

طبقه‌بندی تصاویر مغز نوزادان با استفاده از الگوریتم Q-Learning

محمدرضا عرب رحمتی پور

دانشکده مهندسی برق دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

سید جواد جواد مقدم

دانشکده مهندسی برق دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

علی حیدری چالشتی

دانشکده مهندسی برق دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

چکیده

قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان یکی از مهم‌ترین مراحل در تشخیص ناهنجاری‌های مغز است. این فرآیند به دلیل کنتراست پایین بین بافت‌های سفید و خاکستری مغز، تنوع شکل و اندازه ساختارهای مغزی، و کیفیت متغیر تصاویر، با چالش‌های زیادی مواجه است. در این مقاله، یک روش نوین مبتنی بر ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم Q-Learning برای قطعه‌بندی دقیق تصاویر مغز نوزادان ارائه شده است. این روش با بهره‌گیری از ساختارهای بهینه‌سازی شده توانسته است مرزهای نواحی مغزی را با دقت بالا شناسایی کند. عملکرد روش پیشنهادی روی پایگاه داده iSeg با استفاده از معیارهای DSC و ASD ارزیابی شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های موجود، از جمله مدل‌های یادگیری عمیق و الگوریتم‌های هیبریدی، دقت بالاتری دارد و خطاهای قطعه‌بندی را به‌طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با سایر روش‌ها نشان می‌دهد که این روش به‌ویژه در شرایط پیچیده و تصاویر با کیفیت پایین، عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد. این تحقیق نه تنها بهبود قابل توجهی در دقت قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان ارائه می‌دهد، بلکه پتانسیل بالایی برای کاربردهای بالینی در تشخیص زودهنگام اختلالات عصبی و بهبود فرآیندهای درمانی دارد.

واژگان کلیدی: قطعه‌بندی، یادگیری عمیق، تصاویر مغزی، Q-Learning.



مقدمه

تصاویر پزشکی یکی از ابزارهای کلیدی در تشخیص بیماری‌ها هستند. تصاویر MRI به دلیل ارائه اطلاعات آناتومیک و عملکردی مغز، از اهمیت ویژه‌ای در تشخیص پزشکی برخوردار هستند. قطعه‌بندی دقیق این تصاویر در نوزادان به دلیل کنتراست پایین بین بافت‌های مختلف (مانند ماده سفید و ماده خاکستری)، تنوع شکل و اندازه ساختارهای مغزی، یکی از چالش‌های مهم در پردازش تصاویر پزشکی محسوب می‌شود (Liu et al, ۲۰۲۴). تشخیص دقیق و زودهنگام اختلالات مغزی در نوزادان می‌تواند به بهبود برنامه‌های درمانی و کاهش عوارض بلندمدت کمک کند. با این حال، روش‌های سنتی قطعه‌بندی تصاویر مغزی اغلب با خطاهای قابل توجهی همراه هستند که می‌توانند دقت تشخیص را تحت تأثیر قرار دهند. شباهت بالای بافت‌های مغزی در تصاویر MRI نوزادان، فرآیند قطعه‌بندی را به شدت پیچیده می‌کند (Torres et al, ۲۰۲۴). در این راستا، استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به عنوان راهکاری نوین برای بهبود دقت و کارایی قطعه‌بندی تصاویر پزشکی مطرح شده است. به ویژه، یادگیری عمیق و الگوریتم‌های تقویتی مانند Q-Learning، به دلیل توانایی در استخراج ویژگی‌های پیچیده و بهینه‌سازی فرآیندهای تصمیم‌گیری، توجه زیادی را به خود جلب کرده‌اند. این روش‌ها می‌توانند با تحلیل دقیق داده‌های تصویری، با دقت بالا مرزهای نواحی مغزی را شناسایی کنند.

