مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره ششم شماره چهارم. ص ۳۰۸-۲۹۸، ۱۳۹۸

مقاله پژوهشی

تشخیص بیماری بروسلوزیس در شهرستان رفسنجان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی آتوانکو در عمیق

حسین قیومی‌زاده[۱]، علی فیاضی[۲]*، مصطفی دانائیان[۳]، آلاء سعیدی[۴]

• دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۹/۲۵ • پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۳/۱۱

مقدمه: بیماری تب مالت (بروسلوزیس) یکی از مهم‌ترین بیماری‌های عفونیِ مشترک بین انسان و دام محسوب می‌شود. با توجه به اندمیک بودن تب مالت و وجود گزارش‌های متعددی از موارد انسانی و حیوانی آن، میزان شیوع تب مالت انسانی در شهرستان رفسنجان در طول ۳ سال (۹۷-۱۳۹۵) تعیین گردید. هدف از این مطالعه یافتن یک تطابق و همسان‌سازی روشی خودکار و هوشمندانه با حساسیت کم بر مبنای شبکه عصبی است، که قادر به تشخیص دقیق تب مالت باشد.

روش: در این مطالعه توصیفی-تحلیلی موارد بروسلوز انسانی بر اساس شاخص‌های جنس، سن، بارداری، سابقه تماس با دام و استفاده از مواد غیرپاستوریزه لبنی، پارامترهای آزمایشگاهی Wright و 2ME در طول ۳ سال از شهرستان رفسنجان واقع در جنوب ایران تحلیل شد. داده‌ها به دو زیر مجموعه آموزش (۸۰٪) و آزمون (۲۰٪) تقسیم شدند. از روش شبکه عصبی مصنوعی آتوانکو در عمیق برای آموزش هر زیر مجموعه استفاده شد.

نتایج: روش آتوانکو در عمیق به صحت ۹۰/۸۴٪ حساسیت ۹۴/۶۱٪ و ویژگی ۵۰٪ در پیش‌بینی موارد بیماری بروسلوزیس در مجموعه داده‌های آزمون دست یافت، نتایج تجربی، عملکرد دقیق شبکه عصبی را در تشخیص بیماری بروسلوز نشان داد.

نتیجه‌گیری: مدل شبکه عصبی مصنوعی عمیق می‌تواند به عنوان یک روش کارآمد و هوشمند برای تشخیص موارد بروسلوز انسانی به کار گرفته شود. با این حال مطالعه و پژوهش‌های بیشتری برای طراحی مدل‌های دیگر از شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس یادگیری عمیق جهت تشخیص سایر بیمارهای عفونی مورد نیاز است.

کلیدواژه‌ها: بروسلوز انسانی، رفسنجان، شبکه عصبی مصنوعی، روش خودرمزنگار عمیق، تشخیص

•**ارجاع:** قیومی‌زاده حسین، فیاضی علی، دانائیان مصطفی، سعیدی آلاء. تشخیص بیماری بروسلوزیس در شهرستان رفسنجان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی آتوانکودر عمیق. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۳۹۸؛ ۶(۴): ۲۹۸-۳۰۸.

۱. دکتری مهندسی پزشکی، استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ولی‌عصر(عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران
۲. دکتری مهندسی کنترل، استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ولی‌عصر(عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران
۳. دکتری مهندسی مخابرات، استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ولی‌عصر (عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران
۴. کارشناس ارشد حشره‌شناسی پزشکی مبارزه با ناقلین، گروه مبارزه با بیماری‌ها، معاونت بهداشتی، دانشگاه علوم پزشکی رفسنجان، رفسنجان، ایران
* **نویسنده مسئول**: رفسنجان، میدان امام خمینی، دانشگاه ولی‌عصر (عج)، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی برق
• **شماره تماس:** ۰۳۴۳۱۳۱۲۳۹۸ • **Email:** a.fayazi@vru.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

مقدمه

بروسلوزیس یک بیماری با درگیری چند ارگان (multi-systemic) است که در موارد شدید و حاد خود را به‌صورت یک بیماری تب‌دار (ناگهانی و یا تدریجی) نشان می‌دهد؛ ولی در صورت عدم تشخیص و درمان به موقع و مناسب، بیماری ادامه یافته و می‌تواند به سمت یک بیماری مزمن و ناتوان‌کننده با عوارض شدید و گاهی مرگ‌بار پیشرفت نماید [۱]. معمولاً شدت بیماری در کسانی که به‌دفعات با دام‌ها در تماس هستند و به طور دائمی با باکتری بروسلا تماس دارند خفیف و ملایم است. این بیماری به علت ایجاد سقط جنین در دام، کاهش تولید شیر، عقیمی و نازایی دام‌های مبتلا و همچنین به علت ابتلای انسان به بیماری تب مالت، همواره از دو بعد اقتصادی و بهداشتی مورد توجه قرار می‌گیرد [۲،۳]. تب مالت بیماری است که در جوانان بیشتر دیده می‌شود و در افراد با سن بالا، فراوانی کمتری دارد [۴].

