مجله دانشکده پزشکی دانشگاه علوم پزشکی مشهد
سال۶۲ ، شماره۵
آذر-دی۹۸ ، صفحه ۱۷۵۵-۱۷۴۸

www.mums.ac.ir
Medical Journal of Mashhad
University of Medical Sciences
Vol. 62, No.5, P: 1748-1755
Nov-Des 2019

مقاله اصلی

تشخیص و طبقه بندی بیماری آلزایمر با بلوک‌های رسوبی سه بعدی

تاریخ دریافت: ۹۸/۰٤/۰۲- تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۸/ ٤

فیروزه رضوی[۱]
محمد جعفر تارخ*[۲]
محمود البرزی[۳]

۱ گروه مدیریت فناوری اطلاعات ، واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۲ گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران
۳ گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

* گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

Email: mjtarokh@kntu.ac.ir

خلاصه

مقدمه

در سال‌های اخیر مطالعات فراوانی برای تجزیه و تحلیل مغز به منظور تشخیص بیماری‌های مغزی انجام شده است که تکنیک‌های یادگیری ماشین نقش به سزایی در ایجاد سیستم‌های هوشمند تشخیصی ایفا کرده‌اند. از بین روش‌های مختلف یادگیری ماشین، روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در سال‌های اخیر کاربرد گسترده‌ای در ایجاد سیستم‌های هوشمند دستیار پزشکی داشته است که به ایجاد سیستم‌های قدرتمندی جهت تشخیص بیماری منتج شد.

روش کار

در این پژوهش تشخیص بیماران آلزایمری با شبکه عصبی یادگیری عمیق مبتنی بر بلوک‌های رسوبی سه بعدی ارایه شده است. همچنین روند آموزش و تست روش ارائه شده توسط مجموعه داده ADNI انجام پذیرفت.

نتایج

نتایج حاصل از خروجی این روش در مقایسه با روش‌های ارائه شده در پژوهش‌های قبلی با دقت بالایی عملیات تشخیص و طبقه بندی بیماران آلزایمری انجام گردید.

نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر بیانگر آن بودند که یادگیری ماشین با روش‌های یادگیری عمیق می‌تواند زودتر از پزشکان، بیماری آلزایمر را تشخیص دهد.

کلمات کلیدی

بیماری آلزایمر، یادگیری عمیق، بلوک‌های رسوبی سه بعدی

پی نوشت: این مطالعه فاقد تضاد منافع می باشد.

مقدمه

مغز یکی از پیچیده‌ترین و فعال‌ترین اعضای بدن است که همواره در حال فعالیت و تجزیه و تحلیل اطلاعات و داده‌های بدن است و نظارت و تنظیم عملکرد ارادی و غیر ارادی سایر اعضای بدن را به عهده دارد(۱). اما با افزایش سن، افراد دچار کاهش فعالیت ذهنی می‌شوند و مغز به تدریج کوچک و کوچکتر می‌شود تا جایی که بیماری‌هایی مانند آلزایمر، پارکینسون و سکته‌های مغزی رخ می‌دهد(۲).

آلزایمر به عنوان یکی از شایع‌ترین بیماری‌های سن پیری شناخته می‌شود که در روند زندگی روزانه افراد تأثیر زیادی می‌گذارد و از کار افتادن افراد و نهایتاً مرگ آنها ختم می‌شود(۳). تشخیص زود هنگام بیماری نقش بسزایی در کم کردن سرعت پیشرفت بیماری دارد از این رو به یک زمینه تحقیقاتی تبدیل شده است و سیستم‌های خودکار بسیاری برای ارائه شده است (۴).

یکی از چالش‌های ایجاد سیستم‌های دستیار پزشکی نمونه‌هایی با ابعاد بزرگ و تنوع پایین آن است. در سال‌های اخیر شبکه‌های یادگیری عمیق به یک پای ثابت برای تحقیقات دسته بندی تصاویر پزشکی تبدیل شده‌اند و در تحقیقات بسیاری برای کاربردهای مختلف از آن استفاده شده است (۶-۵). این روش‌های یادگیری ماشین از قدرت بالایی برای پردازش حجم زیادی از اطلاعات برخوردار هستند و به خوبی می‌توانند نمونه‌های مختلف را یاد بگیرند و به دسته‌های درست طبقه‌بندی کنند، از این رو در این تحقیق از روش مبتنی بر یادگیری عمق استفاده شده است تا بتوان بیمارانی که در معرض آلزایمر هستند را شناسایی کرد(۸-۶).