در این مطالعه، یک روش نوین مبتنی بر ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم Q-Learning برای قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان شش ماهه ارائه شده است. عملکرد روش پیشنهادی روی پایگاه داده iSeg با استفاده از معیارهای سنجش مختلفی ارزیابی شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های موجود، دقت بالاتری دارد و خطاهای قطعه‌بندی را به طور چشمگیری کاهش می‌دهد. این تحقیق نه تنها بهبود قابل توجهی در دقت قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان ارائه می‌دهد، بلکه پتانسیل بالایی برای کاربردهای بالینی در تشخیص زودهنگام اختلالات عصبی دارد.

کارهای پیشین

در سال‌های اخیر، روش‌های متعددی برای طبقه‌بندی و قطعه‌بندی تصاویر مغزی توسعه یافته‌اند که هر یک با تمرکز بر چالش‌های خاصی مانند کنتراست پایین بین بافت‌ها و تنوع شکل و اندازه ساختارهای مغزی، به بهبود دقت و کارایی پرداخته‌اند. یکی از روش‌های سنتی قطعه‌بندی تصاویر، استفاده از تکنیک‌های آستانه‌گذاری مانند روش آستانه‌گذاری آتسو است که با تعیین مقادیر آستانه، پیکسل‌ها را به دو دسته پس‌زمینه و زمینه تقسیم می‌کند. این روش در قطعه‌بندی تصاویر ساده مؤثر است، اما در مواجهه با تصاویر پیچیده مغز نوزادان، دقت کافی ندارد (Alfonse et al, ۲۰۱۶).

الگوریتم‌های خوشه‌بندی مانند K-means فازی و تکنیک‌های مبتنی بر حوزه آبریز^۱ نیز برای قطعه‌بندی تصاویر مغزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این روش‌ها با انجام پیش‌پردازش و حذف نویز، تلاش کرده‌اند ویژگی‌های مؤثر تصویر را استخراج کنند، اما در شناسایی مرزهای دقیق بافت‌های مغزی با چالش‌هایی مواجه شده‌اند (Sawyer et al, ۲۰۱۷).

با ظهور یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۲ (CNN) به عنوان یکی از ابزارهای کلیدی در پردازش تصاویر پزشکی مطرح شده‌اند. این شبکه‌ها توانسته‌اند با استخراج ویژگی‌های پیچیده و محلی، دقت قطعه‌بندی را به طور قابل توجهی افزایش دهند (Peng et al, ۲۰۱۶). علاوه بر این، روش‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی در حوزه پردازش تصاویر پزشکی مورد توجه قرار گرفته‌اند. این روش‌ها با بهینه‌سازی فرآیندهای تصمیم‌گیری، توانسته‌اند در قطعه‌بندی دقیق تصاویر مغزی بهبود قابل توجهی ایجاد کنند. با این حال، کاربرد این روش‌ها در تصاویر مغز نوزادان هنوز به طور جامع بررسی نشده است (Kim et al, ۲۰۲۴).

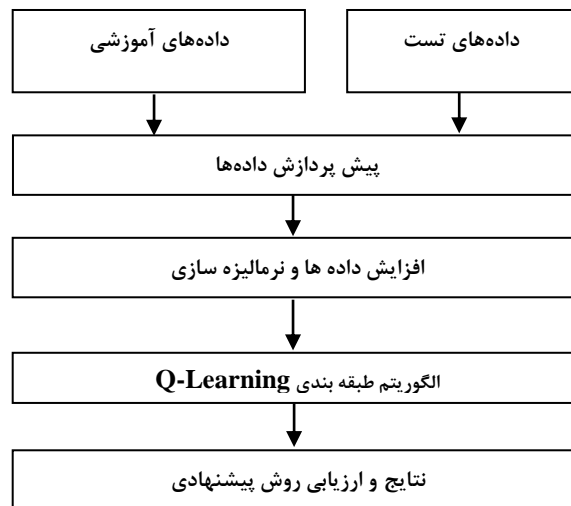
در این مطالعه، به منظور غلبه بر چالش‌های موجود در قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان، یک روش نوین مبتنی بر ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم Q-Learning ارائه شده است. این روش با استفاده از ساختارهای بهینه‌سازی شده و تکنیک‌های پیشرفته، توانسته است دقت قطعه‌بندی را به طور چشمگیری افزایش دهد.