سودمندترین آزمون بررسی پاسخ درمانی در بروسلوز، اندازه‌گیری عیار آزمون 2ME است؛ لذا بدین‌منظور نیز به کار می‌رود. در ایران حداقل تیتر برای Wright ۱/۸۰ و برای 2ME نیز ۱/۴۰ در نظر گرفته شده است. هرچند تعداد کمی از بیماران ممکن است به‌طور خودبه‌خودی خوب شوند؛ اما تشخیص و درمان زودهنگام و طولانی‌مدت، در بیماری تب مالت یک اصل است، چراکه هر چه درمان دیرتر شروع شود احتمال بروز عوارض و عود (حتی با درمان مناسب) بیشتر می‌شود. بر اساس مطالعات تأخیر بیش از ۳۰ روز در شروع درمان، با احتمال بیشتری با عوارض بیماری همراه خواهد بود. تقریباً هر عضوی از بدن ممکن است به این باکتری آلوده شود که بسته به نوع عضو مبتلا، علائم بسیار متنوعی ایجاد می‌شود. علائم آن به سایر بیماری‌های عفونی شبیه است و گاهی پزشک را در تشخیص دقیق بیماری به اشتباه می‌اندازد. از این‌رو است که به بیماری تب مالت لقب بیماری هزارچهره را داده‌اند [۱].

در مطالعه نبوی و همکاران تحت عنوان «ویژگی‌های اپیدمیولوژی، بالینی و پاراکلینیکی کودکان و نوجوانان مبتلا به تب مالت در استان کهگیلویه و بویراحمد واقع در جنوب غربی ایران طی سال‌های ۱۳۹۴-۱۳۸۸» مشخص گردید از ۸۱ نفر فرد مبتلابه تب مالت تعداد ۴۰ نفر (۴۹/۴ درصد) مرد و بقیه (۵۰/۶ درصد) زن بودند. ۶۷ نفر (۸۲/۷ درصد) از بیماران ساکن روستا و عشایر و ۱۴ نفر دیگر (۱۷/۳ درصد) ساکن شهر بودند. میانگین سن مبتلایان در زمان تشخیص ۴/۷۳±۱۱/۳۰ سال و شایع‌ترین گروه سنی ۱۸ـ۱۱ سال با ۶۱/۷ درصد بوده است. شایع‌ترین راه انتقال بیماری مصرف محصولات لبنی مشکوک و تماس هم زمان با دام به ترتیب با (۸۵/۲ درصد) و (۸۱/۵ درصد) بوده است. حدود ۸۲/۸ درصد از کل بیماران زمان تشخیص تا درمان آن‌ها بین صفرتا سه ماه (بروسلوز حاد) و حدود ۱۷/۲ درصد بین سه ماه تا یک سال (بروسلوز تحت حاد) بوده است [۵].

در مطالعه محمدیان و همکاران در استان اصفهان در سال ۱۳۹۱، از تعداد ۵۷۵ مورد بیمار مبتلا به تب مالت شناسایی شده ۶۹/۹ درصد از بیماران مرد و ۳۰/۱ درصد زنان تشکیل می‌دادند. همچنین زنان خانه‌دار دامدار بیشترین و کودکان کمترین نسبت بیماران بودند [۶]. در مطالعه پاکزاد و همکاران با عنوان «بررسی اپیدمیولوژی تب مالت در شمال و شمال غرب ایران» مشخص گردید بیشتر افراد مبتلابه بیماری روستایی بودند و مردها بیشتر از زن‌ها دچار بیماری شده بودند، بیشترین گروه سنی درگیر، گروه سنی ۴۴-۲۵ سال بود [۷].

در مطالعه‌ای که با عنوان «خصوصیات اپیدمیولوژیک و روند بروز بیماری تب مالت در استان خراسان رضوی در سال‌های ۱۳۸۸-۱۳۹۲» انجام شد ۸۵٪ بیماران ساکن روستا و ۱۵٪ ساکن شهر بودند و مردان با ۵۶/۹ درصد بیشترین موارد را به خود اختصاص دادند. شغل‌های خانه‌دار (۳۳/۹٪) و کشاورز-دامدار (۲۷/۸٪) بیشترین موارد بیماری را داشتند [۸]. در مطالعه هاجری و همکاران در شهرستان تیران و کرون طی سال‌های ۱۳۸۳-۱۳۹۲ نشان داد که ۶۵/۸ درصد مبتلایان تب مالت را مردان و ۳۴/۲ درصد را زنان تشکیل می‌دادند. همچنین ۸۶/۶ درصد در مناطق روستایی و ۱۳/۴ درصد مناطق شهری زندگی می‌کردند. سابقه تماس با دام در ۸۲/۵ درصد موارد وجود داشت [۹].

شناسایی الگو به دلیل نیاز مبرم به یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی در مسائل عملی به یک مسئله بسیار مهم تبدیل شده است. یادگیری عمیق، یک شبکه ساختار سلسله مراتبی است که ساختار مغز انسان را شبیه‌سازی می‌کند تا ویژگی‌های داده‌های ورودی داخلی و خارجی را استخراج کند. یادگیری عمیق مبتنی بر الگوریتم‌هایی با استفاده از شبکه عصبی چندلایه از قبیل شبکه‌های عصبی عمیق، عصبی کانولوشن، باور عمیق، عصبی بازگشتی و آتوانکودر انباشت شده می‌باشند. این الگوریتم‌ها به کامپیوترها و ماشین‌ها اجازه می‌دهند تا دنیای ما را به خوبی مدل کنند تا هوش را به نمایش بگذارند. در آتوانکودر، لایه پنهان، نمایش بهتری نسبت به ورودی خام

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

اصلی ارائه می‌دهد و لایه پنهان همیشه تراکم داده ورودی است که ویژگی‌های مهم ورودی هستند.