انگیزه اصلی این پژوهش، ارئه‌ی یک روش هوشمند در راستای تشخیص این بیماری مبتنی بر یادگیری عمیق می‌باشد، معماری شبکه در این پژوهش، بلوک‌های رسوبی سه بعدی[1] در نظر گرفته شده است، همچنین با دقت بالایی در مقایسه با پژوهش‌های قبلی، عملیات تشخیص و طبقه‌بندی بیماران آلزایمری را انجام می‌دهد.

تصویربرداری رزونانس مغناطیسی[2]، توموگرافی انتشار پوزیترون[3] در مجموعه داده آزمایشگاه تصویربرداری عصبی بیماری آلزایمر[4] به عنوان ورودی این شبکه تعیین شده که برای آموزش و تست روش پیشنهادی از آن استفاده شده است.

یادگیری عمیق زیر شاخه‌ای از یادگیری ماشین و بر مبنای مجموعه‌ای از الگوریتم‌ها است که مفاهیم انتزاعی سطح بالا در دادگان را مدل می‌کند و این فرایند را با استفاده از یک گراف عمیق مدل می‌کند که خود دارای چندین لایه پردازشی متشکل از چندین لایه تبدیلات خطی و غیر خطی است معماری‌های یادگیری عمیق همچون شبکه‌های کانولوشن[5]، شبکه‌های باور عمیق و شبکه‌های عصبی بازگشتی در زمینه‌هایی از جمله بینایی رایانه، شناسایی گفتار، پردازش زبان طبیعی، شناسایی صوت، فیلترینگ شبکه‌های اجتماعی، ترجمه ماشینی، بیوانفورماتیک، طراحی دارو استفاده شده‌اند که در آن‌ها نتایجی قابل قیاس با متخصصین انسانی و بعضاً برتر از آن‌ها ارائه کرده‌اند. هدف اولیه کانولوشن در شبکه عصبی کانولوشن این است که ویژگی‌هایی را از تصویر ورودی استخراج کنیم. کانولوشن با استفاده از مربع‌های کوچکی از داده‌های ورودی ارتباط فضایی بین پیکسل‌ها و یادگیری ویژگی‌های تصویری را حفظ می‌کند(۹). یکی از مزایای کانولشن‌ها این است که فرآیند آموزش در آنها ساده است (۱۱-۱۰). هر کانولوشن اغلب چهار عملیات اصلی کانولوشن، فعالسازی غیر خطی، جمع آوری یا نمونه برداری، طبقه بندی (لایه کاملا متصل) را به همراه دارد. شبکه‌های عصبی کانولوشن از این واقعیت که ورودی شامل تصاویر است استفاده کرده و معماری شبکه را به روش معقولی محدود کردند. بطور خاص و برخلاف یک شبکه عصبی معمولی، لایه‌های یک شبکه عصبی کانولوشن شامل نورون‌هایی است که در سه بعد عرض، ارتفاع و عمق قرار گرفته‌اند. با توجه به نتایج

[1] 3D- Residual Block

[2] Magnetic resonance imaging (MRI)
[3] Positron emission tomography(PET)
[4] Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI)
[5] convolutional neural network

پژوهش‌های فوق، پژوهش حاضر به بررسی تشخیص و طبقه بندی بیماری آلزایمر با بلوک‌های رسوبی سه بعدی می‌پردازد.

روش کار

برای پیاده سازی روش پیشنهادی از فریم فورک تنسورفلور[6] و از کتابخانه کراس[7] استفاده شده است. این پژوهش بر روی داده‌های تصاویر پزشکی ADNI[8] انجام شده است که مجموعه داده استاندارد و پرکاربردی در زمینه تشخیص بیماری آلزایمر است، نمونه‌های موجود در آن به شرح زیر است:

۵۱ فرد دارای بیماری آلزایمر، ۱۰۲ فرد دارای بیماری اختلال شناختی خفیف (در این افراد۵۶ نفر دارای بیماری اختلال شناختی خفیف تبدیل شونده به بیمالری آلزایمر و ۴۶ نفر دارای بیماری اختلال شناختی خفیف که در حداقل ۱۸ ماه آینده بیماری آنها به آلزایمر تبدیل نخواهد شد) و ۵۲ فرد که سالم هستند (۷).