^۱ Watershed

^۲ Convolutional Neural Network

روش پیشنهادی

در این بخش، به تشریح روش پیشنهادی برای قطعه‌بندی دقیق تصاویر مغز نوزادان با استفاده از ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم Q-Learning پرداخته شده است. این روش شامل سه مرحله کلیدی پیش‌پردازش داده‌ها، طراحی محیط یادگیری تقویتی، و آموزش عامل با استفاده از الگوریتم Q-Learning است. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۱ به تصویر کشیده شده است.



شکل ۱: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

مرحله ۱: پیش‌پردازش داده‌ها

پیش‌پردازش داده‌ها یکی از مراحل ضروری در فرآیند قطعه‌بندی تصاویر پزشکی است که به بهبود دقت و عملکرد مدل کمک می‌کند. در این تحقیق، از پایگاه داده iSeg برای آموزش و ارزیابی روش پیشنهادی استفاده شده است.

پایگاه داده iSeg

پایگاه داده iSeg یکی از منابع معتبر در حوزه پردازش تصاویر پزشکی، به‌ویژه تصاویر MRI مغز نوزادان، است (Liu et al, ۲۰۱۵). این پایگاه داده به‌طور خاص برای ارزیابی روش‌های قطعه‌بندی خودکار طراحی شده است و شامل تصاویر حجمی با وضوح بالا از مغز نوزادان همراه با برچسب‌های دقیق از ساختارهای مختلف مغزی مانند ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی-نخاعی است. هر تصویر در این پایگاه داده به سه کلاس اصلی تقسیم‌بندی شده است:

- ۱۰: مایع مغزی-نخاعی
- ۱۵۰: ماده خاکستری
- ۲۵۰: ماده سفید

افزایش داده‌ها

به‌دلیل محدودیت تعداد تصاویر موجود در پایگاه داده iSeg، از تکنیک‌های افزایش داده‌ها^۳ استفاده شد تا تنوع داده‌ها افزایش یابد و مدل بتواند ویژگی‌های کلیدی تصاویر را بهتر یاد بگیرد. تکنیک‌های به‌کارگرفته‌شده شامل موارد زیر هستند:

- **چرخش تصاویر:** تصاویر MRI در زوایای مختلف چرخانده شدند تا مقاومت مدل در برابر تغییرات زاویه‌ای افزایش یابد.
- **جابجایی تصاویر:** تصاویر به‌صورت افقی و عمودی جابجا شدند تا مدل با موقعیت‌های متفاوت ساختارهای مغزی آشنا شود.
- **وارونه‌سازی:** تصاویر به‌صورت افقی و عمودی وارونه شدند تا تنوع ساختاری داده‌ها افزایش یابد.

^۳ Data Augmentation

• **تغییر شدت روشنایی:** شدت روشنایی تصاویر در بازه‌های مشخصی تغییر داده شد تا مدل به تغییرات طبیعی در شدت تصاویر حساسیت کمتری داشته باشد.

• **افزودن نویز گوسی:** نویز گوسی به تصاویر اضافه شد تا مدل در برابر نویزهای احتمالی مقاومت بیشتری پیدا کند.

تقسیم‌بندی داده‌ها

داده‌های افزایش‌یافته به صورت زیر تقسیم شدند :

• **داده‌های آموزشی:** ۶۰ درصد از کل داده‌ها برای آموزش مدل در نظر گرفته شدند.

• **داده‌های اعتبارسنجی:** ۲۰ درصد از داده‌ها به اعتبارسنجی اختصاص یافتند.

• **داده‌های آزمایشی:** ۲۰ درصد باقی‌مانده برای ارزیابی نهایی مدل استفاده شد.