هدف این پژوهش استفاده از یک شبکه عمیق خودرمز نگار برای ایجاد یک سیستم تشخیص یادگیری عمیق برای کلاستربندی کردن افراد دارای تب مالت است. ازآنجایی‌که مطالعات اپیدمیولوژیک با بررسی عوامل مهم و خطرساز، به‌منظور کنترل بیماری تب مالت و اقدامات پیشگیرانه مؤثر هستند؛ لذا مطالعه حاضر جهت نیل به هدف کنترل بیماری در گروه‌های در معرض خطر انجام شد. در بیشتر تحقیقات قبلی از روش نیمه نظارتی یا با ناظر استفاده شده است که نقش کاربر انسانی در آن‌ها بسیار حائز اهمیت است.

روش

این مطالعه از نوع توصیفی-تحلیلی بود. تعداد کل افراد شرکت‌کننده در این مطالعه ۱۷۶ نفر بود. در این مطالعه به دلیل نامعلوم بودن حجم جامعه، حجم نمونه بر اساس رابطه زیر به دست آمد:

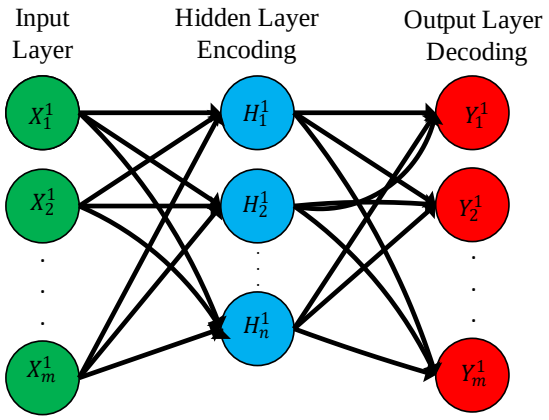
$$n = \frac{p(1-p)Z^2}{d^2} \qquad (۱)$$

که در آن p مشخص کننده نسبت مبتلایان به بیماری بروسلوزیس، z معرف سطح اطمینان، d حاشیه خطا (بازه اطمینان) است. با توجه به مطالعات انجام شده توسط واحد بیمارهای معاونت بهداشتی دانشگاه علوم پزشکی رفسنجان نسبت مبتلایان به بیماری بروسلوزیس در شهرستان رفسنجان از ۱۳/۲۵ درصد تجاوز نمی‌کند؛ بنابراین در این مطالعه نسبت مبتلایان به بیماری بروسلوزیس، سطح اطمینان و حاشیه خطا به ترتیب ۰/۱۳۲۵، ۱/۹۶ (سطح اطمینانِ ۹۵٪) و ۰/۰۵ (حاشیه خطای ۵٪) انتخاب شد. با قرار دادن مقادیر بالا در رابطه ۱ حجم نمونه برای این مطالعه نزدیک ۱۶۱ نفر به دست آمد. مشخصات دموگرافیک و اپیدمیولوژی بیماران مراجعه‌کننده برحسب جنسیت در طول ۳ سال در جدول ۱ نمایش داده شده است. در بین بیماران بروسلوزی شرکت‌کننده، ۵۳ نفر زن و ۱۰۸ نفر مرد بودند که دامنه سنی زنان ۲ تا ۸۳ سال و مردان ۲ تا ۸۱ سال بود. مشخصات دموگرافیک بیماران در جدول ۱ نمایش داده شد. اطلاعاتی بیماران شامل سن، جنس، بارداری، اطلاعات مربوط به آزمایش Wright، اطلاعات مربوط به آزمایش 2ME، اطلاعات مربوط به تماس با دام همچنین اطلاعات مربوط به سابقه استفاده از لبنیات غیرپاستوریزه بود. قابل ذکر است که آزمایش Wright برای تأیید حضور آنتی‌بادی علیه بروسلا است که در این روش آزمایشگاه در سرم بیمار ابتدا آزمایش سریعی را روی نمونه انجام داد که در این کار از ماده‌ای به نام رزبنگال (که حاوی آنتی ژن بروسلا است) استفاده شد. پس از مجاور کردن سرم بیمار با رزبنگال در اثر واکنش بین آنتی‌ژن با آنتی‌بادی اختصاصی آن، توده‌ای حاصل از این واکنش ایجاد شد که با چشم قابل مشاهده است. به این نوع واکنش آنتی‌ژن و آنتی بادی، به طورکلی آگلوتیناسیون گویند. اگر این تست مثبت شود برای تعیین میزان تیتر آنتی بادی باید از آزمایش تیتراسیون که به رایت لوله‌ای مشهور است، استفاده کرد. همچنین آزمایش 2ME پس از مثبت شدن رایت صورت می‌گیرد تا کلاس آنتی بادی را تشخیص دهد. در این تست ابتدا به وسیله ماده‌ای به نام ۲- مرکاپتواتانول، پیوندهای دی سولفیدی موجود در ساختمان IgM و در نتیجه کل IgMهای احتمالی موجود در سرم بیمار را تخریب می‌کنند. سپس با این سرم بدون IgM، آزمایش را به همان طریقی که در رایت گفته شد، ادامه داده و در انتها آنتی ژن مخصوص 2ME را به همه لوله‌ها می‌افزایند. پس از ۲۴ ساعت انکوباسیون در ۳۷ درجه، آخرین لوله‌ای که در آن آگلوتیناسیون مشاهده شد به عنوان تیتر 2ME گزارش شد. مهم‌ترین کاربرد این آزمایش، تشخیص افتراقی بین بروسلوز فعال از غیرفعال در فردی است که تظاهرات بالینی بیماری را دارد؛ ولی کشت او منفی و تیتر رایت وی نیز پایین است.