در روش ارائه شده از یک شبکه عصبی مبتنی بر بلوک‌های رسوبی سه بعدی ویژگی‌ها استخراج شده و در نهایت با لایه کاملا متصل طبقه بندی تصاویر ورودی بر اساس نمونه‌های اعمال شده است:

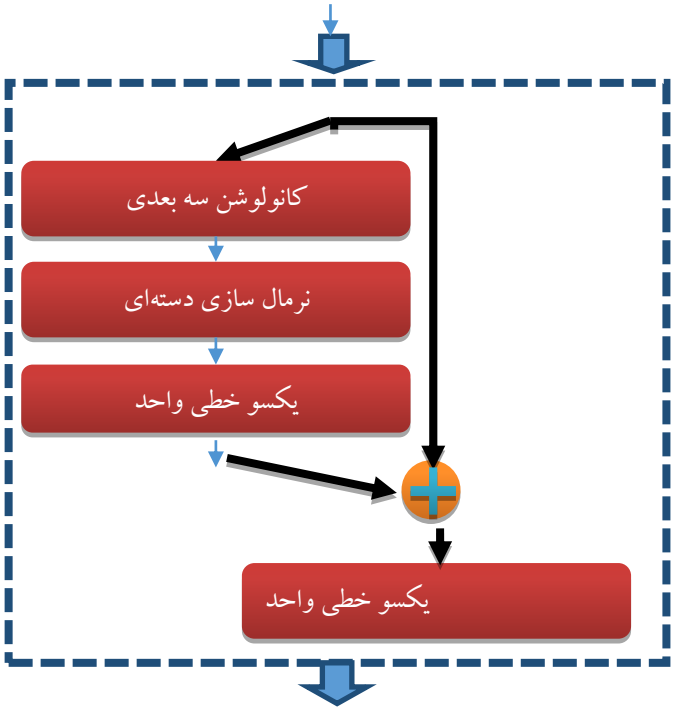
- طبقه‌بندی افراد مبتلا به آلزایمر و افراد سالم
- طبقه‌بندی افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف و افراد سالم
- طبقه‌بندی افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف پیش رونده و افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف غیر پیش رونده

برای آموزش شبکه از گرادیان کاهشی تصادفی[9] استفاده می‌شود، درآن گروهی از داده‌های آموزشی به‌طور تصادفی انتخاب می‌گردد. در ادامه این بخش روش کار ارائه شده تبیین خواهد شد.

شبکه بلوک‌های رسوبی سه بعدی

معماری ResNet ، در سال ۲۰۱۵ معرفی شد و یکی از قوی‌ترین معماری‌های شبکه‌های عصبی کانولوشنی می‌باشد. نگاشت رسوبی[10] ایده اولیه معماری‌های ResNet است، که برای کاربردهای مختلفی بکار گرفته شد و کارایی بالایی از خود نشان داده است.

شبکه رسوبی از بلوک‌هایی برای یادگیری استفاده می‌کند که مقادیر ورودی را به مفهوم یادگرفته شده اضافه و آن را به خروجی ارسال می‌کنند. از این رو در ادامه روشی تبیین خواهد شد که از بلوک‌های رسوبی برای استخراج ویژگی استفاده می‌کند. بلوک پایه‌ای که در اینجا مورد استفاده قرار گرفت شامل لایه‌های کانولوشن سه بعدی[11]، نرمال سازی دسته‌ای[12]، تابع فعال‌سازی یکسو خطی واحد[13] است. ساختار این بلوک در شکل ۱ نمایش داده شده است.



