

شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان مبتنی بر تکنیک‌های یادگیری ماشین

دکتر ملیحه ثابتی

استادیار دانشکده برق و کامپیوتر گروه مهندسی کامپیوتر-هوش مصنوعی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

دکتر احسان مرادی

استادیار دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی

هدیه اکبرخانی*

دانشجوی مقطع فوق لیسانس دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

چکیده

اگر به سر یا جمجمه یک نوزاد دست زده باشید، احتمالاً متوجه قسمت‌های نرمی در سر آن‌ها شده‌اید. دلیل این نرمی آن است که جمجمه نوزادان از چند صفحه مجزا با درزهای کاملاً جدا از یکدیگر تشکیل می‌شود که به دلیل ایجاد فضا برای رشد مغز و همچنین انعطاف سر در هنگام زایمان وجود دارد و به مرور زمان تا ۱۸ الی ۲۴ ماهگی نوزاد، این صفحات به یکدیگر رسیده و کاملاً سفت و بسته می‌شوند. از همین رو، جمجمه نوزادان دارای درزهای کاملاً باز متعددی مانند درز طولی، درز عرضی جلویی، درز عرضی عقبی، درز پیشانی و ملاج جلویی است که باید باعث تفکیک استخوان‌های جمجمه و ایجاد فضا برای رشد مغز کودک شود. کرانیوسینوستوز^۱ نوعی نقص مادرزادی است که به بسته شدن زودهنگام یک یا چند مفصل فیبری بین استخوان‌های جمجمه نوزاد (درزهای جمجمه) گفته می‌شود، در این حالت ملاج نوزاد زودتر از شکل‌گیری کامل مغز بسته می‌شود. چون رشد مغز، علی‌رغم بسته شدن درزهای جمجمه ادامه می‌یابد، سر بدشکل می‌شود و همچنین عوارض ناشی از کرانیوسینوستوز شامل ناهنجاری در شکل صورت و سر، تاخیر در رشد طولی کودک، اختلالات شناختی، مشکلات بینایی و اختلال در حرکت چشم‌ها می‌باشد. از آنجایی که هدف اصلی الگوریتم پیشنهادی شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان است. برای این منظور در این پژوهش، الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی پیچشی^۲ و حافظه طولانی کوتاه مدت^۳ (با دقت ۹۱.۴٪) به همراه برخی ویژگی‌ها جهت شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان (با دقت ۸۸-۹۶٪) بکار گرفته شده است تا میزان دقت الگوریتم پیشنهادی افزایش یافته و کارایی آن جهت انجام فرآیند شناسایی افزایش یابد.

واژه‌های کلیدی: کرانیوسینوستوز، شبکه‌های عصبی پیچشی، حافظه کوتاه مدت طولانی

¹ Craniosynostosis

² Conventional Neural Network (CNN)

³ Long Short-Term Memory (LSTM)

مقدمه

کرنیوسینوستوز^۴ یک نقص مادرزادی است که در آن استخوان‌های جمجمه نوزاد خیلی زود به هم می‌پیوندند. این اتفاق قبل از تشکیل کامل مغز نوزاد می‌افتد. همانطور که مغز کودک رشد می‌کند، جمجمه می‌تواند بدشکل شود. فضاها بین استخوان‌های جمجمه یک نوزاد معمولی با مواد انعطاف‌پذیر پر شده و به آن درز جمجمه^۵ می‌گویند. این درزها به جمجمه اجازه می‌دهد تا با رشد مغز کودک رشد کند. در حدود دو سالگی، استخوان‌های جمجمه کودک شروع به اتصال به هم می‌کنند، زیرا درزها تبدیل به استخوان می‌شوند. هنگامی که این اتفاق می‌افتد، درز بسته گفته می‌شود. در نوزاد مبتلا به کرنیوسینوستوز، یک یا چند درز خیلی زود بسته^۶ می‌شود. این می‌تواند رشد مغز نوزاد را محدود یا کند نماید. هنگامی که درز بسته می‌شود و استخوان‌های جمجمه خیلی زود به هم می‌پیوندند، سر کودک تنها در آن قسمت از جمجمه رشد نمی‌کند. در قسمت‌های دیگر جمجمه که درزها به هم وصل نشده‌اند، سر کودک به رشد خود ادامه می‌دهد. زمانی که این اتفاق بیفتد، جمجمه شکل غیرعادی خواهد داشت، اگرچه مغز داخل جمجمه به اندازه معمول خود رشد کرده است. با این حال، گاهی اوقات، بیش از یک درز خیلی زود بسته می‌شود. در این موارد، مغز ممکن است فضای کافی برای رشد به اندازه معمول خود را نداشته باشد. این می‌تواند منجر به افزایش فشار در داخل جمجمه شود. این پژوهش در تلاش برای ارائه راهکاری جهت شناسایی کرنیوسینوستوز در نوزادان است.

بیان مسأله

گزارش‌های حوزه بهداشت و سلامت نشان داده که از هر ۲۵۰۰ کودک در آمریکای شمالی یک کودک مبتلا به کرنیوسینوستوز است که نتیجه بسته شدن زود هنگام درزهای جمجمه می‌باشد. کرنیوسینوستوز غیر سندرمی بسیار شایع تر از اشکال سندرمی آن است و معمولاً مربوط به بسته شدن زود هنگام یک درز جمجمه می‌باشد. سه زیرگروه اصلی این گروه شامل سینوستوز ساژیتال^۷، متوپیک^۸ و کرونال^۹ یک طرفه است. درز سینوستوز رشد عمودی اطراف جمجمه را محدود می‌کند، بنابراین هر سینوستوز تک درز دارای ویژگی‌های غیر طبیعی سر و صورت منحصر به فرد است و به پزشکان اجازه می‌دهد تا تشخیص دقیق را با معاینه بالینی دقیق با رادیوگرافی که به عنوان شواهد تاییدی عمل می‌کند، انجام دهند.

اخیراً از اسکن‌های سه بعدی جمجمه برای تشخیص و ارائه اطلاعات دقیق‌تر استفاده می‌شود، اما آنها به یک اسکنر لیزری گران قیمت با کلاهک سر و یک اپراتور ماهر نیاز دارند. در نتیجه شکل و حجم غیرطبیعی طاق جمجمه، کرنیوسینوستوز ممکن است باعث افزایش فشار داخل جمجمه، مشکل بینایی، مشکلات تنفسی و اختلالات ذهنی شود که ضرورت تشخیص و درمان به موقع را برجسته می‌کند. از سوی دیگر، با بزرگ شدن کودک، کارایی درمان جراحی کاهش می‌یابد. مؤثرترین و کم‌تهاجمی‌ترین مداخلات قبل از ۴ تا ۶ ماهگی کودک انجام می‌شود. بنابراین، تشخیص زود هنگام و ارجاع به متخصصان از نکات کلیدی برای بهبود ناهنجاری کرنیوسینوستوز است. برخلاف ناهنجاری کرونی تغییر شکلی، تشخیص کرنیوسینوستوز برای پزشکان اطفال و مراکز بهداشتی کمتر آشنا است و هیچ آزمایش معمولی برای کمک به آنها وجود دارد.

در نوزادان کرنیوسینوستوز، ثلث و بدون حرکت ملدن برای مدت طولانی مورد نیاز برای تکمیل همه‌اندازه‌گیری‌ها یا گرفتن سی‌تی اسکن سه بعدی جمجمه دشوار است، در حالی که گرفتن یک عکس دیجیتال معمولی از سر بسیار آسان است و می‌توان شاخص‌های جمجمه را روی یک سطح ثابت بدون هیچ حرکتی محاسبه کرد. در حال حاضر، تکنیک‌های مدرن پردازش

⁴ Craniosynostosis

⁵ suture

⁶ close

⁷ sagittal synostosis

⁸ metopic synostosis

⁹ unilateral coronal (unicoronal) synostosis

تصویر امکان روش‌های گسترده تحلیل و مقایسه تصویر را در زمینه‌های مختلف پزشکی فراهم می‌کند. شیوع پائین کرانیوسینوستوز، ناآشنایی پزشکان عمومی در تشخیص کرانیوسینوستوز، اهمیت تشخیص زود هنگام کرانیوسینوستوز را نشان می‌دهد و اگر مداخله جراحی در اولیه انجام شود، بهبود قابل توجهی در نتیجه رخ می‌دهد. طراحی سیستم تعیین تغییر شکل خودکار جمجمه با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی^{۱۰} می‌تواند در این زمینه مفید باشد. این پژوهش در نظر دارد تا با استفاده از عکاسی دیجیتال معمولی از سر نوزاد، روش مناسبی مبتنی بر پردازش تصویر برای تشخیص خودکار انواع زیر گروه‌های کرانیوسینوستوز ارائه دهد. این پژوهش بسیاری از شاخص‌های آنتروپومتریک مانند شاخص جمجمه^{۱۱}، شاخص عدم تقارن طاق جمجمه^{۱۲}، نسبت عرض قدامی به خط وسط^{۱۳} و نسبت عرض قدامی به خلفی^{۱۴} و نسبت ارتفاع چپ به راست^{۱۵} را محاسبه خواهد کرد. علاوه بر این، شاخص‌های تطبیق الگوی آماری، متغیرهای گشتاور، اختلاف مطلق احتمال پیکسل‌های سفید و شدت پیکسل را محاسبه و با شاخص‌های آنتروپومتریک مقایسه خواهد نمود. از این رو، در این پژوهش تلاش خواهد شد تا از الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیر درخت تصمیم^{۱۶}، ماشین بردار پشتیبان^{۱۷} و k- نزدیکترین همسایه^{۱۸} برای طبقه بندی تصاویر دیجیتال معمولی از سر نوزاد جهت تشخیص کرانیوسینوستوز استفاده شود که در آن فرایند شناسایی بیماری براساس تصاویر بدست آمده از دیجیتال و شاخص‌های مختلف، و استخراج ویژگی‌های مبتنی بر این تصاویر انجام می‌شود و به دلیل اینکه نیاز به اجرای طبقه بندی تصاویر است، لذا از روش‌های یادگیری ماشین برای افزایش دقت در تشخیص کرانیوسینوستوز استفاده می‌شود. در این پژوهش از اسکن‌هایی که بین سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۴۰۰ در بیمارستان کودکان مفید بدست آمده است، به عنوان مجموعه داده استفاده می‌شود.