در این بخش طراحی SAE را برای طبقه‌بندی رقم معرفی می‌شود. خودرمزنگار یک شبکه عصبی مصنوعی است که برای یادگیری کدگذاری کارآمد مورداستفاده قرار می‌گیرد. هدف یک خودرمزنگار، یادگیری بازنمایش فشرده‌شده، برای یک مجموعه داده است. خودرمزنگارها از سه لایه یا بیشتر، استفاده می‌کنند. که شامل یک‌لایه ورودی و تعدادی لایه مخفی خیلی کوچک‌تر که رمزنگاری را تشکیل خواهند داد و در نهایت یک‌لایه خروجی که در آن هر نورون همان معنای مشابه لایه ورودی را دارد. خودرمزنگار تابعی است که عمدتاً از دو بخش تشکیل می‌گردد، یک بخش انکدر هست که یک تابع استخراج ویژگی بوده و بردار ویژگی را از روی ورودی‌ها محاسبه می‌نماید. بخش دیگر، یک دیکدر است که در واقع از یک تابع احتمال مشخص، مدل‌های احتمالاتی تعریف شده و برای حداکثر نمودن تشابه داده‌ها، آموزش داده می‌شوند. معمولاً

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

خودرمزنگارها برای کاهش بعد و یا استخراج ویژگی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در شکل ۱ می‌توان ساختار مربوط به یک شبکه عصبی آتوانکودر را مشاهده نمود.



شکل ۱: ساختار sparse auto-encoder

الگوریتم‌های sparse auto-encoder پیشنهادی با استفاده از تابع موجود در رابطه ۲ آموزش داده می‌شود که در آن ورودی با x_n^l، لایه پنهان با H_m^l و لایه خروجی با Y_n^l مشخص می‌باشد همچنین n تعداد ورودی یا نورون خروجی بوده و m تعداد نورون‌های مخفی و l تعداد sparse auto-encoder است. در واقع لایه خروجی، بردار ورودی I_m^l را به لایه پنهان H_m^l به کمک تابع غیرخطی s نگاشت می‌کند [۱۰]:

$$H_m^1 = s\left(\sum_{i=0}^{n}(w_i * X_i^l) + b_m\right) \qquad (۲)$$

قابل ذکر است که در این رابطه w_i پارامترهای (یا وزن‌های) مرتبط با اتصال بین واحد ورودی و واحد پنهان است. b_m بایاس در لایه پنهان هستند. S(v) معرف تابع سیگموئید است. تابع سیگموئید به‌صورت رابطه ۳ تعریف می‌شود:

$$s(v) = \frac{1}{1+e^{-v}} \qquad (۳)$$

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

جدول ۱: مشخصات دموگرافیک و اپیدمیولوژی بیماران مراجعه‌کننده برحسب جنسیت در طول ۳ سال (۹۷-۱۳۹۵)

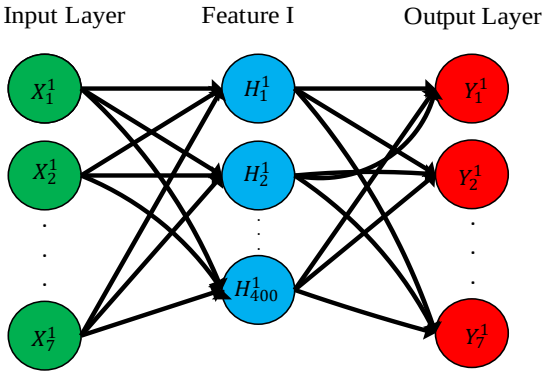
متغیر		مرد (درصد) تعداد	زن (درصد) تعداد	تعداد کل (درصد) تعداد
سن (سال)	≤۲۴	۲۵ (۷۵/۶)	۸ (۲۴/۴)	۳۳ (۱۰۰)
	۲۵-۴۴	۴۷ (۷۵/۸)	۱۵ (۲۴/۲)	۶۲ (۱۰۰)
	۴۵-۶۴	۲۳ (۵۴/۸)	۱۹ (۴۵/۲)	۴۲ (۱۰۰)
	≥۶۵	۱۱ (۴۵/۸)	۱۳ (۵۴/۲)	۲۴ (۱۰۰)
محل سکونت	شهرستان رفسنجان	۹۱ (۷۱/۷)	۳۶ (۲۸/۳)	۱۲۷ (۱۰۰)
	شهرستان انار	۲۱ (۶۱/۸)	۱۳ (۳۸/۲)	۳۴ (۱۰۰)
وضعیت اشتغال	کشاورز و دامدار	۶۲ (۷۷/۵)	۱۸ (۲۲/۵)	۸۰ (۱۰۰)
	خانه‌دار	۰ (۰)	۳۱ (۱۰۰)	۳۱ (۱۰۰)
	دانش‌آموز و دانشجو	۹ (۶۴/۳)	۵ (۳۵/۷)	۱۴ (۱۰۰)
	سایر مشاغل	۳۲ (۸۸/۸)	۴ (۱۱/۲)	۳۶ (۱۰۰)
سابقه تماس با دام	داشته	۸۸ (۷۵/۹)	۲۸ (۲۴/۱)	۱۱۶ (۱۰۰)
	نداشته	۲۰ (۴۴/۴)	۲۵ (۵۵/۶)	۴۵ (۱۰۰)
سابقه استفاده از فرآورده‌های لبنی غیرپاستوریزه	داشته	۷۶ (۶۶/۷)	۳۸ (۳۳/۳)	۱۱۴ (۱۰۰)
	نداشته	۳۲ (۶۸/۱)	۱۵ (۳۱/۹)	۴۷ (۱۰۰)