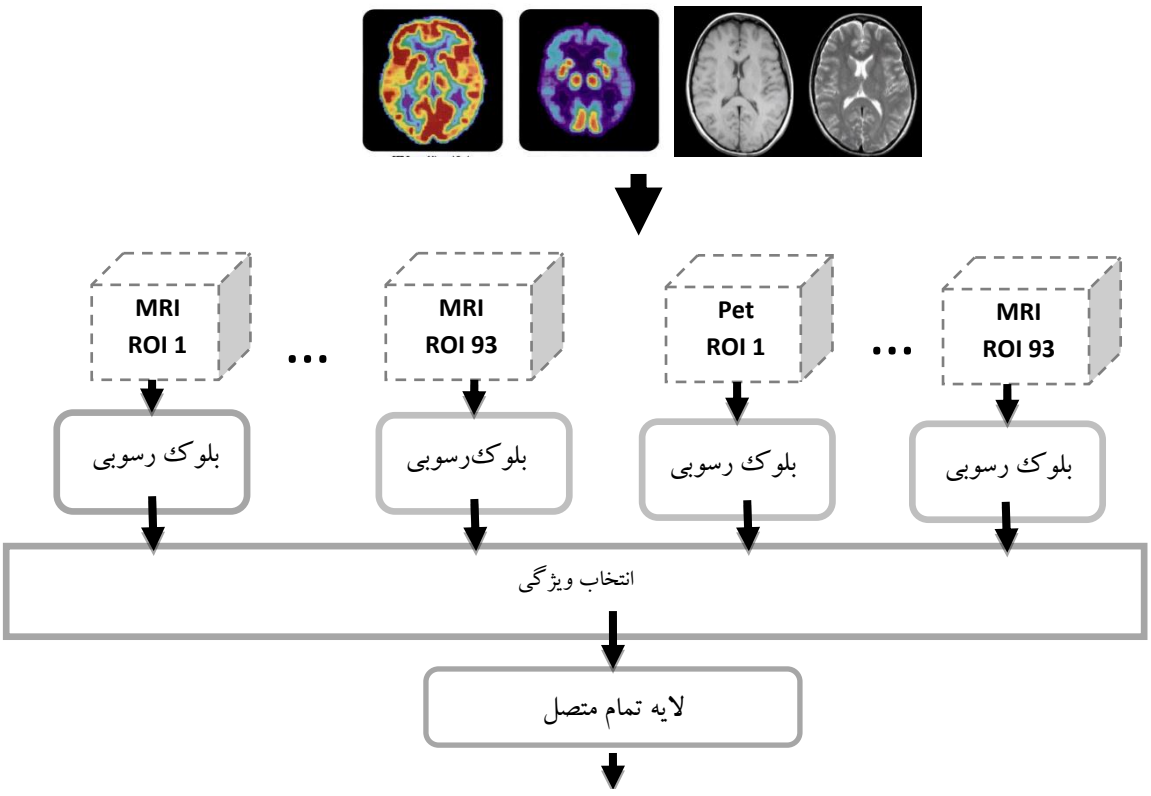
شکل ۱- نمایی از بلوک‌های رسوبی

[6] Tensor Flow
[7] keras
[8] https://adni.loni.ucla.edu
[9] Stochastic Gradient (SGD)

[10] Residual Mapping
[11] 3D convolution
[12] Batch Normalization
[13] rectified linear unit (RELU)

جهت طبقه‌بندی بیماران اختلال شناختی خفیف از بافت ماده خاکستری استفاده خواهد شد، به این دلیل که بافت ماده خاکستری رابطه نسبی بالایی با بیماری اختلال شناختی خفیف نسبت به دیگری دارد. از این رو پس از ورود تصاویر MRI وPET ، با نرم افزار MIRCRO مناطق مربوط به ماده خاکستری ۹۳ ناحیه‌ی مورد توجه[11] از تصاویر مغزی استخراج می‌شود و از هر منطقه حجم بافت خاکستری به عنوان ویژگی آن منطقه محاسبه می‌شود و به عنوان ورودی به کانال‌های پردازشی وارد می‌شود، از این رو ۹۳ کانال پردازشی برای استخراج ویژگی از نواحی مختلف تصویر تعریف می‌شود.

نمایی از روش پیشنهادی را در شکل ۲ می‌توان مشاهده کرد. همانگونه که مشاهده می‌گردد، هر ناحیه از تصویر توسط یک بلوک پردازشی متوالی پردازش می‌شوند و نهایتاً برای هر ناحیه از تصویر بردار ویژگی استخراج می‌گردد و با اعمال یک لایه کاملا متصل می‌توان تصاویر مغز را تشخیص و طبقه‌بندی کرد.