اهمیت و ضرورت پژوهش

کرانیوسینوستوز ساختاری غیرطبیعی در مغز را نشان می‌دهد، از دیدگاه آناتومیک مغز طبیعی انسان یک سطح بالا از تقارن دوطرفه را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، کاهش فعالیت متابولیک در نواحی کناری، پیشانی و گیجگاهی به عنوان خصوصیت مهم بروز بیماری آلزایمر، بروز اوتیسم و شیذوفرنی می‌شود. از این رو، درجه‌های کرانیوسینوستوز ساختاری می‌توانند برای پیشنهاد شرایط پاتولوژیک، پایه‌های آناتومیک اختلالات یا ارائه نشانه‌های تشخیصی به پزشکان مفید باشند. پزشکان به طور معمول از تقارن یا کرانیوسینوستوز ساختاری به عنوان یکی از خصوصیات متمایز کننده از جمله موقعیت و شکل مغز جهت ارزیابی اختلالات و آسیب‌ها استفاده می‌کنند. مطالعات انجام شده نشان می‌دهند که کرانیوسینوستوز ساختاری به تغییرات عملکردی در مغز انسان ارتباط دارند. به بیان دیگر، بسیاری از عملکردهای مغز در همبستگی با کرانیوسینوستوز ساختاری موجود در مغز است. بنابراین مطالعه کرانیوسینوستوز ساختاری می‌تواند زمینه شناخت بهتر پایه‌های آناتومیک عملکرد مغز را فراهم کند. مطالعه مغز در پردازش زبان و درک تصویری در سنین مختلف به تفاوت‌های عملکردی و ساختاری بین دو نیمکره و برتری نیمکره چپ در فعالیت‌های زبانی و برتری نیمکره راست در کارهای غیرکلامی مانند درک تصویر اشاره می‌کند. ارتباط این خصوصیت نامتقارن ساختاری و ظهور زبان، شنوایی و بینایی یک مساله مهم است. در طی سال‌های اخیر تلاش‌های بسیاری جهت بررسی و شناخت عدم تقارن‌های دیگر در نواحی زبانی، شنوایی و بینایی انجام گرفته است.

¹⁰ Artificial Intelligence (AI)

¹¹ cranial index (CI)

¹² cranial vault asymmetry index (CVAI)

¹³ anterior-midline width ratio (AMWR)

¹⁴ anterior-posterior width ratio (APWR)

¹⁵ left-right height ratio (LRHR)

¹⁶ Decision Tree (DT)

¹⁷ Support Vector Machine (SVM)

¹⁸ K-Nearest Neighbor (KNN)

مطالعه کرانیوسینوستوز در نوزادان همچنان از موضوعات مهم می باشد. رشد و تکامل مغز از مراحل اولیه جنینی شروع شده و با سرعت به رشد خود پس از تولد ادامه می دهد. در این دوران علاوه بر مغز، جمجمه نیز رشد کرده و امکان رشد مغز را فراهم می سازد. رشد جمجمه از طریق فونتانل ها که در بین استخوان های جمجمه قرار دارد و بافتی غضروفی است انجام می شود. لذا هر گونه اختلال در طی این دوره می تواند به ضایعات جبران ناپذیری در ادامه حیات فرد منتهی شود. علاوه بر رشد حجمی مغز، پیچ و تاب های سطح مغز نیز با افزایش سن نوزاد افزایش می یابند. تحقیقات جدید نشان می دهند که نیمکره های مغز نوزادان نیز نامتقارن هستند. با مطالعه کرانیوسینوستوز ساختاری و عملکردی در نوزادان قبل از اینکه مهارت هایی از جمله مهارت های زبانی یا دست خط در آنها توسعه یابد، می توان به اطلاعات مفیدی دست یافت. اگر عدم تقارن هایی در نواحی که پس از رشد مهارت های زبانی و ارتباطی مربوط به بزرگسالان شکل خواهد گرفت پیدا شوند، آنها می توانند به عنوان نشانه های ژنتیکی در نظر گرفته شوند. در نتیجه درک حیاتی در مورد تغییرات ژنتیکی بین نوزادان به ما در درک سازماندهی مغز برای پیدایش زبان کمک می کند.

اهداف پژوهش

این پژوهش دارای اهداف مختلفی است که در نهایت منجر راهکاری مناسب جهت شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین خواهد شد، از جمله مهمترین اهداف این پژوهش شامل موارد زیر است:

- شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان مبتنی بر تکنیک های یادگیری ماشین.
- استفاده از روش های یادگیری نظیر ماشین بردار پشتیبان برای طبقه بندی بیماری کرانیوسینوستوز
- افزایش دقت و کارایی در تشخیص بیماری کرانیوسینوستوز با بهره گیری از یادگیری ماشین
- تعیین معیارها و پارامترهایی که در بهبود دقت تشخیص و طبقه بندی بیماری کرانیوسینوستوز موثر هستند.

مروری بر پیشینه پژوهش

کرانیوسینوستوز زمانی اتفاق می افتد که درزهای جمجمه کودک در حال رشد به هم متصل شود. جراحی درمان اولیه برای کرانیوسینوستوز است. درمان جراحی شامل برداشتن استخوان های آسیب دیده و افزایش حجم جمجمه با تغییر موقعیت بخش های استخوانی یا استفاده از نیروهای خارجی برای هدایت رشد است. این نیروهای خارجی اغلب با فنرهای داخلی یا کلاه درمانی خارجی به دست می آیند و به قضاوت جراح بر اساس سن بیمار، شدت و انواع زیر گروه های کرانیوسینوستوز بستگی دارند. پزشکان معمولاً با بررسی تصاویر CT، زیر گروه های کرانیوسینوستوز را طبقه بندی می کنند. با توجه به اینکه روش های مبتنی بر ویژگی های دستی دارای محدودیت هایی در نمایش تمام ویژگی های کرانیوسینوستوز هستند. برای بهبود کارایی استخراج ویژگی، دقت طبقه بندی و کاهش ذهنیت در انتخاب تکنیک های جراحی، در مطالعه (Guangming و همکاران ۲۰۲۰)، یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای یادگیری ویژگی های پیشرفته برای طبقه بندی زیر گروه های کرانیوسینوستوز ایجاد شده است.

یادگیری عمیق یک فناوری جدید است که قابلیت های بسیار خوبی برای تشخیص و شناسایی نشان داده است. مطالعه (لاسترا و همکاران ۲۰۲۱)، از این تکنیک ها در جراحی های بازسازی جمجمه ای که برای اصلاح کرانیوسینوستوز انجام می شود، استفاده نموده است. هدف شناسایی خودکار ابزارهای جراحی در زمان واقعی و تخمین فاز جراحی بر اساس آن پیش بینی ها بود. برای این منظور، این مطالعه سه الگوریتم را بر اساس معماری های شبکه عصبی پیچشی (VGG16، MobileNetV2 و InceptionV3) و یک معماری جدید با پارامترهای کمتر پیاده سازی، آموزش و آزمایش کرده است. یک ماژول جدید سه بعدی به طور خاص برای پیاده سازی این شبکه ها و تشخیص ابزارهای جراحی در زمان واقعی از طریق پخش ویدیو توسعه داده شده است. داده های آموزش و آزمایش در طول یک شبیه سازی جراحی با استفاده از یک فانتوم واقع گرایانه مبتنی بر بیمار چاپ سه بعدی سر یک نوزاد به دست آمد. نتایج نشان داد که CranioNet کمترین دقت را برای تشخیص ابزار ارائه داده است، در حالی که بالاترین دقت توسط مدل MobileNetV2 و پس از VGG16 و InceptionV3 به دست آمده است. در مورد تشخیص فاز،

InceptionV3 و VGG16 بهترین نتایج را به دست آوردند، در حالی که MobileNetV2 و CranioNet مقادیر بدتری را ارائه کردند. نتایج این مطالعه امکان استفاده از معماری‌های یادگیری عمیق را برای تشخیص ابزار بلادرنج و تخمین فاز در جراحی‌های کرانیوسینوستوز اثبات می‌کند.

(Agarwal و همکاران ۲۰۲۱) یک الگوریتم مقاوم جهت تخمین صفحه تقارن از تصاویر MRI و CT کلینیکی بدون حساسیت به درهم‌ریختگی زمینه، کرانیوسینوستوز مجسمه، حضور ضایعه مغزی مثل توده را ارائه دادند. تصاویرهای عصبی در اصل داده حجمی سه بعدی هستند که به عنوان یک مجموعه از تصاویر دو بعدی معرفی می‌شوند. در کارهای کلینیکی سیستم مختصات تصویربرداری ایده‌آل به دلیل جهت قرارگیری سر با سه زاویه یا پیچ و رول از سیستم مختصات تصویربرداری تفاوت دارد.