می‌توان از تابع فعالیت‌ساز tanh نیز استفاده نمود که نسبت به سیگموئید خصوصیت zero-center خروجی را داشت؛ اما هر دو تابع مشکلات تقریباً یکسانی دارند اعم از مشکل اشباع، مشکل آپدیت وزن‌ها در ناحیه اشباع (گرادیان صفر)، نیاز به هزینه زیاد initialization در جهت آپدیت وزن‌ها و در نهایت هزینه بر بودن محاسبه برای (Graphics Processing Unit)GPU را دارند. قابل ذکر است که تمایز و تفاوت زیادی در خروجی شبکه عصبی برای داده‌های استفاده شده (تب مالت) دیده نشد. لایه خروجی Y_n^l دارای همان تعداد واحدهای با لایه ورودی است و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y_n^l = s\left(\sum_{j=0}^{m}\left(\hat{w}_j * H_j^l\right) + b_n\right) \quad (۴)$$

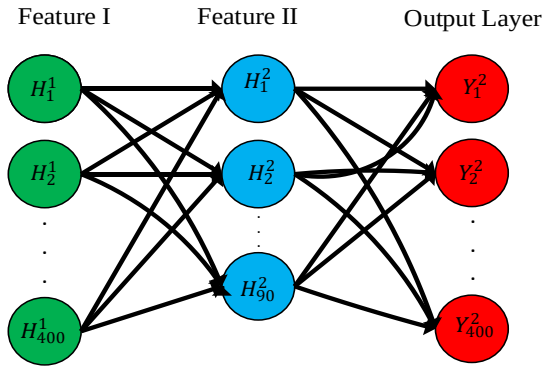
که در آن $\hat{w}_j$ پارامترهای (وزن‌های) مرتبط با اتصال بین واحد پنهان و واحد خروجی هستند. b_n بایاس در لایه خروجی هستند. S تابع سیگموئید در معادله است. در این پژوهش طراحی Stacked Auto-encoders برای دسته‌بندی تب مالت معرفی شد. اولین sparse autoencoder حاوی لایه ورودی است تا ویژگی‌های اولیه H_m^l ورودی خام که در شکل ۲ نشان داده شده است را یاد بگیرد [۱۰].

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]



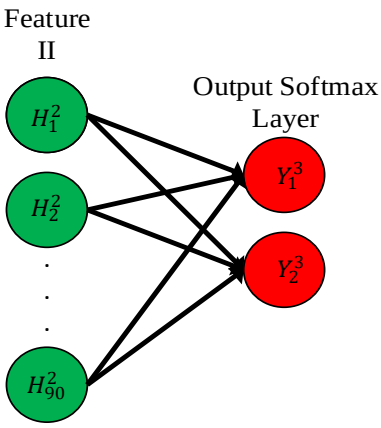
شکل ۲: اولین sparse auto-encoder

اولین sparse auto-encoder ویژگی اصلی (ویژگی I) را تولید می‌کند. ویژگی اصلی H_m^l لایه ورودی را به دومین sparse auto-encoder آموزش داده شده، می‌دهد که ویژگی‌های ثانویه (II) را تولید می‌کنند. در شکل ۳، ویژگی‌های اولیه که به‌عنوان ورودی خام به نسل بعدی auto-encoder برای استفاده از ویژگی‌های ثانویه مورد استفاده قرار می‌گیرد، نشان داده شد.



شکل ۳: دومین sparse auto-encoder

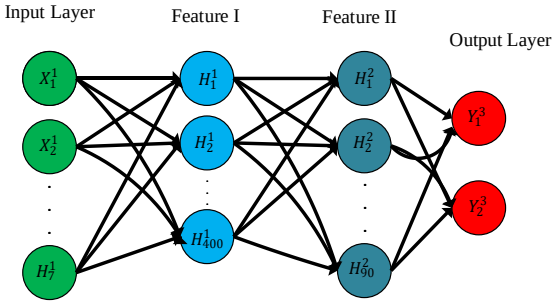
سپس، ویژگی ثانویه به عنوان لایه ورودی برای یک طبقه‌بندی کننده softmax برای نگاشت ویژگی‌های ثانویه به برچسب‌های رقمی که در شکل ۴ نشان داده شد، رفتار می‌کند.



