

## مقایسه برآورد نمره ناتوانی بیماران مالتیپل اسکلروزیس با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم

### چکیده

دریافت: ۱۳۹۹/۱۱/۰۱ ویرایش: ۱۳۹۹/۱۱/۰۸ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۲۳ آنلاین: ۱۴۰۰/۰۴/۰۱

**زمینه و هدف:** مالتیپل اسکلروزیس (Multiple sclerosis, MS) جزو ناتوان‌کننده‌ترین بیماری در بالغین جوان است. آگاهی از نمره ناتوانی این بیماران (Expanded disability status scale, EDSS)، در انتخاب روند درمانی آنان مفید است. محاسبه EDSS وقت زیادی از پزشک متخصص می‌گیرد. هدف از این مطالعه برآورد نمره EDSS بیماران MS با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و درخت تصمیم (DT) بود.

**روش بررسی:** این مطالعه مقطعی بر روی داده‌های مطالعه رجیستری MS استان کرمانشاه از اردیبهشت ۱۳۹۶ تا آذر ۱۳۹۷ انجام شد. ۱۲ متغیر شامل اطلاعات دموگرافیک، اطلاعاتی در مورد بیماری MS افراد و نمره EDSS آنان از مجموعه داده‌ها استخراج گردید. نمره EDSS افراد توسط مدل‌های ANN و DT نیز برآورد شد. عملکرد مدل‌ها از نظر خطای برآورد، همبستگی و میانگین نمره برآورد شده، مورد مقایسه قرار گرفت. از (Waikato Environment for SPSS software, version 25 (IBM SPSS, Knowledge Analysis (Weka), University of Waikato, New Zealand) و Armonk, NY, USA) استفاده شد.

**یافته‌ها:** ۳۵۳ نفر با میانگین‌های سن  $۹/۱ \pm ۳۶/۴۷$  سال، سن شروع بیماری  $۹/۲ \pm ۳۰/۳۴$  سال، طول دوره بیماری  $۵/۷ \pm ۶/۲۰$  سال و نمره  $۲/۴۶ \pm ۱/۸$  EDSS بررسی شدند. خطاهای برآورد در مدل DT کمتر از مدل ANN بود. نمره EDSS واقعی همبستگی معنی داری با نمره برآورد شده توسط DT ( $r=۰/۵۷۱$ ) و ANN ( $r=۰/۶۲۳$ ) داشت. میانگین EDSS برآورد شده توسط DT ( $۱/۱ \pm ۲/۴۶$ ) تفاوت معناداری با میانگین EDSS واقعی نداشت ( $P=۰/۶۲۱$ ). میانگین EDSS برآورد شده توسط ANN ( $۱/۳ \pm ۲/۸۷$ ) به‌طور معناداری بیشتر از میانگین EDSS واقعی بود ( $P<۰/۰۵$ ).

**نتیجه‌گیری:** مدل DT نسبت به مدل ANN، نمره EDSS را بهتر برآورد کرد و به نمرات واقعی EDSS نزدیکتر بود. با مدل DT می‌توان EDSS بیماران MS را با دقت مناسبی تخمین زد.

**کلمات کلیدی:** درخت تصمیم، نمره ناتوانی، رایانه، مالتیپل اسکلروزیس، شبکه عصبی.

منصور رضایی<sup>۱</sup>، داریوش افشاری<sup>۲</sup>، نگین فخری<sup>۳</sup>، نازنین رزازیان<sup>۲\*</sup>

۱- گروه آمار زیستی، مرکز تحقیقات توسعه اجتماعی و ارتقاء سلامت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.

۲- گروه مغز و اعصاب، بیمارستان امام رضا (ع)، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.

۳- گروه آمار زیستی، کمیته تحقیقات دانشجویی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.

\* نویسنده مسئول: کرمانشاه، سرخه لیزه، بیمارستان امام رضا، بخش مغز و اعصاب.