(Barrell و همکاران ۲۰۲۲) بر اساس ماکزیمم کردن تقارن یک معیار خطای مناسب در یک جستجوی چندمقیاسی به استخراج صفحه تقارن در تصاویر MRI پرداختند. در این الگوریتم با استفاده از یک اپراتور سوبل و آستانه‌گذاری، لبه‌های تصویر استخراج می‌شود. با استفاده از اپراتور سوبل که یک فیلتر میان‌گذر است، نویزهای فرکانس بالا حذف شده و مقاومت روش افزایش می‌یابد.

(Paro و همکاران ۲۰۲۲) برای مطالعه ارتباط بین درجه تنگی شریان کارتوئید داخلی (ICA) با سگته مغزی یک مدل هندسی CT جهت استفاده به عنوان یک مرجع در تثبیت تصاویر را با یک الگوریتم دو مرحله‌ای ساختند. در این فرآیند از ۹۶ تصویر CT کلینیکی استفاده شده است. در مرحله اول به منظور ساخت یک مدل متوسط اولیه، ۳۲ تصویر به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. از بین ۳۲ تصویر یک تصویر به عنوان مرجع انتخاب شده و تصاویر دیگر به آن تثبیت می‌شوند. به دلیل اینکه تثبیت همه تصاویر به این مرجع نتیجه خوبی نمی‌دهد، از میان آنها ۱۶ تصویر با تثبیت مناسب انتخاب شده و مدل هندسی با یک متوسط‌گیری نقطه به نقطه به دست می‌آید.

(Vakharia و همکاران ۲۰۱۸) یک مدل هندسی از ۳۵ تصویر CT افراد که به صورت اورژانس مشکوک به اختلالات نورولوژیک مانند کاهش سطح هوشیاری یا بریده بریده حرف زدن بودند را ساختند. علاوه‌براین، مدل CT ساخته شده توسط آنها با مدل MRI ساخته شده افراد دیگر منطبق بوده و یک اطلس ترکیبی می‌باشد. آنها به صورت دستی گردن را از تصاویر حذف کرده و یک متخصص تصاویر را به صورت دستی برای انطباق با مدل MNI چرخانده است. شدت روشنایی تصاویر با استفاده از یک تبدیل برگشت‌پذیر تغییر داده شده است. در این تبدیل شدت روشنایی ۱۰۰۰- تا ۱۰۰- به ۰ تا ۹۹ تبدیل می‌شوند.

تشخیص بالینی ناهنجاری‌های مجسمه صورت نیازمند دانش تخصصی است. مطالعات اخیر نشان داده است که تجزیه و تحلیل صورت مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند با قابلیت‌های تشخیصی پزشکان متخصص در شناسایی سندرم مطابقت داشته باشد. به طور کلی، این سیستم‌ها از تصاویر دو بعدی استفاده می‌کنند و بافت و رنگ را تجزیه و تحلیل می‌کنند. آنها ابزارهای قدرتمندی برای تجزیه و تحلیل عکاسی هستند اما برای استفاده با روش‌های تصویربرداری پزشکی مانند اولتراسوند، MRI یا CT مناسب نیستند و نمی‌توانند اطلاعات شکل را هنگام انجام یک پیش‌بینی تشخیصی در نظر بگیرند. مدل‌های شکل‌پذیر سه‌بعدی^{۱۹}، و جانشین‌های اخیراً پیشنهادی آنها، رمزگذارهای خودکار مش، توپوگرافی سطح را به جای تحلیل بافت‌دار از عکاسی و همه روش‌های رایج تصویربرداری پزشکی تجزیه و تحلیل می‌کنند و جایگزینی برای تجزیه و تحلیل مبتنی بر تصویر ارائه می‌دهند. پژوهش یک چارچوب تجزیه و تحلیل مجسمه-صورتی برای شناسایی سندرم با استفاده از رمزگذارهای خودکار مش کانولوشن^{۲۰} ارائه نموده است. مدل‌ها با استفاده از عکس‌های سه‌بعدی از جمعیت عمومی (LSFM و LYHM)، داده‌های توموگرافی کامپیوتری اسکن از نوزادان سالم و بیماران مبتلا به ۳ سندرم کرانیوفسیال ژنتیکی متمایز (Apert, Crouzon, Muenke)

¹⁹ 3D morphable models (3DMMs)

²⁰ Convolutional Mesh Autoencoders (CMAs)

آموزش دیدند. دقت تشخیصی این تکنیک از گنجاندن بالقوه آن در سیستم‌های پشتیبانی تصمیم بالینی پشتیبانی می‌کند. تکیه آن بر مشخصات توپوگرافی سه بعدی آن را برای تشخیص به کمک هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی و همچنین تجزیه و تحلیل عکاسی در محیط بالینی مناسب می‌کند.

الگوریتم شبکه عصبی پیچشی

این پژوهش با گسترش تکنیک‌های یادگیری عمیق نیمه نظارت شده، به مشکل شناسایی کرانیوسینوسیتوزیس در نوزادان خواهد پرداخت و از CNNها با ماتریس‌های ورودی پراکنده استفاده می‌کند. CNNها نوع شناخته شده‌ای از معماری یادگیری عمیق هستند که از یک عملیات ریاضی به نام پیچیدگی برای انجام وظایف مختلفی مانند کشف و استخراج ویژگی استفاده می‌کنند. یک CNN ساده در هسته خود دنباله‌ای از چهار لایه ورودی، کانولوشن، max-pooling و یک لایه کاملاً متصل است. در روش ما، لایه ورودی CNN یک ماتریس را مدیریت می‌کند، که عناصر آن می‌توانند معانی مختلفی را با توجه به محتویات یکسان، وجود رابطه بین تصاویر گرفته شده از مغز نوزاد و غیره را در نظر بگیرند. به طور خاص، شبکه یک ماتریس مجاورت دو بعدی را در ورودی دریافت می‌کند ($n \times n$). برش‌های ماتریس مجاورت با استخراج ردیف‌های جداگانه بدست می‌آیند. هر سطر که به صورت بردار نمایش داده می‌شود، سپس به خود ماتریس تبدیل می‌شود.

یک CNN از سیستمی بسیار شبیه پرسپترون چندلایه استفاده می‌کند که برای کاهش نیازهای پردازشی طراحی شده است. در این پژوهش به منظور بررسی داده‌های مربوط به کرانیوسینوسیتوز در نوزادان بدست آمده در مجموعه داده سعی خواهد شد تا از لایه‌های مختلف این شبکه استفاده گردد و به نوعی با استفاده از قابلیت ورودی چندلایه شبکه عصبی پیچشی فرآیند بخش بندی تصاویر و فرآیند استخراج ویژگی‌های موثر در شناسایی کرانیوسینوسیتوز در نوزادان انجام شود. در این پژوهش از لایه‌های مختلف CNN شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه پنهان استفاده خواهد شد.

در اصل CNN با استفاده از فیلترها روی داده‌های ورودی کار می‌کند. آنچه آن‌ها را بسیار خاص می‌کند این است که CNNها می‌توانند فیلترها را در صورت آموزش تنظیم کنند. به این ترتیب نتایج در زمان واقعی تنظیم می‌شوند. از آنجاکه می‌توان فیلترها را برای آموزش بهتر CNN به روز کرد، این امر نیاز به فیلترهای دستی را از بین می‌برد. این موضوع امکان انعطاف‌پذیری بیشتری در تعداد فیلترهایی که می‌توان برای مجموعه داده‌ها و ارتباط آن فیلترها اعمال کرد، می‌دهد.

شبکه‌های عصبی پیچشی از لایه‌های نورو مصنوعی به نام گره ساخته می‌شوند. این گره‌ها توابعی هستند که مجموع وزنی ورودی‌ها را محاسبه می‌کنند و یک نقشه فعال‌سازی را برمی‌گردانند. این قسمت تجمع شبکه عصبی است. هر گره در یک لایه با مقادیر وزنی آن تعریف می‌شود. وقتی به لایه، برخی از داده‌ها تحویل می‌شود، هر لایه نقشه فعال‌سازی را برمی‌گرداند. این نقشه‌ها به ویژگی‌های مهم اشاره دارند. هنگامی که بیشتر لایه‌ها تعریف می‌شوند، به این حداکثر تجمع می‌گویند. این فقط مرتبط‌ترین ویژگی‌ها را از لایه موجود در نقشه فعال‌سازی برمی‌گرداند. این همان چیزی است که به هر لایه پی‌درپی منتقل می‌شود تا زمانی که لایه نهایی را به دست آورد. آخرین لایه CNN لایه طبقه‌بندی است که مقدار پیش‌بینی شده را بر اساس نقشه فعال‌سازی تعیین می‌کند.