شکل ٤: طبقه‌بندی کننده softmax

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

در نهایت، sparse auto-encoder اول و دوم با طبقه‌بندی کننده softmax برای تولید سه لایه از autocoder ترکیب شدندکه در شکل ۵ نشان داده شد.



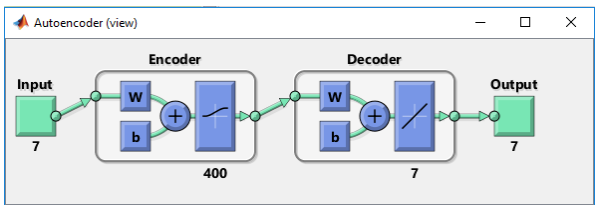
شکل ۵: طرح پیشنهادی معماری autoencoder

Stacked Auto-encoders دارای دولایه پنهان (ویژگی‌های اولیه و ثانویه) و لایه خروجی (طبقه‌بندی کننده softmax) هستند که قادر به طبقه‌بندی ارقام تب مالت می‌باشند.

نتایج

Stacked Auto-encoders شامل یک رمزگذار با لایه‌های ورودی ۷ بود. ورودی‌هایی که در ایجاد شبکه استفاده شده است شامل سن، جنس (۱: مرد، ۲: زن)، بارداری (۱: باردار بوده، ۰: باردار نبوده)، اطلاعات مربوط به آزمایش Wright، اطلاعات مربوط به آزمایش 2ME، اطلاعات مربوط به تماس با دام (۱: تماس داشته، ۰: تماس نداشته)، اطلاعات مربوط به سابقه استفاده از لبنیات غیرپاستوریزه (۱: سابقه دارد ۰: سابقه ندارد) بود.

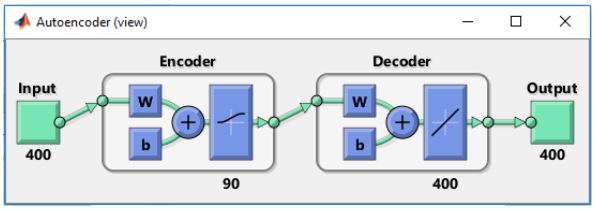
آتوانکودر کشف کرد که چگونه ویژگی‌های از هر ورودی از دیتاهای بیمار را یاد بگیرد. آزمایش‌ها در محیط برنامه‌نویسی Matlab نسخه ۲۰۱۸ انجام شد. آتوانکودر با استفاده از جعبه ابزار یادگیری عمیق توسط Matlab انجام شد. اولین sparse auto encoder با لایه ورودی ۷، یک‌لایه پنهان از اندازه ۴۰۰ و لایه خروجی اندازه ۷ در شکل ۶ نشان داده شد. اولین sparse auto encoder برای تولید ۴۰۰ ویژگی اولیه آموزش داده شد.



شکل ٦: اولین sparse auto encoder پیشنهاد شده

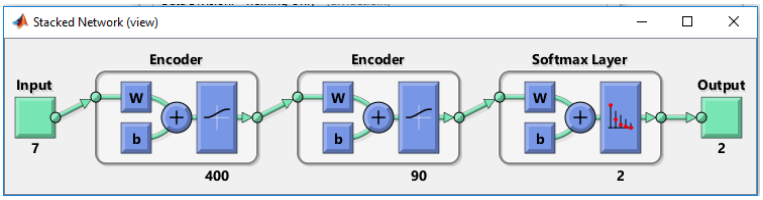
لایه دوم sparse autoencoder با لایه ورودی ۴۰۰، یک لایه پنهان با اندازه ۹۰ و لایه خروجی به اندازه ۴۰۰ که در شکل ۷ نشان داده شد، طراحی شد. دومین sparse autoencoder برای تولید ۹۰ ویژگی ثانویه آموزش دیده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]



شکل ۷: دومین sparse autoencoder پیشنهادی

Sparse auto encoder اول و دوم از L2 regularization برای یادگیری نمایش اسپارس استفاده نمودند. Regularization تأثیر یک L2 regularizer را برای وزن شبکه (و نه بایاس‌ها) کنترل نمود. در نهایت، این ۹۰ ویژگی، لایه softmax نشان داده شده در شکل ۴ را تغذیه کردند. لایه softmax برای تولید دو کلاس خروجی آموزش دیده است. در شکل ۸، طرح stack auto encoder پیشنهادی توسط یک لایه ورودی از اندازه ۷، لایه‌های پنهان با ۴۰۰ ویژگی اولیه، ۹۰ ویژگی ثانویه و لایه خروجی با ۲ برچسب را نشان داد. Stack auto encode پیشنهادی نشان داده شده در شکل ۸، ۱۴۲ داده‌های آزمایش از تصویر را آموزش می‌دهند.



شکل ۸: مدل شماتیک stack auto encode پیشنهادی

برای ایجاد نتایج بهتر، پس از اتمام این فاز آموزش، تنظیم خوب با استفاده از پس انتشار می‌تواند برای بهبود نتایج با تنظیم پارامترهای تمام لایه‌ها در یک‌زمان انجام گردد. autoencoder را با ۱۴۲ داده آموزش تغذیه شد. نگاشت آموخته‌شده توسط قسمت رمزگذار یک auto encoder می‌تواند برای استخراج ویژگی‌های داده مفید باشد. پس از به دست آمدن پارامترهای وزنی در شبکه آموزش دیده، ۳۷ داده را به عنوان آزمون به شبکه اعمال شد.