شکل ۲- نمایی از چارچوب پیشنهادی

[11] Region of Interested(ROI)

نتایج پیاده سازی

برای تأیید مدل پیشنهادی در مدل‌های مبتنی بر داده کاوی و یادگیری ماشین معیارهای مختلفی وجود دارد که در اینجا از معیارهای مرسوم دقت، حساسیت، تشخیص استفاده شده است.

-TN: تعداد نمونه‌های افراد سالمی که سیستم آن‌ها را درست تشخیص داده است.

-TP : تعداد نمونه افراد آلزایمری که سیستم آن‌ها را درست تشخیص داده است.

-FP: تعداد نمونه‌های سالمی که سیستم آن‌ها را آلزایمری تشخیص داده است.

-FN: تعدادنمونه‌های افراد آلزایمری که سیستم آن ها را سالم تشخیص داده است.

معیار دقت[15]: درجه نزدیک بودن اندازه گیری یک مقدار به مقدار واقعی آن مقدار است.

نتایج

روش‌های زیادی برای تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر وجود دارد، دقتی بین ۷۵ الی ۹۶٪ برای دسته بندی بیماران دارای آلزایمر و افراد سالم کسب نموده‌اند. نتایج حاصل از تجربه روش پیشنهادی به همراه چند روش دیگر در جدول۱ قابل مشاهده است. در پژوهش حاضر، نرخ دقت افراد مبتلا به آلزایمر در مقابل افراد سالم می‌تواند طبقه‌بندی را به ۹۸/۰۶٪ ارتقاء دهد و نتیجه رضایت بخشی را کسب کند که نسبت به روش‌های دیگر حداقل ۱/۱۳٪ بهبود حاصل شد. نرخ معیار حساسیت و تشخیص‌پذیری روش پیشنهادی نیز به ترتیب ۹۸/۰۴و ۹۸/۰۸ بوده است.

جدول ۱- مقایسه نتایج طبقه‌بندی افراد مبتلا به آلزایمر و افراد سالم

تشخیص‌پذیری	حساسیت	دقت	روش
۹۳/۳۰	۹۳	۶۳/۲۰	(۱۲)
۹۵/۷۷	۹۴/۷۱	۹۵/۳۸	(۱۳)
۹۵/۲۲	۹۴/۶۵	۹۵/۳۵	(۱٤)
۹۰/۴۲	۹۲/۳۲	۹۱/۴۰	(۱۵)
-	-	۹۵/۹۰	(۱٦)
۹۶/۳۳	۹۰	۹۳/۱۸	(۱۷)
۹۸/۰۸	۹۸/۰۴	۹۸/۰۶	**روش‌پیشنهادی**

برای دسته بندی دو کلاس افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف و افراد سالم نیز روش پیشنهادی عملکرد مناسبی کسب نموده است و به دقت ۹۰/۰۷ ٪ دست یافت که نسبت به دیگر روش‌ها نتیجه قابل قبولی است و کارایی دسته بندی را حداقل ۲/۸۳٪ بهبود داده است. همچنین نرخ معیار حساسیت برابر ۹۰/۹۱٪ و نرخ معیار تشخیص پذیری نیز ۸۸/۴۶٪ کسب شد.

جدول ۲- مقایسه نتایج طبقه‌بندی افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف و افراد سالم

تشخیص‌پذیری	حساسیت	دقت	روش
۶۶	۸۱/۸۰	۷۶/۴۰	(۱۲)
۷۰/۷۷	۸۹/۳۰	۸۲/۹۹	(۱۳)
۶۵/۸۷	۹۵/۳۷	۸۵/۶۷	(۱٤)
۹۲/۳۲	۶۰	۸۲/۱۰	(۱۵)
-	-	۸۵	(۱٦)
۵۳/۶۷	۹۳/۸۹	۸۰/۱۱	(۱۷)
۸۸/۴۶	۹۰/۹۱	۹۰/۰۷	**روش‌پیشنهادی**

اگرچه برای طبقه‌بندی این دو کلاس روش پیشنهادی نرخ بالایی کسب نکرده است اما همانگونه که در جدول ۳ مشاهده می‌شود روش پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌ها نتایج رضایت بخش‌تری کسب نموده است.