الگوریتم CNN را می‌توان به طور موثر در کشف ویژگی‌ها به کار برد. ادراک محلی و اشتراک وزن CNN می‌تواند تعداد پارامترها را تا حد زیادی کاهش دهد، بنابراین کارایی یادگیری مدل را بهبود می‌بخشد. CNN عمدتاً از دو بخش لایه پیچشی و لایه تجمع تشکیل شده است. هر لایه پیچشی حاوی تعداد زیادی هسته کانولوشن است و فرمول محاسبه آن در فرمول ۱ نشان داده شده است. بعد از عملیات پیچشی لایه کانولوشن، ویژگی‌های داده‌ها استخراج می‌شود، اما ابعاد ویژگی استخراج شده بسیار

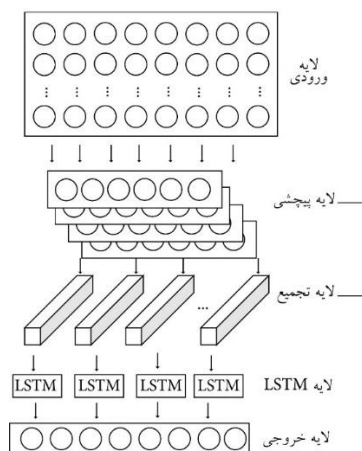
زیاد است، بنابراین برای رفع این مشکل و کاهش هزینه آموزش شبکه، پس از کانولوشن، یک لایه تلفیقی اضافه می‌شود. لایه برای کاهش بعد ویژگی:

$$l_t = \tanh(x_t \times k_t + b_t) \quad \text{فرمول ۱}$$

در معادله فوق l_t مقدار خروجی پس از کانولوشن را نشان می‌دهد، \tanh تابع فعال‌سازی، x_t بردار ورودی، k_t وزن هسته کانولوشن است و b_t بایاس هسته کانولوشن است.

الگوریتم حافظه طولانی کوتاه مدت

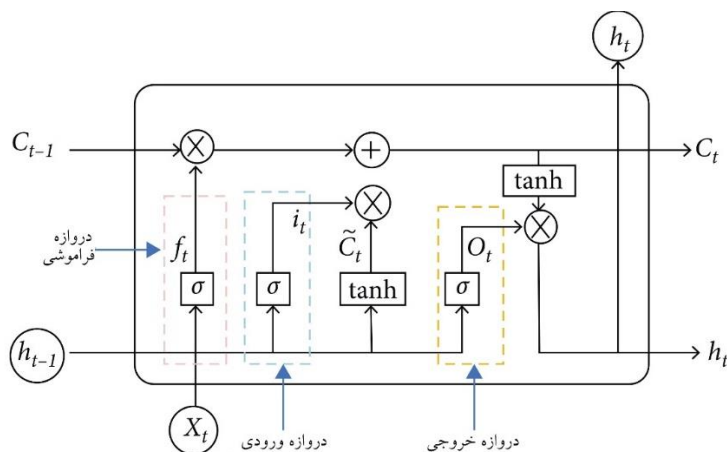
این الگوریتم یک مدل شبکه است که برای حل مشکلات طولانی مدت انفجار گرادیان و ناپدید شدن گرادیان در شبکه عصبی بازگشتی طراحی شده است. این الگوریتم به طور گسترده‌ای در تشخیص گفتار، تجزیه و تحلیل عاطفی و تحلیل متن استفاده شده است، زیرا حافظه خاص خود را دارد و می‌تواند شناسایی حملات نسبتاً دقیقی را انجام دهد. در سال‌های اخیر، در زمینه شناسایی بیماری‌ها و ناهنجاری‌های انسانی نیز مورد استفاده قرار گرفته است. تنها یک ماژول تکراری در یک شبکه عصبی بازگشتی استاندارد وجود دارد و ساختار داخلی آن ساده است. معمولاً یک لایه \tanh است. با این حال، چهار مورد از ماژول‌های LSTM مشابه ماژول‌های استاندارد شبکه عصبی بازگشتی هستند و به شیوه‌ای تعاملی خاص عمل می‌کنند. سلول حافظه LSTM از سه بخش دروازه فراموشی، دروازه ورودی و دروازه خروجی تشکیل شده است که در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱: معماری سلول حافظه LSTM

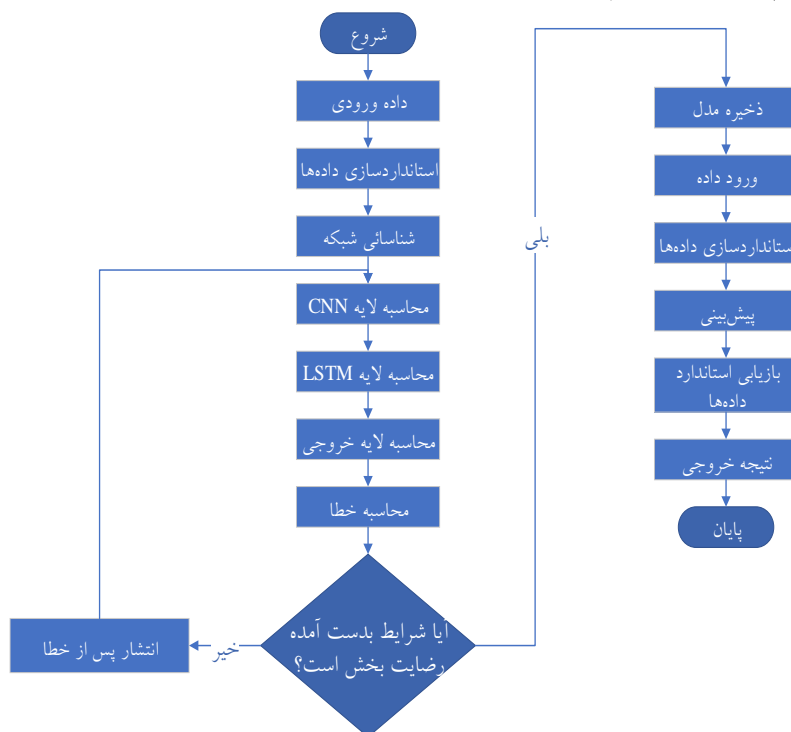
فرآیند CNN-LSTM در شناسایی

شبکه عصبی پیچشی دارای مشخصه توجه به بارزترین ویژگی‌ها در خط دید است، بنابراین در مهندسی ویژگی به طور گسترده استفاده می‌شود. از سوی دیگر، الگوریتم حافظه کوتاه مدت طولانی دارای خاصیت انبساط با توجه به ترتیب زمان است و در سری‌های زمانی بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به ویژگی‌های CNN و LSTM، یک مدل شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان بر اساس CNN-LSTM در این پژوهش ایجاد خواهد شد. نمودار ساختار مدل در شکل ۲ نشان داده شده است و ساختار اصلی CNN و LSTM شامل لایه ورودی، لایه پیچشی یک بعدی، لایه ادغام، لایه پنهان LSTM و لایه اتصال کامل است که در ادامه تشریح خواهند شد.



شکل ۲: نمودار ساختار الگوریتم ترکیبی CNN-LSTM

فرآیند آموزش الگوریتم مورد هدف این پژوهش در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳: نمودار فعالیت CNN-LSTM آموزش و فرآیند شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان

ابزار پیاده سازی

ابزارهای پیاده سازی روش‌های یادگیری عمیق و هوش مصنوعی نرم افزارهایی هستند که به کاربران اجازه استخراج اطلاعات از داده‌ها را می‌دهند. این ابزارها توانایی گردآوری داده‌ها و کاربرد آنها به منظور تصمیم‌گیری در خصوص موارد خاص یا گروهی از پارامترها را دارند. استخراج دستی داده‌ها از صدها سال پیش وجود داشته است. این در حالی است که ماشینی شدن فرآیند مختلف و افزایش حجم اطلاعات باعث شده تا استفاده از این شیوه‌ها کارایی مناسبی نداشته باشد. از این رو در سال‌های

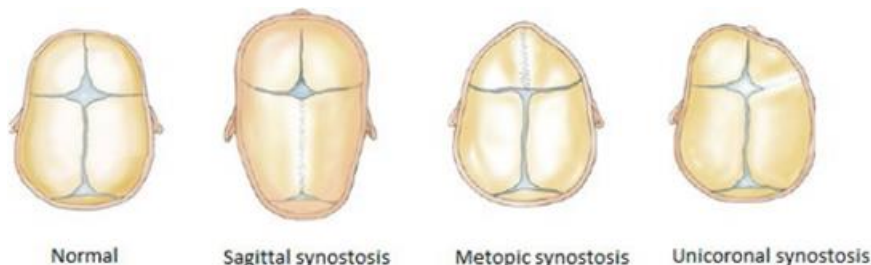
اخیر سعی شده تا با استفاده از نرم افزارها و ابزارهای مختلف فرآیندهای استخراج داده با سرعت و دقت بیشتری انجام شود. هدف نهایی این ابزارها ظاهر ساختن الگوهای پنهان در اطلاعات می باشد. در این پژوهش از زبان برنامه نویسی پایتون برای تحلیل نتایج و داده ها استفاده خواهد شد و با توجه به الزامات مربوط به پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی، ارزیابی آن نیاز به منابعی دارد که از اطلاعات آن در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱: ویژگی ابزار و سیستم پیاده سازی.

نام	توصیف
پردازنده	Core i5-7200u
حافظه	16 GB
هارد	500 GB SSD
سیستم عامل	Windows 10 x64
نرم افزار	Python 3.9.1

مجموعه داده

در این پژوهش از مجموعه داده استفاده شده در مطالعه استفاده می شود که در آن ۱۴۵ نوزاد زیر ۱ سال با تک درز کرانیوسینوستوز که در بیمارستان کودکان مفید (تهران، ایران) تحت عمل جراحی قرار گرفتند، وارد مطالعه شدند. ۵۹ کودک سینوستوز ساژیتال، ۵۵ کودک سینوستوز متوپیک و ۳۱ نوزاد سینوستوز کروئال یک طرفه داشتند که در شکل ۳ ارائه شده است. آنها یا با روش جراحی کم تهاجمی یا بازسازی خرک جمجمه باز توسط جراح مغز و اعصاب اطفال مورد جراحی قرار گرفتند. تشخیص با معاینه فیزیکی دقیق و سی تی اسکن سه بعدی جمجمه تاییدی در همه کودکان انجام شد. قبل از انجام عمل جراحی، روی تخت عمل، عکسبرداری از نماهای مختلف سر (قدامی، جانبی، سفالیک و غیره) انجام شد. اندازه گیری آنتروپومتریک ابعاد جمجمه نیز با کولیس سر توسط جراح مجرب انجام شده است. تمام بیمارانی که قبل از عمل سی تی اسکن سه بعدی جمجمه یا اندازه گیری ابعاد جمجمه نداشتند، از این مطالعه حذف شدند. بیماران مبتلا به سینوستوز دو درز (برای مثال سینوستوز ساژیتال و کروئال) یا با سینوستوز سندرمیک نیز از بررسی حذف شدند.