تلفن: ۰۸۳-۲۸۲۶۲۰۰۵  
E-mail: nrزازian@gmail.com

### مقدمه

از مردان است.<sup>۲</sup> طبق گزارش انجمن MS ایران، حدود ۴۰ هزار نفر بیمار مبتلا به MS در ایران وجود دارد.<sup>۳</sup> این بیماری که با اختلال در هدایت عصبی همراه است، با مشخصه‌های کلینیکی متعددی ظاهر می‌شود.<sup>۴</sup> از جمله این مشخصه‌ها، مشکل حرکتی بیماران بوده و می‌تواند افزون‌بر ایجاد محدودیت در زندگی روزمره بیماران، شرکت

مالتیپل اسکلروزیس (Multiple sclerosis, MS) بیماری مزمن خودایمنی سیستم عصبی مرکزی است که معمولاً بین سنین ۲۰ تا ۴۰ سال بروز می‌کند.<sup>۱</sup> شیوع این بیماری در زنان ۲-۳ برابر بیشتر

بیماری به عنوان متغیرهای پیشگو و نمره EDSS بیماران به عنوان متغیر پاسخ از پرونده‌ها استخراج گردید. معیار ورود به این مطالعه تشخیص قطعی MS توسط متخصصین مغز و اعصاب و نیز ثبت بیمار در طرح رجیستری MS بود. معیار خروج این مطالعه موجود نبودن نمره EDSS بیمار در سامانه رجیستری MS بود. در این مطالعه تلاش شد محرمانه ماندن اطلاعات بیماران و حفظ حریم خصوصی آنان رعایت گردد.

مدل‌های آماری: هوش مصنوعی جزء روش‌های جدید آماری است که با کاوش داده‌ها و استخراج اطلاعات، می‌تواند داده‌ها را مدل‌سازی کند. در استفاده از این تکنیک‌ها دو مرحله وجود دارد: ساخت مدل و استفاده از مدل جهت پیش‌بینی و برآورد.

ANN: شبکه‌های عصبی از نسل جدید تکنیک‌های هوش مصنوعی به‌شمار می‌آیند. شبکه‌های عصبی مصنوعی از سیستم‌های عصبی بیولوژیک مانند مغز الهام گرفته شده و از واحدهایی تشکیل یافته است تا رفتارهای نورون‌های بیولوژیکی را مدل‌سازی و تقلید کند. در این شبکه‌ها یادگیری بر مبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون (Perceptron) انجام می‌شود. این واحدها ورودی‌ها را ترکیب می‌کنند تا یک خروجی حاصل شود. در این فرآیند، ابتدا یک سری مثال‌های آموزشی به شبکه داده می‌شود. شبکه با استفاده از ورودی‌ها و خروجی‌های مثال‌های آموزشی و با به کارگیری توابع ریاضی، وزن‌ها را طوری تعیین می‌کند تا خروجی شبکه به مقدار خروجی واقعی نزدیک‌تر باشد. ساختار عمومی مدل‌های ANN متشکل از سه لایه است: لایه ورودی که در این لایه اطلاعات ورودی به مدل معرفی می‌شوند، لایه یا لایه‌های مخفی که در آنها اطلاعات پردازش می‌شوند و لایه خروجی که نتایج حاصل از عملکرد مدل در آن تولید می‌شود. واحدهای پردازش در لایه ورودی همگی خطی هستند ولی در لایه‌های مخفی و خصوصاً لایه خروجی از نورون‌های غیرخطی با تابع تانژانت هیپربولیک (Hyperbolic tangent function) و یا سیگموئید و یا هر تابع غیرخطی پیوسته و مشتق‌پذیر دیگری می‌توان استفاده کرد. در شبکه‌های عصبی تنها برآورد بیان می‌شود و چگونگی انجام آن در خود شبکه پنهان باقی می‌ماند.