نرمال‌سازی داده‌ها

نرمال‌سازی داده‌ها مرحله‌ای بسیار مهم در پیش‌پردازش است که به کاهش تفاوت‌های آماری میان داده‌های ورودی و تسهیل فرآیند یادگیری کمک می‌کند. در این پژوهش، از دو روش نرمال‌سازی استفاده شد :

• **نرمال‌سازی شدت پیکسل‌ها:** شدت پیکسل‌ها با استفاده از روش Min-Max به بازه $[0, 1]$ نرمال‌سازی شدند.

• **نرمال‌سازی ویژگی‌های استخراج‌شده:** از روش Z-Score برای مقیاس‌بندی پیکسل‌ها استفاده شد تا مقادیر آن‌ها با میانگین صفر با انحراف معیار یک توزیع شوند.

مرحله ۲: معماری روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل سه بخش اصلی است: محیط یادگیری تقویتی، الگوریتم Q-Learning و آموزش عامل.

محیط یادگیری تقویتی

محیط یادگیری تقویتی به عنوان بستری تعریف می‌شود که در آن عامل با محیط تعامل می‌کند تا از طریق دریافت پاداش و انجام اقدامات، به هدف نهایی خود برسد. در این پژوهش، محیط یادگیری تقویتی به گونه‌ای طراحی شده است که عامل بتواند بر روی تصاویر مغز نوزادان عمل کند و به قطعه‌بندی دقیق این تصاویر دست یابد. محیط یادگیری تقویتی در این پژوهش شامل دو جزء اصلی است:

• **تصاویر ورودی:** تصاویر T^1 مغز نوزادان که به عنوان حالت‌های محیط در نظر گرفته می‌شوند.

• **برچسب‌ها:** برچسب‌های مربوط به نواحی مختلف مغز که به عنوان هدف نهایی عامل در نظر گرفته می‌شوند.

تعریف اقدامات و پاداش‌ها

عامل در هر گام می‌تواند اقداماتی را انجام دهد که منجر به تغییر در حالت محیط می‌شود. در این پژوهش، اقدامات شامل انتخاب اسلایس‌های مختلف تصویر و پیش‌بینی برچسب‌های مربوط به آن‌ها است. پاداش‌ها نیز بر اساس دقت پیش‌بینی‌های عامل تعیین می‌شوند.

الگوریتم Q-Learning

الگوریتم Q-Learning یکی از روش‌های یادگیری تقویتی بدون مدل است که به عامل اجازه می‌دهد تا از طریق تعامل با محیط، به صورت خودکار بهترین اقدام‌ها را برای هر حالت یاد بگیرد. این الگوریتم به طور خاص برای مسئله قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان در این پژوهش به کار گرفته شده است. در این پژوهش، از Q-Learning برای بهبود تصمیم‌گیری‌های عامل در انتخاب نواحی صحیح تصویر و پیش‌بینی برچسب‌های مرتبط استفاده می‌شود (Kumar, ۲۰۱۴).

- جدول Q

جدول Q شامل مقادیر Q برای هر جفت حالت-اقدام است. این جدول به مدل کمک می‌کند تا یاد بگیرد چه عملی در هر حالت بهترین است. جدول Q به عنوان یک ماتریس دو بعدی عمل می‌کند که هر سطر آن یک حالت و هر ستون آن یک اقدام را نشان می‌دهد. هر خانه از این جدول (Q-value) نشان‌دهنده ارزش مورد انتظار اجرای اقدام خاص در یک حالت مشخص است. در این پژوهش، حالات

محیط شامل تصاویر ورودی مغز نوزادان و اقدامات شامل پیش‌بینی برچسب‌های صحیح برای نواحی مختلف مغز هستند. جدول Q به مدل کمک می‌کند تا با یادگیری از پاداش‌های دریافتی، بهترین اقدامات را برای هر حالت انتخاب کند.

- به‌روزرسانی Q-value

در هر گام، عامل با انجام یک اقدام و دریافت پاداش، جدول Q را به‌روزرسانی می‌کند. این به‌روزرسانی به عامل کمک می‌کند تا ارزش اقدامات مختلف را برای هر حالت یاد بگیرد و به تدریج اقدامات بهینه را انتخاب کند.

