکمه:  
یک دکمه برای بارگذاری تصویر و اجرای پیش‌بینی:

Button(root, text="Load and Predict", command-predict\_and\_display).grid(row=2, column=0, columnspan=2)

بوم‌ها (Canvas):  
دو بوم برای نمایش تصویر اصلی (حاوی دایره‌ها) و ماسک پیش‌بینی‌شده:

canvas\_original canvas\_prediction =

Canvas (root, bg="gray") Canvas (root, bg="gray")

نتیجه:

کاربر می‌تواند تصویری را بارگذاری کند.

مدل ماسک ناحیه تومور را پیش‌بینی کرده و آن را نمایش می‌دهد.

تصویر اصلی همراه با دایره‌هایی که نواحی تومور را نشان می‌دهند نیز به نمایش درمی‌آید.

# نتایج :

|  |  |
| --- | --- |
| Mask Image | Original Image |
| تصویر 2 ( خروجی ماسک تصویر) | تصویر 1 ( تصویر اصلی ) |

# فصل چهارم

نتیجه گیری

نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی

۱. مقدمه

در این فصل، نتایج حاصل از پژوهش و تحلیل‌های مرتبط ارائه می‌شود. همچنین، به نقاط قوت و ضعف روش پیشنهادی پرداخته و پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی مطرح می‌شود. این بخش به محققان آینده کمک می‌کند تا با استفاده از تجربیات این پژوهش، به بهبود و گسترش تحقیقات در این زمینه بپردازند.

۲. نتایج حاصل از تحقیق

* عملکرد مدل پیشنهادی: مدل U-Net پیشنهادی توانست دقت بالایی در تشخیص تومورهای مغزی در تصاویر MRI کسب کند. نتایج ارزیابی با استفاده از معیارهایی مانند Dice Score و IoU نشان داد که مدل توانایی خوبی در تفکیک نواحی تومور دارد.
* مزایای روش:
  1. دقت بالا در شناسایی تومورهای کوچک.
  2. سرعت پردازش مناسب برای کاربردهای بالینی.
  3. قابلیت استفاده روی مجموعه داده‌های مختلف بدون نیاز به تغییرات اساسی.

۳. مزایا و معایب روش تحقیق

* مزایا:
  1. استفاده از معماری U-Net که به دلیل ساختار چندلایه‌ای آن، برای شناسایی دقیق نواحی پیچیده بسیار مؤثر است.
  2. پیش‌پردازش داده‌ها (مانند Data Augmentation) که موجب افزایش دقت مدل شد.
  3. ارزیابی مدل روی داده‌های واقعی و استاندارد که قابلیت عملیاتی آن را نشان داد.
* معایب و چالش‌ها:
  1. نیاز به حجم بالای داده‌های برچسب‌گذاری‌شده برای آموزش مؤثر مدل.
  2. حساسیت مدل به پارامترهای تنظیمی (Hyperparameters)، که نیازمند آزمایش‌های مکرر است.
  3. دشواری در تشخیص تومورهای با مرزهای بسیار نامشخص.

۴. فرصت‌ها و چالش‌ها

* فرصت‌ها:
  1. توسعه نرم‌افزارهای بالینی مبتنی بر مدل U-Net برای تشخیص سریع تومور مغزی.
  2. استفاده از تکنیک‌های به‌روز مانند یادگیری انتقالی (Transfer Learning) برای افزایش کارایی مدل در داده‌های کم.
  3. به‌کارگیری داده‌های چندکاناله مانند تصاویر T1 و T2برای بهبود دقت تشخیص.
* چالش‌ها:
  1. دستیابی به مجموعه داده‌های متنوع و بزرگ برای افزایش تعمیم‌پذیری مدل.
  2. زمان‌بر بودن فرآیند پردازش داده‌ها و آموزش مدل.
  3. محدودیت‌های سخت‌افزاری در اجرای مدل‌های پیچیده در مراکز درمانی کوچک.

۵. پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی

1. بهبود معماری مدل: ترکیب معماری U-Net با مدل‌های دیگر مانند Attention Mechanisms یا Transformerها برای افزایش دقت.
2. افزایش تعمیم‌پذیری: استفاده از روش‌های یادگیری بدون نظارت (Unsupervised) یا نیمه‌نظارت‌شده (Semi-Supervised) برای کاهش وابستگی به داده‌های برچسب‌گذاری‌شده.
3. یکپارچه‌سازی با سیستم‌های درمانی: طراحی سامانه‌ای که بتواند مدل پیشنهادی را به‌صورت بلادرنگ در محیط‌های بالینی پیاده‌سازی کند.
4. بررسی کاربردهای دیگر: استفاده از معماری U-Net در تشخیص سایر بیماری‌ها یا تحلیل تصاویر پزشکی نظیر PET و CT.
5. ارزیابی تأثیر پیش‌پردازش: بررسی تأثیر تکنیک‌های پیش‌پردازش جدید در بهبود عملکرد مدل.