DT: درختان تصمیم یکی دیگر از تکنیک‌های هوش مصنوعی است که برای کاوش داده‌ها و کشف دانش نهفته در آن کاربرد دارد. DT برخلاف شبکه‌های عصبی (که چگونگی عملیات آن در شبکه

آنان را در فعالیت‌های ارتقاء سلامتی محدود نموده و در نتیجه سبب افزایش عوارض ثانویه و ایجاد محدودیت در زندگی و استقلال فرد می‌گردد.<sup>۶</sup>

آگاهی از میزان ناتوانی بیماران MS، در تصمیم پزشکی جهت انتخاب داروی مناسب و تعیین برنامه‌های بازتوانی ویژه بیمار تاثیر گذار است. معیار معمول برای اندازه‌گیری میزان ناتوانی بیماران MS، نمره‌ی EDSS است. این نمره که توسط پزشک متخصص مغز و اعصاب محاسبه می‌شود، به‌صورت عددی بین صفر تا ۱۰ است که در آن با افزایش نمره، بر شدت ناتوانی بیمار افزوده می‌شود.<sup>۷</sup> امتیاز EDSS تمرکز عمده‌ای بر توانایی راه رفتن دارد. بیمار توسط پزشک متخصص مغز و اعصاب معاینه شده و نمره EDSS بیمار براساس معاینات دقیق عینی و نورولوژیکی محاسبه می‌گردد، اما محاسبه این نمره توسط پزشک حدود نیم ساعت زمان می‌برد. با توجه به اینکه محاسبه‌ی این نمره، پزشک-محور بوده و محاسبه آن وقت زیادی از پزشک می‌گیرد، استفاده از روش‌هایی که بتواند در محاسبه نمره EDSS کمک‌کننده باشد، می‌تواند مفید باشد. یکی از رویکردهای موجود در این زمینه، استفاده از مدل‌های آماری جهت برآورد نمره EDSS است. هدف از این مطالعه برآورد نمره EDSS بیماران MS با استفاده از مدل‌های آماری شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و درخت تصمیم (DT) و نیز مقایسه این دو مدل بود.

## روش بررسی

جمعیت و داده‌های پژوهش: در این مطالعه مقطعی از اطلاعات گردآوری شده در طرح ثبت بیماری MS استان کرمانشاه از اردیبهشت ۱۳۹۶ تا آذر ۱۳۹۷ استفاده شد. نمونه‌گیری به‌صورت در دسترس بود بدین صورت که اطلاعات مربوط به ۳۵۳ بیمار MS استان کرمانشاه که در سامانه رجیستری MS موجود بود از سامانه استخراج گردید. اطلاعات دموگرافیک و اطلاعات مربوط به بیماری افراد گردآوری شد و نمره EDSS آنان توسط متخصصین مغز و اعصاب محاسبه گردید. جهت انجام پژوهش حاضر، متغیرهای جنسیت، سن بیمار، تحصیلات، وضعیت سیگاری بودن افراد، سابقه فامیلی MS، سن شروع بیماری، طول مدت بیماری، وضعیت استفاده از دارو، اولین علامت MS، نوع MS و فاصله شروع تا تشخیص

coefficient و Wilcoxon test جهت مقایسه نمرات برآورد شده توسط دو مدل استفاده گردید. به منظور بررسی نرمال بودن داده‌ها، Kolmogorov-Smirnov test به کار رفت. با توجه به نرمال نبودن داده‌ها، با استفاده از تبدیلات مختلف (لگاریتم، ریشه دوم، توان دوم و تبدیل باکس-کاکس (Box Cox Transformation)) تلاش شد داده‌ها نرمال شوند اما امکان پذیر نبود بنابراین از آزمون‌های ناپارامتری استفاده شد. تجزیه و تحلیل اطلاعات با استفاده از نرم‌افزار Weka و SPSS software, version 25 (IBM SPSS, 3.9.2 و Armonk, NY, USA) با سطح معناداری ۰/۰۵ انجام گرفت.