آموزش عامل

آموزش عامل شامل مراحل مختلفی است که در آن عامل با محیط تعامل می‌کند و جدول Q را به‌روزرسانی می‌کند. مراحل آموزش به شرح زیر است:

- **مقداردهی اولیه:** جدول Q با مقادیر تصادفی یا صفر مقداردهی می‌شود.
 - **تعامل با محیط:** عامل در هر گام با محیط تعامل می‌کند و اقدامات خود را انجام می‌دهد.
 - **به‌روزرسانی جدول Q:** پس از دریافت پاداش، جدول Q به‌روزرسانی می‌شود.
 - **تکرار:** مراحل تعامل و به‌روزرسانی تا زمانی تکرار می‌شوند که عامل به همگرایی برسد.
- به عبارت دیگر، در هر مرحله از آموزش، عامل با انجام یک اقدام در محیط و دریافت پاداش، جدول Q را به‌روزرسانی می‌کند. این به‌روزرسانی به عامل کمک می‌کند تا ارزش اقدامات مختلف را برای هر حالت به مرور زمان بهتر بشناسد. هر مقدار Q-value در جدول، نشان‌دهنده میزان انتظار پاداشی است که عامل با انتخاب یک اقدام خاص در یک حالت معین و ادامه عملکرد بهینه خود در آینده دریافت خواهد کرد. به بیان دیگر، این مقدار به مدل کمک می‌کند تا موارد زیر اتفاق افتد:
- **تصمیم‌گیری بهینه:** در هر حالت، اقدامی که بالاترین Q-value را دارد انتخاب شود.
 - **یادگیری از تجربه:** مدل با مرور نتایج اقدامات قبلی و مقایسه آن‌ها با پاداش‌های دریافتی، مقادیر Q-value را تنظیم می‌کند.

برای هدایت عامل به سمت قطعه‌بندی دقیق تصاویر مغز نوزادان، سیستم پاداش‌دهی به شکل زیر طراحی شده است:

- **پاداش مثبت:** در صورت پیش‌بینی صحیح برچسب ناحیه مغز.
 - **پاداش منفی:** در صورت انتخاب ناحیه اشتباه یا برچسب نادرست.
 - **پاداش خنثی:** زمانی که اقدام انجام‌شده تأثیر محسوسی بر بهبود نتایج نداشته باشد.
- همچنین، سیستم پاداش‌دهی به صورت دینامیک تنظیم شده است، به این معنا که در مراحل اولیه آموزش، پاداش بیشتری برای اقدامات صحیح اختصاص داده می‌شود تا مدل سریع‌تر به یادگیری برسد.
- روش پیشنهادی در این پژوهش شامل طراحی یک محیط یادگیری تقویتی، استفاده از الگوریتم Q-learning برای آموزش عامل و به‌روزرسانی جدول Q بر اساس تعامل با محیط است. این روش به عامل اجازه می‌دهد تا با انجام اقدامات مناسب و دریافت پاداش‌های مربوطه، به قطعه‌بندی دقیق تصاویر مغز نوزادان دست یابد. نتایج نشان می‌دهند که این روش می‌تواند به بهبود دقت و کارایی در قطعه‌بندی تصاویر پزشکی کمک کند. این روش با استفاده از نرمال‌سازی داده‌ها، افزایش داده‌ها و تنظیم پارامترهای آموزش، به گونه‌ای طراحی شده است که بتواند با چالش‌های موجود در تصاویر پزشکی مقابله کند و نتایج دقیق‌تری ارائه دهد. در نهایت، این روش می‌تواند به عنوان یک راه‌حل کارآمد برای قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان در کاربردهای بالینی مورد استفاده قرار گیرد.