جدول ۳- مقایسه نتایج طبقه‌بندی افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف پیش رونده و افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف غیر پیش رونده

تشخیص‌پذیری	حساسیت	دقت	روش
۷۶/۶۱	۶۶/۵	۷۲/۲۸	(۱۲)
۹۵/۲۳	۴۸/۰۴	۷۵/۹۲	(۱۳)
-	-	۷۵/۸	(۱٤)
۹۲/۶۷	۵۰/۵۰	۷۴/۱۵	(۱۵)
-	-	۵۷/۰	(۱٦)
۸۶/۸۱	۶۸/۴۰	۷۸/۸۸	(۱۷)
۸۲/۱۴	۷۶/۷۴	۷۹/۸۰	**روش‌پیشنهادی**

[15] Accuracy (ACC)

بحث و نتیجه گیری

برای تشخیص خودکار بیماری آلزایمر توسط داده‌های تصویربرداری پزشکی روش‌های گوناگونی ارائه شده است.

ADNI معتبرترین و پرکاربردترین مجموعه داده‌ی تصاویر پزشکی برای طراحی و تست روش‌های خودکار تشخیص بیماری آلزایمر است. مطالعات قابل توجهی در مورد مسئله تشخیص خودکار بر روی بیماران آلزایمر صورت گرفته است؛ این تلاش‌های تحقیقاتی، بینش ارزشمندی را درخصوص ماهیت این مسئله به ارمغان آورده است.

در پژوهشی که در سال ۲۰۱۸ تحت عنوان "آموزش ویژگی‌های چند منظوره تصویربرداری عصبی با شبکه‌های چندجمله‌ای عمیق برای تشخیص بیماری آلزایمر" روشی بر پایه شبکه عصبی چندجمله‌ای[16] ارائه شده است که از ترکیب داده‌های تصویربرداری چندوجهی، مانند MRI و PET برای تشخیص بیماری آلزایمر استفاده شد و نشان داده شد که روش ارائه شده برای تشخیص بیماری کارایی مناسبی دارد (۱۲).

در پژوهش دیگری تحت عنوان " تشخیص بیماری آلزایمر با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن سه بعدی " روشی بر پایه شبکه عصبی کانولوشن با نام شبکه‌های عصبی کانولوشن سه بعدی ارائه شد. خودرمزگذارهای سه بعدی کانولوشنال پیش آموزش دیده ساختار اصلی روش پیشنهادی در این پژوهش هستند. خودرمزگذارهای سه بعدی کانولوشنال پیش آموزش دیده ساختار اصلی روش پیشنهادی در این پژوهش هستند، که برای تبدیل تغییرات شکل آناتومیک ساختاری مغز در اسکن تصویربرداری رزونانس مغناطیسی بکار گرفته می‌شوند(۱۳).

پس از انجام پیش پردازش‌های اولیه تصاویری با فرمت PNG [17] تولید شد تا به عنوان ورودی به طبقه بندی مبتنی بر یادگیری عمیق وارد شود. برای دسته بندی تصاویر ایجاد شده توسط روش پیشنهادی نیز از دو روش یاد گیری ماشین LeNet و GoogleNet استفاده شده است. در روش پیشنهادی این پژوهش به دقت۹۹/۹٪ برای تشخیص بیماری آلزایمر توسط تصاویر fMRI و دقت ۹۸/۸۴٪ برای تشخیص بیماری آلزایمر توسط تصاویر تصویربرداری رزونانس مغناطیسی دست یافت(۱۴).

سال ۲۰۱۷، پژوهشی با عنوان "آموزش گروه عمیق از مدل‌های رگرسیون پراکنده برای تشخیص بیماری‌های مغز" به چاپ رسید، برای تشخیص بیمای آلزایمر روشی برپایه رگرسیون پراکنده و شبکه عصبی کانولوشن ارائه شد. روش ارائه شده در بخش اول پیش‌پردازش‌هایی بر روی تصاویر تصویربرداری رزونانس مغناطیسی ساختاری (fMRI) که مروبوط به مجموعه داده ADNI اعمال شد. در بخش بعد از یک رگرسیون چندگانه پراکنده برای بازنمایی اطلاعات استخراج شده از تصاویر استفاده شده است که این بازنمایی جدید به عنوان ورودی به یک شبکه عصبی کانولوشن وارد می‌شود تا عملیات دسته بندی انجام شود(۱۵).