شکل ۳: شماتیک شکل طبیعی و غیر طبیعی جمجمه.

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی پژوهش که مبتنی بر الگوریتم های ترکیبی یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت در شناسایی نوزادان مبتلا و همچنین مقایسه راهکارهای مختلف، نیاز است تا برخی

معیارها و پارامترها ارائه شود. این بخش به تشریح معیارهای ارزیابی مورد استفاده در این پژوهش خواهد پرداخت و نحوه محاسبه آنها را تشریح خواهد کرد. معیارهای مورد ارزیابی این پژوهش به شرح زیر است. جدول ۲ ماتریس سردرگمی مربوط به ارزیابی را ارائه می‌دهد که معیارهای مورد هدف پژوهش براساس آن بررسی و محاسبه خواهند شد.

جدول ۲: ماتریس سردرگمی.

شناسائی شده			واقعی
منفی	مثبت		
FN	TP	مثبت	
TN	FP	منفی	

- **دقت^{۲۱}:** معیاری برای تعیین میزان کارایی یک راهکار است. این معیار نشان دهنده این حقیقت است که روش ارائه شده چند درصد از کل مجموعه رکوردهای آزمایشی به درستی شناسائی شده است. در حقیقت میزان دقت از تقسیم تعداد رکوردهای درست شناسائی شده به تعداد کل رکوردها بدست می‌آید که مطابق فرمول ۲ محاسبه می‌شود.

$$\text{دقت} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad \text{فرمول ۲}$$

- **صحت^{۲۲}:** در واقع صحت، معیاری است که به ما می‌گوید الگوریتم چند درصد شناسائی‌هایش دقیقاً درست بوده است.

$$\text{صحت} = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{فرمول ۳}$$

- **فراخوانی^{۲۳}:** این معیار برای هر مقدار ویژگی بصورت مجزا محاسبه می‌شود. معیار فراخوانی نشان دهنده نسبت تعداد رکوردهای درست شناسائی شده به کل رکوردهای یک گروه یا ویژگی است. در حقیقت این معیار زمانی ارزشمند است که شناسائی مثبت کاذب اهمیت داشته باشند. این معیار مطابق فرمول ۴ محاسبه می‌شود:

$$\text{فراخوانی} = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{فرمول ۴}$$

- **امتیاز F1^{۲۴}:** معیار F1 که در واقع ترکیب متعادلی بین معیارهای دقت و صحت است، می‌تواند در مواردی که هزینه مثبت کاذب و منفی واقعی متفاوت است به کار رود. اگر هزینه مثبت کاذب و منفی واقعی تقریباً برابر باشد، می‌توان از همان معیار دقت استفاده کرد. همچنین اگر داده‌ها در کلاس‌ها به صورت نامتوازن پخش شده باشند، بهتر است که از معیارهای صحت، پوشش و یا F1 استفاده گردد.

$$F1 = \frac{2 \times \text{دقت} \times \text{صحت}}{\text{دقت} + \text{صحت}} \quad \text{فرمول ۵}$$

- **منحنی ROC:** به آن مشخصه عملکرد گیرنده نیز می‌گویند. این یک تصویر گرافیکی است که برای نشان دادن اینکه چگونه طبقه بندی کننده‌های دقیق می‌توانند مشکلات را شناسائی کنند، ایجاد شده است. در ابتدا، منحنی

²¹ Accuracy

²² Precision

²³ Recall

²⁴ F1-Score

ROC در ابتدا در مفهوم شناسایی سیگنال به کار گرفته شد، اما با افزایش زمان، این منحنی برای شناسایی مشکلات مختلف در بخش‌های رادیوگرافی و مراقبت‌های بهداشتی یافت شد. این نمودار یک نرخ مثبت کاذب و یک نرخ مثبت واقعی است. مثبت واقعی نرخ است که در میان مجموعه کامل مشاهدات مثبت به درستی مثبت شناسایی می‌شود. در حالی که مثبت کاذب نرخ است که در بین تمام مشاهدات منفی به اشتباه مثبت شناسایی شده است. نمودار ROC که نزدیک گوشه سمت چپ بالای حساسیت است، عملکرد بهتر مدل را نشان می‌دهد. اگر ROC به قطر ۴۵ درجه به فضای ROC نزدیکتر شود، دقت کمتری دارد.

- **منحنی AUC:** به آن ناحیه زیر منحنی ROC می‌گویند که برای ارزیابی اثربخشی یک طبقه بندی کننده استفاده می‌شود. معیار AUC به تعیین پتانسیل یک مدل برای طبقه بندی داده‌ها کمک می‌کند. مقدار بالای AUC نشان دهنده مدل بهتری است. رابطه بین ویژگی و حساسیت برای هر برش ممکن برای یک آزمایش معمولاً به صورت گرافیکی با استفاده از AUC نشان داده می‌شود. AUC مزیت استفاده از تجزیه و تحلیل برای شرایط پیش بینی را نشان می‌دهد.

تجزیه و تحلیل نتایج

نتایج عملکرد شاخص های مجمله

این بخش به معرفی نتایج مختلف مدل پیشنهادی و مقایسه آنها با نتایج مدل‌های پیشرفته می‌پردازد. همانطور که در این پژوهش از مجموعه داده ارائه شده در بخش قبل استفاده شده است، بنابراین مقایسه بین نتایج نیز با استفاده از این مجموعه داده به تصویر کشیده شده است.

در مرحله اول برای تشخیص انواع نوزادان کرانیوسینوستوز، از شاخص های مجمله و چهار شاخص تطبیق الگوی آماری نظیر مجذور کای (CS)، گشتاورهای (HuMI)، قدر مطلق احتمال پیکسل‌های سفید (AbsDifWPP) و میزان شدت پیکسل (PI) بین تصاویر باینری آزمون و مرجع استفاده می‌شود.

به صورت خودکار، برای هر نوزاد شاخص‌های مختلف اندازه‌گیری مجمله محاسبه می‌گردد. میانگین و انحراف استاندارد (Std) انواع شاخص‌های هر گروه تعیین می‌شود (جدول ۳) و فرق بین معیارهای گروه منتخب با استفاده از آزمون t-student ارزیابی می‌شود. سطح اطمینان $p < 0.05$ به لحاظ آماری قابل توجه در نظر گرفته می‌شود. آمارها نشان می‌دهد تفاوت بین تمام شاخص‌های مجمله (CI, CVAI, AMWR, APWR and LRHR) در سه بیمار مبتلا به سینوستوز قابل توجه است ($p < 0.05$) که یعنی اطلاعات افتراقی ناشی از شاخص‌های مجمله خوب و مفید است.

جدول ۳: میانگین و انحراف استاندارد چند معیار ناهنجاری مجمله

کرونال یک طرفه	متوپیک	سائیتال	
94.65 ± 5.37	85.06 ± 4.46	71.97 ± 4.33	CI
6.79 ± 3.80	3.33 ± 2.76	4.90 ± 3.38	CVAI
86.05 ± 4.31	77.22 ± 4.37	89.60 ± 3.94	AMWR
97.92 ± 7.47	83.23 ± 5.56	101.59 ± 5.38	APWR
91.99 ± 5.21	95.67 ± 2.56	97.92 ± 1.66	LRHR

جدول ۴ میانگین و انحراف معیار چند معیار جمجه را در هر گروه (ساژیتال، متوپیک و کروئال یک طرفه) نشان می‌دهد. در اکثر معیارهای آماری، کرانیوسینوسستوز کروئال یک طرفه بیشترین و کرانیوسینوسستوز متوپیک کمترین مقدار را دارد. جدول ۴ نشان می‌دهد که شاخص‌های آماری انواع زیرنوع‌های کرانیوسینوسستوز با دقت بالا شناسایی می‌کنند.

جدول ۴: میانگین و انحراف استاندارد چند معیار تطبیق الگوی آماری

	ساژیتال	متوپیک	کروئال یک طرفه
CS	0.1769 ± 0.2392	0.1270 ± 0.1912	0.3214 ± 0.3237
HuMI-1	0.6651 ± 0.2260	0.5479 ± 0.2559	0.6722 ± 0.2033
HuMI-2	0.3952 ± 0.2459	0.3448 ± 0.2309	0.4524 ± 0.2412
HuMI-3	0.3619 ± 0.2371	0.2512 ± 0.1757	0.3487 ± 0.2253
HuMI-4	0.3293 ± 0.2360	0.3552 ± 0.2541	0.3120 ± 0.2368
HuMI-5	0.4098 ± 0.4260	0.4415 ± 0.4328	0.4612 ± 0.4333
HuMI-6	0.4239 ± 0.4287	0.3917 ± 0.4278	0.3475 ± 0.4013
HuMI-7	0.5119 ± 0.4260	0.4238 ± 0.4287	0.3862 ± 0.4323
AbsDifWPP	0.3432 ± 0.2733	0.2785 ± 0.2152	0.4739 ± 0.3265
PI	0.4875 ± 0.2564	0.4152 ± 0.2020	0.6179 ± 0.2702

برای طبقه‌بندی مجموعه اطلاعات شاخص‌های ناهنجاری جمجه و شاخص‌های تطبیق الگوی آماری از روش‌های مشهور طبقه‌بندی استفاده می‌شود. مجموعه اطلاعات به دو دسته آزمون و تایید تقسیم می‌شود. در دسته تایید، از اعتبارسنجی متقابل ۵ برابر استفاده می‌کنیم. در این فرایند، بهترین پارامترها انتخاب و روی دسته آزمون اعمال می‌شوند. عملکرد کلی پس از میانگین گرفتن از نمونه‌های نهایی آزمون مشخص می‌شود. میانگین و انحراف استاندارد روش‌های دسته‌بندی حساسیت، تشخیص‌پذیری و دقت kNN (k معادل ۵ در نظر گرفته می‌شود)، SVM (با کرنل خطی)، جنگل تصادفی و Bagging به ترتیب در جدول ۵، ۶، ۷ و ۸ آمده است.