نتایج

در این بخش، به ارزیابی جامع عملکرد مدل پیشنهادی برای قطعه‌بندی تصاویر مغز نوزادان با استفاده از یادگیری تقویتی و الگوریتم Q-Learning پرداخته می‌شود. هدف اصلی این فصل، بررسی اثربخشی مدل در انجام دقیق قطعه‌بندی و تحلیل نتایج حاصل از مجموعه‌های تست و اعتبارسنجی است. برای این منظور، از معیارهای ارزیابی مختلفی استفاده شده است که عملکرد مدل را از جنبه‌های گوناگون مورد سنجش قرار می‌دهند.



معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی و مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با سایر روش‌های موجود، از دو شاخص کلیدی ضریب شباهت DSC^{\dagger} و ASD° استفاده شده است (Agrawal et al, ۲۰۲۴). شاخص DSC به عنوان یکی از معیارهای اصلی در ارزیابی دقت قطعه‌بندی تصاویر پزشکی شناخته می‌شود. این شاخص میزان همپوشانی بین نواحی پیش‌بینی‌شده توسط مدل و نواحی واقعی (برچسب‌های مرجع) را اندازه‌گیری می‌کند. هرچه مقدار DSC به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده تطابق بیشتر بین خروجی مدل و داده‌های واقعی است. این شاخص به‌طور گسترده‌ای در تحقیقات پزشکی برای سنجش کیفیت قطعه‌بندی استفاده می‌شود. شاخص ASD نیز فاصله میان مرزهای نواحی پیش‌بینی‌شده و مرزهای نواحی واقعی را محاسبه می‌کند. این معیار به‌ویژه برای بررسی دقت مدل در تشخیص مرزهای دقیق بافت‌ها کاربرد دارد. هرچه مقدار ASD کوچک‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل در شناسایی مرزها است. این دو شاخص در کنار یکدیگر، ابزارهای مناسبی برای ارزیابی جامع عملکرد مدل پیشنهادی و مقایسه آن با روش‌های دیگر فراهم می‌کنند.

ارزیابی روش پیشنهادی

در جدول ۱، عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های معتبر که بر روی پایگاه داده iSeg پیاده‌سازی شده‌اند، نمایش داده شده است. این مقایسه‌ها به‌وضوح نشان می‌دهند که روش پیشنهادی چگونه در زمینه‌های مختلف، از جمله دقت قطعه‌بندی و شناسایی نواحی مختلف مغز، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های موجود دارد.

جدول ۱: مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها در پایگاه داده iSeg

روش	DISC	ASD
(El-Deshan et al, ۲۰۱۴)	۰/۷۳۹	۰/۸۹۴
(Mullins et al, ۲۰۱۴)	۰/۸۳۸	۰/۵۶۸
(Grigorescu et al, ۲۰۲۱)	۰/۸۹۶	۰/۳۹۸
(Saladi et al, ۲۰۲۳)	۰/۸۶۷	۰/۵۱۰
(Sabuncu et al, ۲۰۱۰)	۰/۸۸۵	۰/۵۵۹
(Soomro et al, ۲۰۲۲)	۰/۶۸۶	۰/۳۲۵
(Shen et al, ۲۰۱۷)	۰/۸۸۰	۰/۴۷۰
(Nelson et al, ۲۰۱۱)	۰/۸۲۷	۰/۶۲۲
(Shi et al, ۲۰۱۰)	۰/۸۷۶	۰/۴۸۴
(Seghier, ۲۰۱۳)	۰/۸۹۷	۰/۳۷۶
روش پیشنهادی	۰/۹۲۴	۰/۳۲۱

در جدول ارائه‌شده، عملکرد روش‌های مختلف بر روی پایگاه داده iSeg استفاده از دو معیار DSC و ASD مقایسه شده است. روش پیشنهادی با DSC برابر با ۰/۹۲۴ و ASD برابر با ۰/۳۲۱ بهترین عملکرد را در بین تمام روش‌ها نشان می‌دهد، که نشان‌دهنده دقت

[†] Dice Similarity Coefficient

[°] Average Surface Distance



بسیار بالای آن در قطعه‌بندی و شناسایی مرزهای نواحی مغز است. این امر بیانگر دقت و توانایی بسیار بالای این روش در قطعه‌بندی تصاویر و شناسایی دقیق مرزهای نواحی مختلف مغز است.