### یافته‌ها

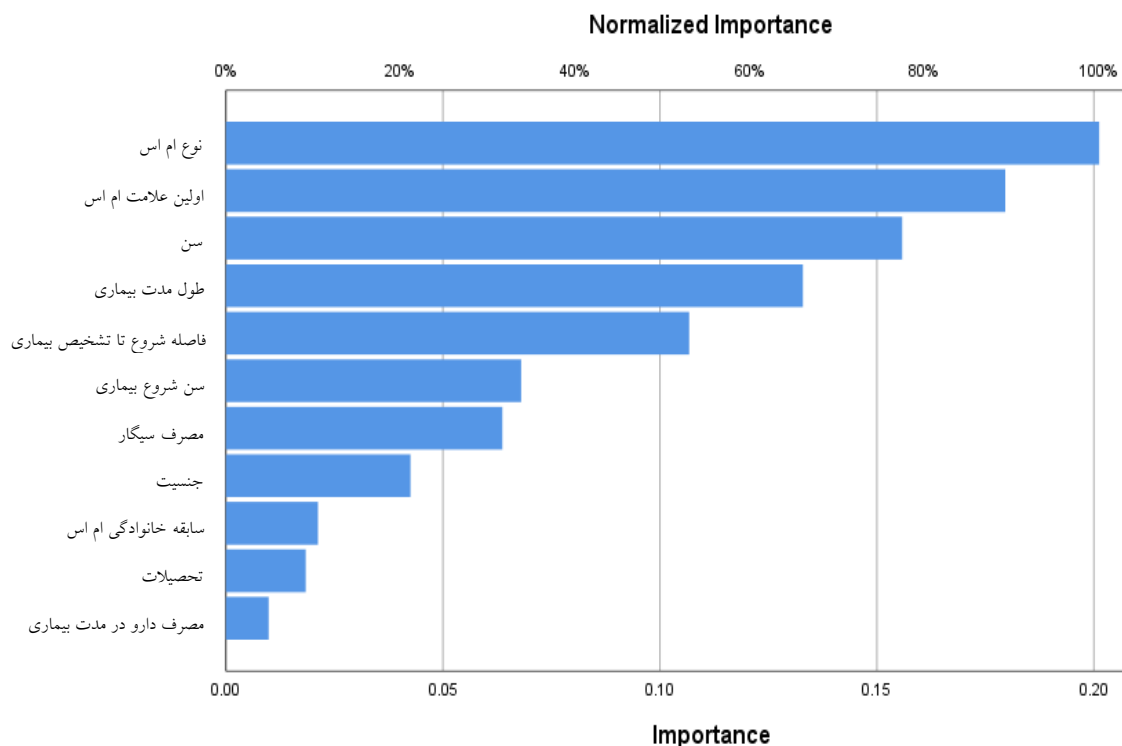
در این مطالعه ۳۵۳ نفر بررسی شدند. در این افراد میانگین سن  $9/1 \pm 3/47$  سال، میانگین سن شروع بیماری  $3/34 \pm 3/2$  سال، میانگین طول دوره بیماری  $5/7 \pm 6/20$  سال و میانگین نمره EDSS  $2/46 \pm 1/8$  بود. فراوانی نسبی افراد در متغیرهای کیفی مورد بررسی محاسبه شد (جدول ۱). مدل‌های ANN و DT به داده‌ها برازش شد و خطای مدل‌ها در برآورد نمره EDSS محاسبه گردید و مشخص شد که DT، نمره EDSS را با خطای کمتری برآورد کرده است (جدول ۲).

پنهان است)، به تولید قانون می‌پردازد و برآورد خود را در قالب یکسری قوانین توضیح می‌دهد. در DT، سوالاتی در مورد متغیرهای پیشگو پرسیده می‌شود که مطابق با پاسخ سوالات، نمونه آموزشی به قسمت‌های کوچکتری (شاخه) تقسیم می‌شود. در ساخت درخت دو مرحله اصلی انجام می‌شود: رشد درخت و هرس کردن درخت. ابتدا با استفاده از تمام متغیرهای پیشگو که در اختیار مدل قرار گرفته است مدل ساخته می‌شود (رشد درخت)، سپس متغیرها و شاخه‌هایی که اطلاعات زیادی به مدل اضافه نمی‌کنند از مدل حذف می‌گردد (هرس درخت). درخت REP Tree یکی از درختان تصمیم است که رشد این درخت براساس افزایش اطلاعات و کاهش واریانس بوده و هرس درخت با روش کاهش خطا به وسیله اتصالات برگشت پذیر انجام می‌شود. جهت مدل‌سازی نمره EDSS بیماران با مدل‌های ANN و DT، ابتدا افرادی که دارای اطلاعات گمشده بودند (۱۷ نفر)، از مجموعه داده‌ها حذف شدند. مدل ANN پرسپترون و DT از نوع REP Tree به داده‌ها برازش شد. سپس با به کارگیری مدل‌های ساخته شده، نمره EDSS افراد برآورد گردید، سپس عملکرد دو مدل با هم مورد مقایسه قرار گرفت. جهت مقایسه دو مدل، میانگین خطای مطلق، ریشه میانگین مربع خطا، خطای مطلق نسبی و ریشه خطای مربع نسبی دو مدل محاسبه شد. همچنین از Spearman correlation