نتایج مربوط به حساسیت و ویژگی به دست آمده در داده‌های آموزش و آزمون در جدول ۲ نشان داده شد. متغیرهای SE و ACC به ترتیب حساسیت و صحت تشخیصی مدل بودند و متغیرهای True Positive (TP)، True Negative (TN)، False Positive (FP) و False Negative (FN) به ترتیب تعداد مثبت‌های درست، منفی‌های درست، مثبت‌های نادرست و منفی‌های نادرست هستند.

جدول ۲: نتایج مربوط به حساسیت و ویژگی داده‌ها

نوع داده	SE	ACC	SPE	FN	TN	TP	FP	تعداد
آموزش	۹۴٪/۶۱	۹۰٪/۸۴	۵۰٪	۷	۶	۱۲۳	۶	۱۴۲
آزمون	۶۱٪	۸۱٪/۰۸	۲۰٪	۳	۱	۲۹	۴	۳۷

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

بحث و نتیجه‌گیری

عملکرد مدل پیشنهادی در سیستم‌های تشخیص ناهنجاری تب مالت توسط سه طبقه‌بند کننده شامل ماشین بردار پشتیبان، تجزیه‌وتحلیل متقارن درجه دوم و الگوریتم K-نزدیک‌ترین همسایگی با استفاده از cross validation پنج‌گانه مورد ارزیابی قرار گرفت (جدول ۳).

جدول ۳: ارزیابی مدل پیشنهادی با سایر طبقه‌کننده‌ها

مدل	Accuracy
شبکه عصبی اتوانکودر	۹۰/۸۴٪
ماشین بردار پشتیبان	۸۸٪
تجزیه‌وتحلیل متقارن درجه دوم	۹۰٪
الگوریتم K- نزدیک‌ترین همسایگی	۸۸/۵٪

همان‌گونه که در جدول ۳ مشاهده شد، تمامی الگوریتم‌های به کار گرفته در سیستم تشخیص ناهنجاری تب مالت، دارای دقت بسیار بالایی بودند. ولیکن، دقت مدل پیشنهادی با ۹۰/۸۴ درصد، نسبت به سایر مدل‌ها اندکی بیشتر است. البته با توجه به مورد مطالعه، هر یک از این مدل‌ها می‌تواند به عنوان طبقه کننده با دقت مناسب مورد استفاده قرار گیرد.

بیماری‌های مشترک بین انسان و حیوان یکی از مهم‌ترین مشکلات بهداشتی و درمانی به ویژه در مناطق روستایی است، یکی از شایع‌ترین این بیماری‌ها تب مالت است. در این پژوهش، اثربخشی یادگیری عمیق stacked برای تشخیص تب مالت ارائه شد.

در کاربرد timereal- بودن، به‌عنوان هدف نهایی برای تشخیص تب مالت، به کمک شبکه‌های عصبی عمیق هنوز در مراحل اولیه تحقیقات قرار دارد، علت آن هم دسترسی به داده‌های کم جهت آموزش شبکه‌های عصبی بود. یکی از معایب این مدل می‌تواند پایین بودن نسبی ویژگی تشخیصی باشد که به دلیل کم بودن نمونه‌های منفی نسبت به نمونه‌های مثبت بود که با افزایش تعداد نمونه‌های منفی قابل حل خواهد بود. یکی دیگر از معایب مهم این روش و سایر روش‌های عمیق وابستگی آن‌ها به بانک اطلاعاتی مورد استفاده بود که با بزرگ‌تر شدن بانک اطلاعاتی این نقص کم‌کم برطرف شد. از دیگر معایب این روش می‌توان به وقت‌گیر بودن آن اشاره نمود؛ بنابراین کارهای بیشتری برای بهبود استحکام مدل، حد تشخیص و کارایی مرتب‌سازی برای تشخیص سرعت بالا موردنیاز است. برای بهبود بیشتر دقت، قابلیت اطمینان و سرعت تشخیص این رویکردها، به‌ویژه برای ارزیابی آنلاین، توسعه الگوریتم‌های جدید و مؤثر metrics chemo ضروری است. علاوه بر این، ترکیبات فناوری‌های مختلف می‌توانند به خوبی بر معایب یک فن منفرد فائق آیند که می‌تواند راه دیگری نیز باشد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله مراتب تقدیر و تشکر خود را از مسئولین محترم دانشگاه علوم پزشکی رفسنجان و همکاران شاغل در آن شبکه به دلیل مساعدت‌های بی‌دریغ‌شان طی اجرای مطالعه، اعلام می‌نمایند.

تعارض منافع

بدین‌وسیله نویسندگان تصریح می‌نمایند که هیچ‌گونه تضاد منافعی در خصوص پژوهش حاضر وجود ندارد.