۶. جمع‌بندی

این پژوهش توانست گام مؤثری در کاربرد یادگیری عمیق برای تشخیص تومور مغزی بردارد. با وجود موفقیت‌های قابل‌توجه، برخی چالش‌ها و محدودیت‌ها باقی مانده‌اند که پژوهش‌های آینده می‌توانند به آن‌ها بپردازند. دستیابی به مدل‌های دقیق‌تر و سریع‌تر، نه‌تنها موجب افزایش کیفیت خدمات پزشکی می‌شود، بلکه می‌تواند به کاهش زمان و هزینه‌های مرتبط با تشخیص کمک کند.

# **منابع :**

# 

1. Dong, H., Yang, G., Liu, F., Mo, Y., & Guo, Y. (2017). Automatic brain tumor detection and segmentation using U-Net based fully convolutional networks. In Medical Image Understanding and Analysis: 21st Annual Conference, MIUA 2017, Edinburgh, UK, July 11–13, 2017, Proceedings 21 (pp. 506-517). Springer International Publishing.
2. Ghosh, S., Chaki, A., & Santosh, K. C. (2021). Improved U-Net architecture with VGG-16 for brain tumor segmentation. Physical and Engineering Sciences in Medicine, 44(3), 703-712.
3. Rehman, M. U., Cho, S., Kim, J. H., & Chong, K. T. (2020). Bu-net: Brain tumor segmentation using modified u-net architecture. Electronics, 9(12), 2203.
4. Maqsood, S., Damasevicius, R., & Shah, F. M. (2021). An efficient approach for the detection of brain tumor using fuzzy logic and U-NET CNN classification. In Computational Science and Its Applications–ICCSA 2021: 21st International Conference, Cagliari, Italy, September 13–16, 2021, Proceedings, Part V 21 (pp. 105-118). Springer International Publishing.
5. Futrega, M., Milesi, A., Marcinkiewicz, M., & Ribalta, P. (2021, September). Optimized U-Net for brain tumor segmentation. In International MICCAI brainlesion workshop (pp. 15-29). Cham: Springer International Publishing.
6. Allah, A. M. G., Sarhan, A. M., & Elshennawy, N. M. (2023). Edge U-Net: Brain tumor segmentation using MRI based on deep U-Net model with boundary information. Expert Systems with Applications, 213, 118833.
7. Aboelenein, N. M., Songhao, P., Koubaa, A., Noor, A., & Afifi, A. (2020). HTTU-Net: Hybrid Two Track U-Net for automatic brain tumor segmentation. IEEE Access, 8, 101406-101415.

Abstract:

In this project, a deep learning-based system has been developed for detecting brain tumors in MRI images. The proposed model utilizes the U-Net architecture, specifically designed for image segmentation tasks. MRI images and their corresponding masks are preprocessed, including resizing and normalization, and then used for training the model.

After training, the model demonstrates high accuracy in identifying tumor regions. To enhance usability, a user-friendly graphical interface (GUI) is designed using the Tkinter library, allowing users to upload MRI images, predict tumor masks, and visualize detected regions.

This system serves as an assistive tool for analyzing medical images and accelerating tumor detection, laying a foundation for developing similar tools for other types of medical imaging.

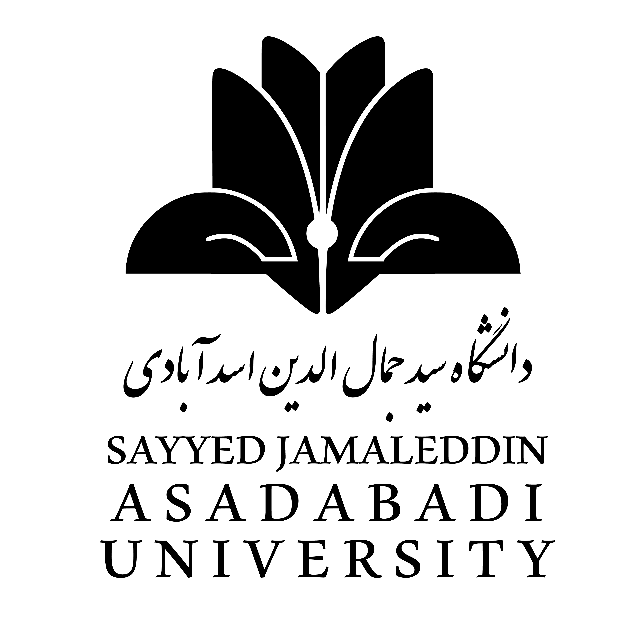
Sayyed Jammaleddin Asadabadi University

Faculty of Engineering

Department of Computer Engineering and Information Technology

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of Bachelor of Science in Computer Engineering

Title

Brain tumor detection in medical images by U-net architecture

By

Danial Joulaei

Supervisors

Nasibe Pooti

2024