جدول ۱: توزیع فراوانی افراد مورد بررسی در سطوح متغیرهای کیفی\*

متغیر	تعداد(درصد)	متغیر	تعداد(درصد)
جنس	زن	تحصیلات	۲۸۳(۸۰/۲)
	مرد	ابتدایی	۷۰(۱۹/۸)
مجموع		راهنمایی	۳۵۳
اولین علامت	چشمی	دیپلم	۱۲۳(۳۷/۰)
MS	حسی	دانشگاهی	۸۱(۲۴/۴)
	حرکتی	مجموع	۷۹(۲۳/۸)
	مخچه	نوع	۲۹(۸/۷)
	ساقه مغز	MS	۱۸(۵/۴)
	سرگیجه	PR	۱(۰/۳)
	غیره	RR	۱(۰/۳)
مجموع		CIS	۳۳۲
		مجموع	۲۹۵

\* تفاوت در جمع‌ها به دلیل وجود داده‌های گمشده است.



نمودار ۱: ترتیب اهمیت متغیرهای تعیین کننده نمره EDSS با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی

ساخت درخت به کار رفتند و متغیرهای وضعیت سیگاری بودن افراد، سن در شروع بیماری، وضعیت استفاده از دارو و فاصله شروع تا تشخیص بیماری اهمیت کمتری در برآورد نمره EDSS داشتند و در نمودار درخت ظاهر نشدند. همچنین آنالیز حساسیت مدل ANN، ترتیب اهمیت متغیرها را جهت برآورد نمره EDSS بیماران مشخص کرد. در این مدل متغیرهای وضعیت استفاده از دارو، تحصیلات، سابقه فامیلی ام اس و جنسیت اهمیت کمتری در برآورد نمره EDSS داشتند (نمودار ۱).

همبستگی بین مقادیر واقعی EDSS و مقادیر برآورد شده EDSS توسط مدل‌ها، محاسبه شد. مقادیر برآورد شده EDSS توسط هر دو مدل، همبستگی معنی داری با مقادیر واقعی EDSS داشتند ( $P < 0/001$ )، اما این همبستگی، با مقادیر برآورد شده توسط مدل ANN ( $r = 0/623$ ) قوی تر از همبستگی با مقادیر برآورد شده توسط

جدول ۲: خطای مدل‌های DT و ANN در برآورد نمره EDSS

شاخص	مدل درخت تصمیم	مدل شبکه عصبی مصنوعی
میانگین خطای مطلق	۱/۰۰	۱/۰۸
ریشه میانگین مربعات خطا	۱/۳۳	۱/۳۶
خطای مطلق نسبی	۶۸/۸٪	۷۴/۲٪
ریشه مربعات خطای نسبی	۷۳/۲٪	۷۴/۸٪

در برآورد مدل DT، متغیرهایی که اهمیت بیشتری در برآورد نمره EDSS داشتند (نوع ام اس، سن بیمار، طول مدت بیماری، تحصیلات، اولین علامت ام اس، جنسیت و سابقه فامیلی ام اس) در