References

1. Shirzadi M, Guideline for the Diagnosis and Treatment of Brucellosis. Tehran: Andishmand; 2013. [In Persian]

2. Abdussalam M, Fein D. Brucellosis as a world problem. Developments in Biological Standardization 1976; 31: 9-23.

3. Taheri Soodejani M, Lotfi M, Ghaderi A, Reisi A, Mohannadzadeh M. Epidemiology of brucellosis in Shahr-e- Kord during the years 2010 to 2014. Pars of Jahrom University of Medical Sciences 2016;14(1):1-7. [In Persian] doi: 10.29252/jmj.14.1.1

4. Heidari M, Nazer M, Kheirollahi A, Birjandi M, Zareie H. Frequency of epididymo-orchitis in hospitalized patients with acute scrotum at Shohadaye Ashayer Hospital, Khorramabad, Iran. J Pak Med Assoc 2012;62(1):44-6.

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

5. Nabavi M, Hatami H, Jamali Arand H. Epidemiological, Clinical and Paraclinical Surveys of Children and Adolescents with Brucellosis in Kohgiluyeh and Boyer Ahmad Province in Southwest of Iran during 2009-2015. Armaghane Danesh 2018; 23(2):236-52. [In Persian]

6. Mohammadian M, Salehiniya H, Kazaei S, Ramazanpour J, Mohammadian-Hafshejani A. Epidemiological characteristics and incidence rate of brucellosis in Isfahan province. Journal of Isfahan Medical School 2015; 33(355): 1784-95. [In Persian]

7. Pakzad R, Barati M, Moludi J, Barati H, Pakzad I. Epidemiology of Brucellosis in the North and North-West Iran. Paramedical Sciences and Military Health 2016; 11(1):17-23. [In Persian]

8. Hashtarkhani S, Akbari M, Jarahi L, Etminani K. Epidemiological characteristics and trend of incidence of human brucellosis in Razavi Khorasan province. Medical Journal of Mashhad University of Medical Sciences 2015; 58(9): 531-8. [In Persian]

9. Hajari A, Shams M, Afrooghi S, Fadaei Nobari R, Abaspoor Najafabadi R. Brucellosis in Tiran & Karvan: Study of the Disease in the Recent 10-Year Period (2004-2013). Military Caring Sciences 2016; 3(2):100-6. [In Persian] doi: 10.18869/acadpub.mcs.3.2.100

10. Loey M, El-Sawy A, EL-Bakry H. Deep Learning Autoencoder Approach for Handwritten Arabic Digits Recognition. arXiv 2017.

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]

Original Article

Journal of Health and Biomedical Informatics
Medical Informatics Research Center
2020; 6(4): 298-308

The Diagnosis of Brucellosis in Rafsanjan City Using Deep Auto-Encoder Neural Networks

Ghayoumi Zadeh Hossein [1], Fayazi Ali [2*], Danaeian Mostafa[3], Saeidi Alae [4]

• **Received:** 25 Dec, 2018 • **Accepted:** 1 Jun, 2019

Introduction: Brucellosis is considered as one of the most important common infectious diseases between humans and animals. Considering the endemic nature of brucellosis and the existence of numerous reports of human and animal cases of brucellosis in Iran, the incidence of human brucellosis in Rafsanjan city was determined in the last 3 years (2016–2018). The main objective of this study was to find an automated consistent and intelligent method with low sensitivity based on a neural network which is capable of accurate detection of brucellosis disease.
Methods: In this descriptive analytic study, cases of human brucellosis in Rafsanjan, south of Iran, were analyzed based on sex, age, pregnancy, history of contact with livestock and the use of non-pasteurized dairy products, Right Laboratory parameters and 2ME during 3 years (2016–2018). Data were split into two subsets of train (80%) and test (20%). The artificial neural network approach of the deep auto-encoder was used to train each subset.
Results: The deep auto-encoder method achieves 94.61% sensitivity, 90.84% accuracy and 50% specificity in the diagnosis of brucellosis over the experimental data sets. The experimental results also showed the excellent performance of the proposed artificial neural network.
Conclusion: The deep artificial neural network model can be used as an efficient and intelligent method to detect the human cases of brucellosis. However, further studies are required to design other models of artificial neural networks based on deep learning to detect other infectious diseases.

Keywords: Human Brucellosis, Rafsanjan, Artificial neural network, Deep auto-encoder method

• **Citation:** Ghayoumi Zadeh H, Fayazi A, Danaeian M, Saeidi A. The Diagnosis of Brucellosis in Rafsanjan City Using Deep Auto-Encoder Neural Networks. Journal of Health and Biomedical Informatics 2020; 6(4): 298-308. [In Persian]

1. Ph.D. in Biomedical Engineering, Assistant Professor, Electrical Engineering Dept., Faculty of Engineering, Vali-e-Asr University of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran
2. Ph.D. in Control Engineering, Assistant Professor, Electrical Engineering Dept., Faculty of Engineering, Vali-e-Asr University of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran
3. Ph.D. in Communication Engineering, Assistant Professor, Electrical Engineering Dept., Faculty of Engineering, Vali-e-Asr University of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran
4. M.Sc. of Medical Entomology, Fighting Diseases Dept., Deputy of Health, Rafsanjan University of Medical Sciences, Rafsanjan, Iran

***Correspondence**: Electrical Engineering Dept., Faculty of Engineering, Vali-e-Asr University of Rafsanjan, Imam Khomeini Square, Rafsanjan, Iran
• **Tel:** 03431312398 • **Email:** a.fayazi@vru.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2024-10-12]