جدول ۵: میانگین دقت و انحراف معیار kNN در پیش‌بینی کرانیوسینوسستوز

ویژگی	دقت	تشخیص‌پذیری	حساسیت
شاخص‌های جمجه	86.00 ± 8.94	93.18 ± 3.70	89.07 ± 6.08
شاخص‌های تطبیق الگوی آماری	85.00 ± 9.35	92.90 ± 4.23	84.37 ± 7.40
کل	88.00 ± 9.75	93.62 ± 5.23	83.88 ± 11.81

جدول ۶: میانگین دقت و انحراف معیار SVM در پیش‌بینی کرانیوسینوسستوز

ویژگی	دقت	تشخیص‌پذیری	حساسیت
شاخص‌های جمجه	83.00 ± 4.47	91.41 ± 2.27	83.44 ± 4.09
شاخص‌های تطبیق الگوی آماری	92.00 ± 9.75	95.81 ± 5.18	91.53 ± 10.35
کل	96.00 ± 2.24	98.18 ± 1.04	95.69 ± 2.98

جدول ۷: میانگین دقت و انحراف معیار جنگل تصادفی در پیش بینی کرانیوسینوستوز

ویژگی	دقت	تشخیص پذیری	حساسیت
شاخص های مجموعه	89.00 ± 4.18	94.33 ± 1.99	88.10 ± 4.94
شاخص های تطبیق الگوی آماری	89.00 ± 4.18	95.13 ± 1.95	90.46 ± 4.88
کل	90.00 ± 5.00	94.65 ± 2.23	87.09 ± 4.18

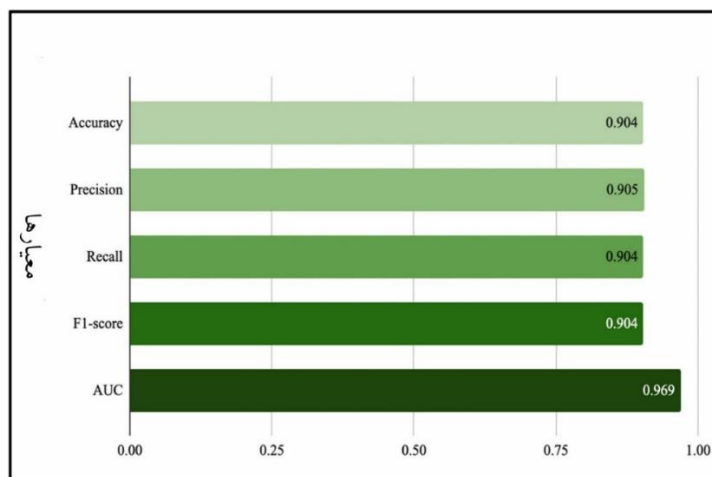
جدول ۸: میانگین دقت و انحراف معیار Bagging در پیش بینی کرانیوسینوستوز

ویژگی	دقت	تشخیص پذیری	حساسیت
شاخص های مجموعه	82.00 ± 5.70	91.73 ± 2.61	84.23 ± 8.17
شاخص های تطبیق الگوی آماری	92.00 ± 7.58	96.51 ± 3.26	92.77 ± 7.68
کل	91.00 ± 8.22	95.86 ± 3.29	92.04 ± 7.37

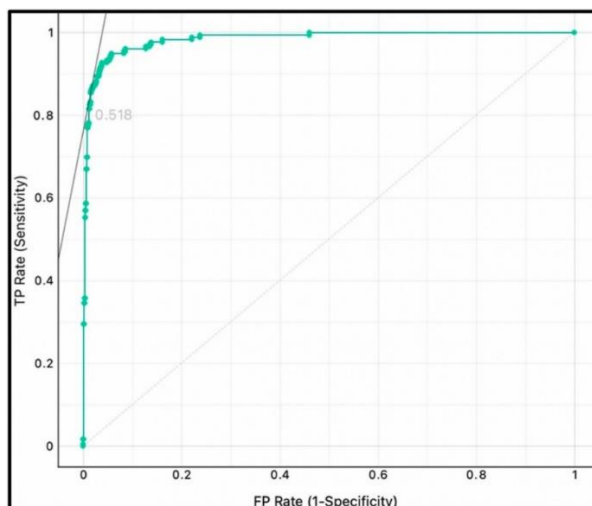
نتایج عملکرد مدل پیشنهادی

این زیر بخش نتایج عملکرد مدل پیشنهادی را برای مجموعه داده هدف ارائه می کند. عملکرد مدل پیشنهادی براساس شش پارامتر شامل دقت، صحت، فراخوانی، امتیاز F1، AUC و منحنی ROC ارزیابی شده است. مدل پیشنهادی پژوهش به عنوان یک مدل مناسب برای بهبود شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان یافت می شود، در حالی که مدل شبکه عصبی پیچشی یک مدل استخراج ویژگی بهتر است. با ترکیب آن با الگوریتم حافظه طولانی کوتاه مدت، نتایج بهتر از مدل های مختلف موجود برای شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان تشخیص داده شده اند.

نتایج نشان داده که مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت به دقت ۹۰.۴ درصد دست یافته است در حالی که صحت، فراخوانی، امتیاز F1 و AUC آن به ترتیب ۰.۹۰۵، ۰.۹۰۴، ۰.۹۰۴ و ۰.۹۶۹ هستند که در شکل ۴ به صورت نمودار ارائه شده است. منحنی ROC همچنین برای تعیین عملکرد مدل استفاده شده است، همانطور که در شکل ۵ نشان داده شده است، در بالاترین و سمت چپ نمودار رخ می دهد.



شکل ۴: نتایج عملکرد مدل پیشنهادی برای شناسایی کرائیوسینوستوز در نوزادان.

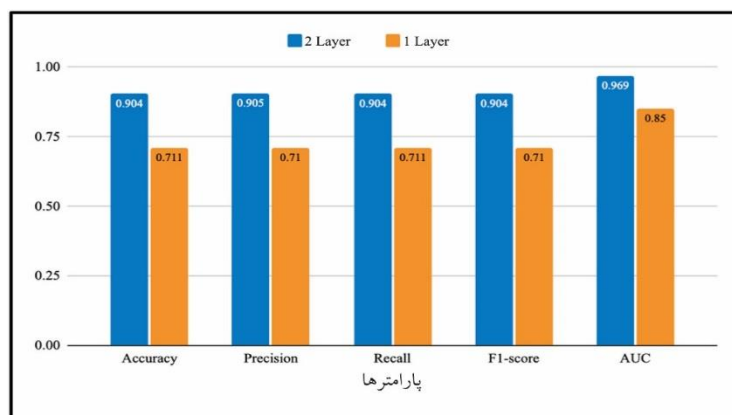


شکل ۵: منحنی ROC مدل پیشنهادی برای شناسایی کرائیوسینوستوز در نوزادان.

تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای نتایج عملکرد مدل پیشنهادی

این زیر بخش مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت را برای حالتی که تعداد تکرارهای لایه‌های مدل CNN شامل لایه ادغام، کانولوشن و کاملاً متصل یک و دو است، نشان می‌دهد. همانطور که عنوان شد در این پژوهش از شبکه عصبی پیچشی برای استخراج ویژگی استفاده شده است. همانطور که در شکل ۵ نشان داده شده است. نتایج مدل پیشنهادی با دو تکرار لایه نتایج بهتری را در مقایسه با یک تکرار لایه نشان می‌دهد. پارامترهای مختلفی از جمله دقت، صحت، یادآوری، AUC و امتیاز F1 برای مقایسه نتایج هر دو حالت با تعداد تکرار لایه مختلف در نظر گرفته شده است. تعداد تکرار دو مرتبه در لایه‌ها دقت ۹۰.۴ درصد را نشان داده است، در حالی که تکرار یک مرتبه لایه‌ها دارای دقت ۷۱.۱ درصد است که نتیجه آن این است که تعداد تکرار دو مرتبه در مورد دقت نتایج بهتری را نشان داده است. در حالی که سایر پارامترها صحت، یادآوری، AUC و امتیاز F1 به ترتیب (۰.۹۰۵، ۰.۹۰۴، ۰.۹۶۹، ۰.۹۰۴) و (۰.۷۱، ۰.۷۱۱، ۰.۸۵، ۰.۷۱) برای

مجموعه‌های داده ۱ و مجموعه داده ۲ شناسایی شده‌اند. صحت، یادآوری، AUC و امتیاز F1 در حالت تعداد تکرار بیشتر در مقایسه با یک تکرار لایه بالا است، به این نتیجه می‌رسد که تعداد تکرار لایه CNN بیشتر در روش پیشنهادی بهتر عمل می‌کند.