مدل‌های مختلف نشان دادند که ANN می‌تواند عملکرد خوبی در پیش‌بینی تغییرات EDSS بیماران MS داشته باشد.<sup>۹</sup> در مطالعه Khemphila و همکاران نتایج بیانگر این بود که جهت پیش‌بینی بیماری‌های قلبی، شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به DT و Logistic regression دارای کمترین میزان خطا و دارای بالاترین دقت هستند.<sup>۱۰</sup> Kurt و همکاران در مطالعه خود نشان دادند که عملکرد مدل ANN در پیش‌بینی بیماری عروق کرونر بهتر از مدل DT است.<sup>۱۱</sup> نتایج مطالعه Dangare و همکاران در پیش‌بینی بیماری قلبی با استفاده از مدل‌های آماری نشان‌دهنده عملکرد ANN بهتر از DT است.<sup>۱۲</sup> نتایج اکثر مطالعات نشان دهنده عملکرد بهتر ANN نسبت به DT در پیش‌بینی بیماری‌های مختلف است اما مواردی نیز وجود دارند که بیان کرده‌اند از لحاظ برخی معیارهای مقایسه، عملکرد مدل DT بهتر از مدل ANN بوده است از جمله مطالعه Loizou و همکاران که نشان داد DT نسبت به ANN دارای حساسیت بیشتری بوده و توانایی بیشتری در تشخیص افراد مبتلا دارد.<sup>۱۳</sup>

با توجه به این که اکثر مطالعات (بر خلاف مطالعه حاضر) بیانگر عملکرد بهتر ANN نسبت به DT هستند، می‌توان گفت دلیل تفاوت یافته‌های مطالعه حاضر با مطالعات گذشته ممکن است این باشد که در مطالعات اخیر، اکثر جهت مسائل طبقه‌بندی باینری از مدل‌های آماری استفاده کرده‌اند درحالی‌که نوآوری مطالعه حاضر این است که مطالعه حاضر به برآورد رگرسیونی نمره EDSS بیماران MS با استفاده از مدل‌های آماری پرداخته است.

پیشنهاد می‌شود که در پژوهش‌های بعدی از مدل‌های آماری مختلف و همچنین از نرم‌افزارهای مختلف جهت برآورد رگرسیونی نمره EDSS استفاده گردد تا مشخص شود کدام مدل‌های آماری و نرم‌افزارهای هوش مصنوعی در این زمینه برآورد بهتری دارند. همچنین در دسترس نبودن تعداد بیشتری متغیر پیشگو جهت برآورد نمره EDSS، از محدودیت‌های این مطالعه بود. پیشنهاد می‌گردد که در مطالعات بعدی متغیرهای پیشگوی بیشتری مورد استفاده قرار گیرند تا برآورد دقیق‌تری به دست آید.

در پیش‌بینی نمره EDSS بیماران MS، مدل DT نسبت به مدل ANN عملکرد بهتری داشت و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه داد که به نمرات واقعی EDSS نزدیک‌تر بود. از این‌رو هنگامی که متخصص مغز و اعصاب زمان کافی برای

جدول ۳: مقایسه نمرات واقعی EDSS با نمرات برآورد شده توسط مدل‌های ANN و DT

متغیر	میانگین ± انحراف معیار	P
نمرات واقعی	۲/۴۶±۱/۸	-
نمرات برآورد شده با مدل DT	۲/۴۶±۱/۱	*۰/۶۲۱
نمرات برآورد شده با مدل ANN	۲/۸۷±۱/۳	*<۰/۰۰۱

\* آزمون مورد استفاده: ویلکاکسون

DT ( $r=۰/۵۷۱$ ) بود. همچنین مقادیر EDSS برآورد شده توسط دو مدل نیز به‌طور معناداری همبسته بودند ( $r=۰/۵۷۹$ ). میانگین نمرات EDSS برآورد شده توسط مدل DT بسیار نزدیک به میانگین نمرات واقعی EDSS بود و تفاوت معناداری با آن نداشت ( $P=۰/۶۲۱$ ) اما میانگین نمرات EDSS برآورد شده توسط ANN، تفاوت معناداری با میانگین نمرات واقعی EDSS داشت ( $P<۰/۰۰۵$ ) (جدول ۳).