در پژوهشی تحت عنوان "طبقه بندی بیماری آلزایمر با استفاده از شبکه سلسله مراتبی مغز" که در سال ۲۰۱۸ انجام شد، که در آن تصویر مغز در چهار مرحله(لایه) به مناطقی با اندازه‌های ۹۰،۵۴، ۱۴ و ۱ تقسیم می‌شوند و بین هر ناحیه در لایه‌های مختلف یال‌هایی ایجاد می‌شود و نهایتاً ضریب همبستگی پیرسون محاسبه شده برای یال‌ها به عنوان ویژگی برای دسته بندی بکار گرفته می‌شود و به دقت۹۱/۴۰ ٪ برای طبقه بندی افراد سالم در مقابل بیماران آلزایمری دست پیدا کردند(۱۶).

در سال ۲۰۱۹ پژوهشی با عنوان "سیستم بازیابی تصویر مبتنی بر محتوا با استفاده از شبکه‌های کپسوله شده و شبکه عصبی کانولوشن سه بعدی برای تشخیص بیماری آلزایمر" روشی جدید مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن سه بعدی با نام شبکه‌های کپسوله شده ارائه شده است که با استفاده از روش "مسیریابی توافقی" که مطرح شد شبکه عصبی کانولوشن بهبود داده شده است و به که نتایج آن در دقت که نتایج آن در دقت ۹۵,۹۰ درصد تشخیص بیماری آلزایمر گزارش شد (۱۷).

در این پژوهش، یک روش شبکه عصبی یادگیری عمیق مبتنی بر بلوک‌های رسوبی سه بعدی با دقتی بالاتر از روش‌های دیگر

[16] polynomial network
[17] Portable Network Graphics (PNG)

ارائه شد. تصاویر پزشکی MRI و PET در مجموعه داده ADNI به عنوان ورودی این معماری شبکه تعیین شد . خروجی این شبکه عصبی ویژگی‌هایی استخراج کرده است و نهایتاً خروجی نهایی، طبقه بندی شبکه عصبی پیشنهادی خواهد بود. همچنین تحقیقات انجام داده شده نشان داد که استفاده همزمان از هر دو نوع تصویربرداری MRI و PET برای آموزش و عملیات طبقه‌بندی، کارایی روش را بالاتر خواهد برد.

از این رو پیشنهاد می‌گردد برای ادامه تحقیقات در این زمینه از روش‌های دیگر یادگیری عمیق استفاده کرد. همچنین افزودن اطلاعات دیگر مانند مایع نخاعی مغز و اطلاعات بالینی فرد برای تجزیه و تحلیل نتایج بدست آمده می‌تواند نقش به سزایی در بدست آوردن الگوی بیماری گردد.

تشکر و قدردانی

این مطالعه به صورت مستقل و بدون حمایت مالی هیچ سازمانی انجام گرفت، پژوهشگران از کلیه افرادی که در این مطالعه همکاری نمودند تشکر و قدردانی می‌نمایند.

تعارض منافع

این مطالعه هیچگونه تضاد منافعی ندارد.

References

(1) M. T. Heneka, M. J. Carson, J. El Khoury, G. E. Landreth, F. Brosseron, D. L. Feinstein, *et al.*, "Neuroinflammation in Alzheimer's disease," *The Lancet Neurology*, vol. 14, pp. 388-405, 2015.

(2) A. s. Association, "2016 Alzheimer's disease facts and figures," *Alzheimer's & Dementia*, vol. 12, pp. 459-509, 2016.

(3) J. Cummings, G. Lee, A. Ritter, and K. Zhong, "Alzheimer's disease drug development pipeline: 2018," Alzheimer's & Dementia: Translational Research & Clinical Interventions, vol. 4, pp. 195-214, 2018.

(4) (2018). Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Alzheimer%27s_Disease_Neuroimaging_Initiative.