نتیجه گیری

در این پژوهش، یک روش نوین برای قطعه‌بندی دقیق تصاویر مغز نوزادان با استفاده از ترکیب یادگیری تقویتی و Q-Learning ارائه شد. این روش با بهره‌گیری از تکنیک‌های پیش‌پردازش شامل نرمال‌سازی داده‌ها و افزایش داده‌ها، توانست به بهبود دقت و کارایی در تشخیص نواحی مختلف مغز دست یابد. طراحی محیط یادگیری تقویتی و آموزش عامل با استفاده از جدول Q، به مدل اجازه داد تا اقدامات بهینه را در هر حالت یاد بگیرد و به تدریج عملکرد خود را بهبود بخشد. نتایج نشان داد که این روش می‌تواند به‌عنوان یک راه‌حل کارآمد در کاربردهای بالینی برای قطعه‌بندی تصاویر پزشکی مورد استفاده قرار گیرد. این مطالعه زمینه‌هایی برای تحقیقات آینده در جهت بهبود بیشتر دقت و سرعت مدل فراهم کرده است.

منابع

- Liu, H., Huang, J., Jia, D., Wang, Q., Xu, J. and Shen, D., (۲۰۲۴). Transferring Adult-like Phase Images for Robust Multi-view Isointense Infant Brain Segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*.
- Torres, H.R., Oliveira, B., Morais, P., Fritze, A., Hahn, G., Rüdiger, M., Fonseca, J.C. and Vilaça, J.L., (۲۰۲۴). Infant head and brain segmentation from magnetic resonance images using fusion-based deep learning strategies. *Multimedia Systems*, Vol. ۳۰. No. ۲.
- Alfonse, Marco, A. M. Salem, (۲۰۱۶). An automatic classification of brain tumors through MRI using support vector machine. *Egyptian Computer Science Journal*, Vol. ۴۰. No. ۰۳. (۲۰۱۶).
- Sawyer, Photini F. S. Rice, D. M. Sawyer, Jennifer W. Koevary, Jennifer K. Barton. (۲۰۱۷). Evaluation of segmentation algorithms for optical coherence tomography images of ovarian tissue. In: *Diagnosis and Treatment of Diseases in the Breast and Reproductive System IV*. International Society for Optics and Photonics.
- Peng, K. Lekadir, A. Gooya, L. Shao, St. E. Petersen, and A. F. Frangi. (۲۰۱۶). A review of heart chamber segmentation for structural and functional analysis using cardiac magnetic resonance imaging. *Magnetic Resonance Materials in Physics, Biology and Medicine*. Vol. ۲۹. No. ۲. ۵۵-۱۹۵.
- Kim, M.J., Hong, E., Yum, M.S., Lee, Y.J., Kim, J. and Ko, T.S. (۲۰۲۴). Deep learning-based, fully automated, pediatric brain segmentation. *Scientific Reports*. Vol. ۱۴. No. ۱.
- Agarwal, N., Frigerio, G., Rizzato, G., Ciceri, T., Mani, E., Lanteri, F., Molteni, M., Carare, R.O., Losa, L. and Peruzzo, D. (۲۰۲۴). Parasagittal dural volume correlates with cerebrospinal fluid volume and developmental delay in children with autism spectrum disorder. *Communications Medicine*. Vol. ۴. No. ۱.
- Smyser, C.D., Dosenbach, N.U., Smyser, T.A., Snyder, A.Z., Rogers, C.E., Inder, T.E., Schlaggar, B.L. and Neil, J.J., ۲۰۱۶. Prediction of brain maturity in infants using machine-learning algorithms. *NeuroImage*, ۱۳۶, pp.۱-۹.
- El-Dahshan, E.S.A., Mohsen, H.M., Revett, K. and Salem, A.B.M. (۲۰۱۴). Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: A survey and a new algorithm. *Expert systems with Applications*. Vol. ۴۱. No. ۱۱. ۵۵۲۶-۵۵۴۵.
- Mullins, P.G., McGonigle, D.J., O'Gorman, R.L., Puts, N.A., Vidyasagar, R., Evans, C.J. and Edden, R.A.. (۲۰۱۴). Current practice in the use of MEGA-PRESS spectroscopy for the detection of GABA. *Neuroimage*. ۴۳-۵۲.
- Grigorescu, I., Vanes, L., Uus, A., Batalle, D., Cordero-Grande, L., Nosarti, C., Edwards, A.D., Hajnal, J.V., Modat, M. and Deprez, M. (۲۰۲۱). Harmonized segmentation of neonatal brain MRI. *Frontiers in Neuroscience*.
- Saladi, S., Karuna, Y., Koppu, S., Reddy, G.R., Mohan, S., Mallik, S. and Qin, H. (۲۰۲۳). Segmentation and analysis emphasizing neonatal MRI brain images using machine learning techniques. *Mathematics*. Vol. ۱۱. No. ۲.
- Sabuncu, M.R., Yeo, B.T., Van Leemput, K., Fischl, B. and Golland, P. (۲۰۱۰). A generative model for image segmentation based on label fusion. *IEEE transactions on medical imaging*. Vol. ۲۹. No. ۱۰. ۱۷۱۴-۱۷۲۹.
- Soomro, T.A., Zheng, L., Afifi, A.J., Ali, A., Soomro, S., Yin, M. and Gao, J. (۲۰۲۲). Image segmentation for MR brain tumor detection using machine learning: a review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. ۷۰-۹۰.
- Shen, D., Wu, G. and Suk, H.I. (۲۰۱۷). Deep learning in medical image analysis. *Annual review of biomedical engineering*. ۲۲۱-۲۴۸.