شکل ۶: مقایسه عملکرد تعداد تکرار لایه مختلف در CNN برای روش پیشنهادی.

تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای نتایج عملکرد مدل‌های مختلف

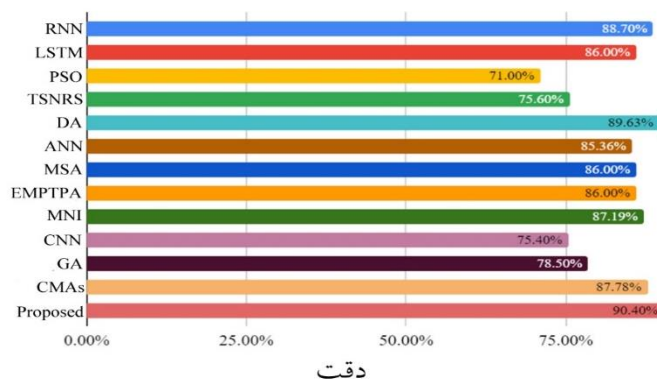
این بخش مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با نتایج عملکرد مدل‌های پیشرفته را نشان می‌دهد. تحلیل مقایسه‌ای مدل پیشنهادی با مدل‌های پیشرفته انجام شد و الگوریتم‌های مورد مقایسه با روش پیشنهادی شامل شبکه عصبی بازگشتی (RNN)، حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM)، بهینه سازی ازدحام ذرات (PSO)، روش تثبیت غیرسخت دو مرحله‌ای (TSNRS)، الگوریتم دیمون (DA)، الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم جستجوی چندمقیاسی (MSA)، مدل مهندسی با متوسط‌گیری نقطه به نقطه (EMPTPA)، روش ساختار عصبی چندگانه (MNI)، شبکه عصبی پیچشی (CNN)، الگوریتم بهینه سازی ژنتیک (GA) و الگوریتم رمزگذارهای خودکار مش کانولوشن (CMAs) است که نتایج مقایسه مدل پیشنهادی با الگوریتم‌های فوق در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۹: تحلیل مقایسه‌ای نتایج عملکرد مدل‌های مختلف.

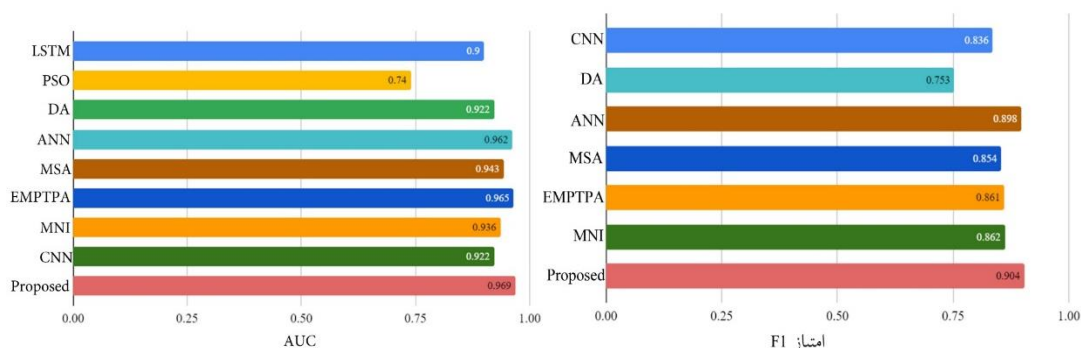
روش پیشنهادی	دقت	صحت	فراخوانی	امتیاز F1	منحنی AUC
RNN	78.7%	-	-	-	-
LSTM	86%	-	-	-	0.90
PSO	71%	-	-	-	0.74
TSNRS	79%	-	-	-	-
DA	75.60%	0.7958	-	0.753	0.922
ANN	79.63%	0.9016	-	0.898	0.962
MSA	85.36%	0.8548	-	0.854	0.943
EMPTPA	86%	0.865	-	0.861	0.965

0.936	0.862	-	0.8648	86%	MNI
0.922	0.836	-	0.8525	87.19%	CNN
0.9301	84.13	-	0.8539	86%	GA
0.9469	86.74	-	0.8732	88.4%	CMAs
0.979	0.904	0.904	0.905	91.4%	روش پیشنهادی

مقایسه نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی از نظر پارامترهای دقت بهتر از مدل‌های دیگر عمل می‌کند، همانطور که در شکل ۷ نشان داده شده است که مقایسه دقت مدل‌های مختلف با مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. بیشترین دقت شناسایی توسط الگوریتم یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت پیشنهادی به میزان ۹۰.۴ درصد به دست آمده است. در مقابل، دقت مدل‌های دیگر مانند شبکه عصبی پیچشی برابر با ۸۷.۱۹ درصد است که نسبت به بیشتر مدل‌های دیگر مقادیر بیشتری را به دست آورده است، اما در مقایسه با روش پیشنهادی نتایج ضعیف تری را کسب کرده است و این نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به دیگر مدل‌ها نتایج بهتری را برای شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان بدست آورده است.



شکل ۷: مقایسه دقت مدل پیشنهادی با مدل‌های پیشرفته.



شکل ۸: مقایسه مقدر AUC و مقایسه امتیاز F1 مدل پیشنهادی با مدل‌های پیشرفته.

شکل 8 در سم راست تصویر، تحلیل مقایسه‌ای مدل پیشنهادی را با مدل‌های پیشرفته در قالب امتیاز F1 نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی را به عنوان بهترین مدل با بالاترین امتیاز F1 برابر ۰.۹۰۴ نشان می‌دهد. همچنین مدلی که کمترین امتیاز F1 را دارد به عنوان AdaBoost با مقدار امتیاز F1 برابر با ۰.۷۵۳ پیدا شده است و همچنین تجزیه و تحلیل مقایسه‌ای مدل پیشنهادی با مدل‌های پیشرفته در قالب مقدار AUC در شکل سمت چپ نشان داده شده است که مدل پیشنهادی را به عنوان بهترین مدل با بالاترین مقدار AUC برابر با ۰.۹۶۹ بوده و بهترین مدل را ارائه می‌دهد. همچنین مدلی که دارای کمترین مقدار AUC است مربوط به مدل ماشین یادگیری افراطی منظم همراه با ماشین بردار پشتیبان است که مقدار AUC آن برابر با ۰.۷۴ است.

بحث و نتیجه‌گیری

از آنجایی که هدف اصلی الگوریتم پیشنهادی شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان است. برای این منظور در این پژوهش از الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی پیچشی و حافظه کوتاه مدت طولانی به همراه استفاده از برخی ویژگی‌ها جهت شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان بکار گرفته شده است که در آن با افزودن برخی مراحل به فرآیند پیش پردازش و آموزش سعی شده است تا میزان دقت الگوریتم پیشنهادی افزایش یافته و کارایی آن جهت انجام فرآیند شناسایی افزایش یابد. در این پژوهش از الگوریتم شبکه عصبی پیچشی به منظور استخراج ویژگی‌های موثر و با اهمیت در تشخیص بیماری آلزایمر استفاده شده و سپس الگوریتم زوایا و نماهای مختلف ویژگی‌های موثر در شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان برای تشخیص دقیق و تقویت بیشتر دقت الگوریتم استفاده شده است که به راحتی می‌تواند در کاربردهای مختلف جهت پیش بینی و شناسایی بیماری‌هایی مانند ام‌اس، صرع و حتی مشکلات مغزی و عصبی استفاده شود. الگوریتم پیشنهادی سعی در استفاده از روشی داشته است که بتواند دقت را در شناسایی کرانیوسینوستوز افزایش دهد و از سوی دیگر نتایج شناسایی را به اطلاعات واقعی نزدیک نماید به نحوی که اختلاف به کمترین مقدار برسد.

بررسی نتایج بدست آمده نشان داده است که الگوریتم پیشنهادی در فرآیند شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان کارایی مناسبی دارد و این الگوریتم نیاز به مدت زمان کمتری جهت اجرای فرآیند خود دارد و افزایش تعداد رکوردهای مجموعه داده منجر به افزایش زمان نخواهد شد، در حالیکه انجام این فرآیند در الگوریتم‌های دیگر طولانی‌تر است و به نوعی می‌توان گفت بطور متوسط مدت زمان انجام فرآیند شناسایی و دستیابی به نتایج بهینه برای مجموعه داده مورد بررسی در الگوریتم پیشنهادی کمتر از الگوریتم‌های دیگر می‌باشد. از سوی دیگر، نتایج بدست آمده براساس معیارهای مد نظر پژوهش نشان داده که روش پیشنهادی در مقدار دقت، فراخوانی، صحت، امتیاز F1، نمودار AUC و ROC دارای نتایج بهتری نسبت به دیگر الگوریتم‌های یادگیری عمیق مانند شبکه عصبی مصنوعی، ترکیب شبکه عصبی و یادگیری ماشین، شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت است و مقادیر بدست آمده برای معیارهای مختلف نشان می‌دهد که نتایج شناسایی شده توسط الگوریتم پیشنهادی با داده‌های واقعی در مرحله آزمایش دقت و کارایی بیشتری دارد و به نوعی درصد شناسایی اشتباه در آن براساس ماتریس‌های سردرگمی کم است و از سوی دیگر در معیار فراخوانی که نرخ مقادیر کاذب تأثیر بسیاری در نتیجه دارند و ممکن است نرخ منفی کاذب منجر به عدم شناسایی بیماری در افراد در مراحل اولیه باشد، کارایی و نتایج بالاتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها دارد.