(5) B, P. and M. Paul (2016). Early diagnosis of Alzheimer's disease: A multi-class deep learning framework with modified k-sparse autoencoder classification. Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), 2016 International Conference on, IEEE.

(6) Li, R., W. Zhang, H.-I. Suk, L. Wang, J. Li, D. Shen and S. Ji (2014). Deep learning based imaging data completion for improved brain disease diagnosis. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Springer.

(7) E. Westman, A. Simmons, J.-S. Muehlboeck, P. Mecocci, B. Vellas, M. Tsolaki, *et al.*, "AddNeuroMed and ADNI: similar patterns of Alzheimer's atrophy and automated MRI classification accuracy in Europe and North America," *Neuroimage*, vol. 58, pp. 818-828, 2011.

(8) S. Singh, A. Srivastava, L. Mi, R. J. Caselli, K. Chen, D. Goradia, *et al.*, "Deep-learning-based classification of FDG-PET data for Alzheimer's disease categories," in *13th International Conference on Medical Information Processing and Analysis*, 2017, p. 105720J.

(9) J. Schmidhuber, "Deep learning in neural networks: An overview," *Neural networks*, vol. 61, pp. 85-117, 2015.

(10) Convolutional Neural Networks (CNNs / ConvNets). Available: http://cs231n.github.io/convolutional-networks/

(11) J. Schmidhuber, "Deep learning in neural networks: An overview," *Neural networks*, vol. 61, pp. 85-117, 2015.

(12) J. Liu, M. Li, W. Lan, F.-X. Wu, Y. Pan, and J. Wang, "Classification of Alzheimer's Disease Using Whole Brain Hierarchical Network," *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, vol. 15, pp. 624-632, 2018.

(13) M. Liu, J. Zhang, D. Nie, P.-T. Yap, and D. Shen, "Anatomical Landmark based Deep Feature Representation for MR Images in Brain Disease Diagnosis," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2018.

(14) H.-I. Suk, S.-W. Lee, D. Shen, and A. s. D. N. Initiative, "Deep ensemble learning of sparse regression models for brain disease diagnosis," *Medical image analysis*, vol. 37, pp. 101-113, 2017.

(15) J. Liu, M. Li, W. Lan, F.-X. Wu, Y. Pan, and J. Wang, "Classification of Alzheimer's Disease Using Whole Brain Hierarchical Network," *IEEE/ACM transactions on computational biology and bioinformatics*, vol. 15, pp. 624-632, 2018.

(16) K. Kruthika, H. Maheshappa, and A. s. D. N. Initiative, "CBIR system using Capsule Networks and 3D CNN for Alzheimer's disease diagnosis," *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 14, pp. 59-68, 2019.

(17) S. Basaia, F. Agosta, L. Wagner, E. Canu, G. Magnani, R. Santangelo, et al., "Automated classification of Alzheimer's disease and mild cognitive impairment using a single MRI and deep neural networks," NeuroImage: Clinical, vol. 21, p. 101645, 2019.

Original Article

Diagnosis and classification of Alzheimer's disease by 3D Residual Block

Received: 23/6/2019 - Accepted: 26/10/2019

Firouzeh Razavi[1]
Mohammad Jafar Tarokh[2*]
Mahmood Alborzi[3]

1 Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
2 Department of Industrial Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran
3 Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

** Department of Industrial Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran*

Email: mjtarokh@kntu.ac.ir

Abstract

Introduction: In recent years, many studies have been done to analyze brain diseases in order to identify brain diseases that have a significant role in creating diagnostic intelligent systems. among the different methods of machine learning, deep learning based methods in recent years have been a wide application of the development of intelligent systems, which resulted in the creation of powerful systems for diagnosis of disease.

Materials and Methods: In this study, the diagnosis of Alzheimer's patients with deep learning neural network is based on method of 3-Dimensional Residual Block. the training and test procedure presented by ADNI data set.

Results: The results showed that the output of this Method were conducted in comparison to the proposed methods, accuracy of diagnose and classification of Alzheimer's disease.

Conclusion: the findings of the present study showed that the machine learning with deep learning methods can diagnose Alzheimer's disease sooner than doctors.

Key words: Alzheimer's disease, Deep learning, 3-Dimensional Residual Block

Acknowledgement: There is no conflict of interest.