- Nelson III, C.A., Bos, K., Gunnar, M.R. and Sonuga-Barke, E.J. (۲۰۱۱). The neurobiological toll of early human deprivation. Monographs of the Society for Research in Child Development. Vol. ۷۶. No. ۴. ۱۲۷-۱۴۶.
- Shi, F., Fan, Y., Tang, S., Gilmore, J.H., Lin, W. and Shen, D. (۲۰۱۰). Neonatal brain image segmentation in longitudinal MRI studies. Neuroimage. Vol. ۴۹. No. ۱. ۳۹۱-۴۰۰.
- Seghier, M.L. (۲۰۱۳). The angular gyrus: multiple functions and multiple subdivisions. The Neuroscientist. Vol. ۱۹. No. ۱. ۴۳-۶۱.



Classification of neonatal brain images using Q-Learning algorithm

Mohammadreza Arab Rahmati Pour

Department of Electrical Engineering, Payame Noor University, Iran

Seyed Javad Javadi Moghadam

Department of Electrical Engineering, Payame Noor University, Iran

Ali Heydari Chaleshtori

Department of Electrical Engineering, Payame Noor University, Tehran, Iran

Abstract

Segmentation of brain images is one of the most critical steps in the detection of neurological disorders. This process faces significant challenges due to the low contrast between white matter (WM) and gray matter (GM) tissues, the variability in the shape and size of brain structures, and the variable quality of the images. In this paper, a novel method based on the combination of deep learning and the Q-Learning algorithm is presented for the accurate segmentation of infant brain images. This method, by utilizing optimized structures, has been able to identify brain region boundaries with high precision. The performance of the proposed method was evaluated on the iSeg dataset using DSC and ASD metrics. The results show that the proposed method outperforms existing approaches, including deep learning models and hybrid algorithms, significantly reducing segmentation errors. A comparison of the proposed method's performance with other techniques demonstrates that this approach performs particularly well under complex conditions and with low-quality images. This research not only provides a significant improvement in the accuracy of infant brain image segmentation but also shows great potential for clinical applications in the early detection of neurological disorders and the enhancement of therapeutic processes.

Keywords: Segmentation, Deep Learning, Brain Images, Neural Network.