در این پژوهش از الگوریتم یادگیری عمیق متشکل از شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت برای شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان استفاده گردید. در روش پیشنهادی به منظور کاهش زمان اجرا و افزایش دقت در شناسایی سعی شده تا فرآیندها با دقت و سرعت مناسبی انجام شوند و با استفاده از فیلترهای مختلف موجود در الگوریتم یادگیری عمیق ارائه شده کارایی افزایش یابد. از این رو، نتایج حاصل از اجرای روش پیشنهادی برای شناسایی کرانیوسینوستوز در نوزادان نشان داده که

استفاده از راهکار پیشنهادی می‌تواند تا حد زیادی دقت شناسایی را افزایش دهد و نرخ‌های مثبت و منفی کاذب را که در حوزه شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان بسیار اهمیت دارند، را کاهش دهد.

دستاوردها و یافته‌های پژوهش

می‌توان گفت که در این پژوهش روش مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت برای شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان استفاده شده است که این راهکار این توانایی را دارد که با دقت بالا و نرخ کاذب کم فرآیند را انجام دهد و از سوی دیگر ویژگی‌ها را برای دستیابی به نتیجه مناسب بهینه نماید و نتایج حاصل از ارزیابی روش پیشنهادی برای مجموعه داده ارائه شده با رکوردهای مختلف نشان می‌دهد که روش پیشنهادی کارایی مناسبی برای شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان دارد. از آنجایی که موضوع شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان برای متخصصان، مراکز بهداشتی و بیماران به عنوان یک مسئله مهم و حیاتی در نظر گرفته شده است و با روش‌های سنتی مورد استفاده در یادگیری ماشین متفاوت است، لذا استفاده از الگوریتم پیشنهادی باعث خواهد شد تا دستیابی به نتایج بهینه افزایش یابد.

با توجه به ویژگی‌های مدل‌های یادگیری عمیق موجود برای شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان، این پژوهش ترکیب الگوریتم شبکه عصبی پیچشی و حافظه طولانی کوتاه مدت برای شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان پیشنهاد می‌کند. این روش از رکوردهای مختلف با ویژگی‌های استخراج شده مشخص، به عنوان ورودی استفاده می‌کند. در روش پیشنهادی از CNN برای استخراج ویژگی‌های داده‌های ورودی استفاده می‌شود و سپس سعی خواهد شد تا با بکارگیری فیلترها و لایه‌های مختلف موجود در الگوریتم شبکه عصبی پیچشی ویژگی استخراج شده فرآیند شناسایی انجام شود. نتایج تجربی نشان می‌دهد که مدل ترکیبی CNN و LSTM با استفاده از رکوردهای مختلف و مجموعه داده‌های واقعی بالاترین دقت شناسایی و بهترین عملکرد را در مقایسه با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، حافظه طولانی کوتاه مدت، شبکه عصبی پیچشی، شبکه عصبی مصنوعی و دیگر راهکارها دارد. معیارهای مورد استفاده در پژوهش از قبیل دقت، فراخوانی، صحت، امتیاز F1، منحنی ROC و AUC جهت ارزیابی و مقایسه الگوریتم‌های دیگر و روش پیشنهادی استفاده شده‌اند و نتایج حاصل از آنها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی برای شناسایی کرانیوسینوسستوز در نوزادان مناسب است و می‌تواند مرجع مناسبی برای متخصصان و مراکز درمانی جهت به حداکثر رساندن دقت و کارایی در شناسایی کرانیوسینوسستوز در افراد مختلف باشد.

منابع

- [1] de Jong, Guido, Elmar Bijlsma, Jene Meulstee, Myrte Wennen, Erik van Lindert, Thomas Maal, René Aquarius, and Hans Delye. "Combining deep learning with 3D stereophotogrammetry for craniosynostosis diagnosis." *Scientific reports* 10, no. 1 (2020): 1-6.
- [2] Jiabin, He, Luo Yangyu, and Gong Jian. "Extraction of cutting plans in craniosynostosis using convolutional neural networks." In *2020 13 , BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, pp. 846-851. , 2020.
- [3] Al-Shaqsi, Sultan Z., Ahsan Rai, Christopher Forrest, and John Phillips. "Public perception of a normal head shape in children with sagittal craniosynostosis." *Journal of Craniofacial Surgery* 31, no. 4 (2020): 940-944.
- [4] Bookland, Markus J., Edward S. Ahn, Petronella Stoltz, and Jonathan E. Martin. "Image processing and machine learning for telehealth craniosynostosis screening in newborns." *Journal of Neurosurgery: Pediatrics* 27, no. 5 (2021): 581-588.
- [5] Schaufelberger, Matthias, Reinald Kühle, Frederic Weichel, Andreas Wachter, Niclas Hagen, Friedemann Ringwald, Urs Eisenmann, Christian Freudlsperger, and Werner Nahm. "Laplace-Beltrami Refined Shape Regression Applied to Neck Reconstruction for Craniosynostosis Patients." *Current Directions in Biomedical Engineering* 7, no. 2 (2021): 191-194.
- [6] Nurhachita, Nurhachita, and Edi Surya Negara. "A comparison between naïve bayes and the k-means clustering algorithm for the application of data mining on the admission of new students." *Jurnal Intelektualita: Keislaman, Sosial dan Sains* 9, no. 1 (2020): 51-62.
- [7] Chen, Rung-Ching, Christine Dewi, Su-Wen Huang, and Rezzy Eko Caraka. "Selecting critical features for data classification based on machine learning methods." *Journal of Big Data* 7, no. 1 (2020): 52.
- [8] Abdulwahab, Hudhaifa Mohammed, S. Ajitha, and Mufeed Ahmed Naji Saif. "Feature selection techniques in the context of big data: taxonomy and analysis." *Applied Intelligence* 52, no. 12 (2022): 13568-13613.
- [9] Ghosh, Manosij, Ritam Guha, Ram Sarkar, and Ajith Abraham. "A wrapper-filter feature selection technique based on ant colony optimization." *Neural Computing and Applications* 32 (2020): 7839-7857.

- [10] Khaire, Utkarsh Mahadeo, and R. Dhanalakshmi. "Stability of feature selection algorithm: A review." *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences* 34, no. 4 (2022): 1060-1073.
- [11] Thapa, Surendrabikram, Priyanka Singh, Deepak Kumar Jain, Neha Bharill, Akshansh Gupta, and Mukesh Prasad. "Data-driven approach based on feature selection technique for early diagnosis of Alzheimer's disease." In *2020 international joint conference on neural networks (IJCNN)*, pp. 1-8. IEEE, 2020.
- [12] You, Lei, Guangming Zhang, Weiling Zhao, Matthew Greives, Lisa David, and Xiaobo Zhou. "Automated sagittal craniosynostosis classification from CT images using transfer learning." *Clinics in surgery* 5 (2020).
- [13] García-Mato, D., L. Hernández-Álvarez, S. Ochandiano, and J. Pascau. "Real-Time Tool Detection for Workflow Identification in Open Cranial Vault Remodeling." *Entropy (Basel, Switzerland)* 23, no. 7 (2021).
- [14] O'Sullivan, Eimear, Lara S. van de Lande, Athanasios Papaioannou, Richard WF Breakey, N. Owase Jeelani, Allan Ponniah, Christian Duncan et al. "Convolutional mesh autoencoders for the 3-dimensional identification of FGFR-related craniosynostosis." *Scientific reports* 12, no. 1 (2022): 2230.
- [15] Sabeti, Malihe, Reza Boostani, Ehsan Moradi, and Mohammad Hossein Shakoore. "Machine learning-based identification of craniosynostosis in newborns." *Machine Learning with Applications* 8 (2022): 100292.

Identification of Craniosynostosis in Infants based on Machine Learning Techniques

Maliheh Sabeti

Assistant Professor, Electrical and Computer Faculty, Computer Engineering Department, Artificial Intelligence, Islamic Azad University, Tehran North Branch

Ehsan Moradi

Assistant Professor of Shahid Beheshti University of Medical Sciences

Hedieh Akbarkhani *

Graduate student of Islamic Azad University, Tehran North Branch

Abstract

If you've touched a baby's head or skull, you've probably noticed the soft parts on their head. The reason for this softness is that the newborn's skull consists of several separate plates with completely separate seams, which is due to the creation of space for the growth of the brain as well as the flexibility of the head during childbirth, and over time until the baby is 18 to 24 months old, these plates become completely tight and closed. Therefore, the skull of babies has many completely open seams such as the longitudinal, the front transverse, the rear transverse, the frontal seam and the frontal malleus, which should separate the bones of the skull and create space for the child's brain to grow. Craniosynostosis is a type of congenital defect, which is called premature closure of one or more fibrous joints between the bones of the skull of the baby (cranial sutures), in this case, the baby's skull closes before the brain is fully formed. As the brain continues to grow despite the closure of the cranial sutures, the head becomes misshapen. Complications caused by craniosynostosis: abnormalities in the shape of the face and head, delay in the child's longitudinal growth, cognitive disorders, vision problems and eye movement disorder. The main goal of this research is to identify craniosynostosis in infants. For this purpose, convolutional neural networks (CNN) and long short-term memory (LSTM) with accuracy of 91.4% along with some cranial indices with accuracy of 88-96% have been used to identify craniosynostosis in infants. It has been tried efficiency of proposed approach is increased to perform the identification process.

Keywords: Craniosynostosis, Convolutional neural networks, Long short-term memory.