## بحث

با توجه به اهمیت نمره EDSS در تصمیم پزشکی جهت انتخاب دارو و برنامه‌های ویژه بازتوانی بیماران MS و نیز با نظر به وقت‌گیر بودن محاسبه این نمره توسط پزشک، استفاده از مدل‌های آماری جهت برآورد این نمره می‌تواند کمک‌کننده باشد. تاکنون مطالعات زیادی بر روی بیماری MS انجام نشده که عملکرد مدل‌های مختلف آماری را مورد مقایسه قرار داده باشند. از این‌رو در این مطالعه بر آن شدیم که با استفاده از دو مدل آماری ANN و DT، نمره EDSS بیماران MS را برآورد کرده و دو مدل را با هم مقایسه کنیم. نتایج مطالعه به‌طور کلی نشان داد که نمرات برآورد شده توسط هر دو مدل همبستگی معناداری با نمرات واقعی EDSS دارد اما عملکرد مدل DT بهتر از مدل ANN بود و مقادیر برآورد شده توسط مدل DT، به مقادیر واقعی EDSS نزدیک‌تر بود. در مطالعات گذشته از مدل‌های آماری در پیش‌بینی بسیاری از بیماری‌ها استفاده شده است. Zhang و همکاران در مطالعه‌ای که جهت تشخیص MS با استفاده از روش ANN انجام دادند، نشان دادند که ANN با دقت قابل قبولی می‌تواند ابتلا به MS را تشخیص دهد.<sup>۱۴</sup> Bejarano و همکاران در بررسی

کرمانشاه (۱۳۹۶-۱۳۹۹)" مصوب دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی کرمانشاه در سال ۱۳۹۶ به کد ۹۶۵۶۵ می‌باشد که با حمایت دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی کرمانشاه اجرا شده است.

محاسبه نمره EDSS بیماران MS ندارند، می‌توان جهت برآورد نمره EDSS بیماران از مدل DT استفاده کرد.

سپاسگزاری: این مقاله بخشی از طرح تحقیقاتی تحت عنوان "ثبت و پیگیری بیماران مبتلا به مالتیپل اسکلروزیس در استان

## References

1. Visconti A, Cotichini R, Cannoni S, Bocca B, Forte G, Ghazaryan A, et al. Concentration of elements in serum of patients affected by multiple sclerosis with first demyelinating episode: a six-month longitudinal follow-up study. *Ann Ist Super Sanita* 2005;41(2):217-22.
2. Greer JM, McCombe PA. Role of gender in multiple sclerosis: clinical effects and potential molecular mechanisms. *J Neuroimmunol* 2011;234(1-2):7-18.
3. Ghafari S, Ahmadi F, Nabavi M, Memarian R. Effects of applying progressive muscle relaxation technique on depression, anxiety and stress of multiple sclerosis patients in Iran National MS Society. *Res Med* 2008;32(1):45-53.
4. Rampello A, Franceschini M, Piepoli M, Antenucci R, Lenti G, Olivieri D, et al. Effect of aerobic training on walking capacity and maximal exercise tolerance in patients with multiple sclerosis: a randomized crossover controlled study. *Phys Ther* 2007;87(5):545-55.
5. Rasova K, Havrdova E, Brandejsky P, Zálisová M, Foubikova B, Martinkova P. Comparison of the influence of different rehabilitation programmes on clinical, spirometric and spirometric parameters in patients with multiple sclerosis. *Mult Scler J* 2006;12(2):227-34.
6. Fraser C, Morgante L, Hadjimichael O, Vollmer T. A prospective study of adherence to glatiramer acetate in individuals with multiple sclerosis. *J Neurosci Nurs* 2004;36(3):120-30.
7. Kurtzke JF. Rating neurologic impairment in multiple sclerosis: an expanded disability status scale (EDSS). *Neurology* 1983;33(11):1444.-
8. Zhang Y-D, Pan C, Sun J, Tang C. Multiple sclerosis identification by convolutional neural network with dropout and parametric ReLU. *J Comput Sci* 2018;28:1-10.
9. Bejarano B, Bianco M, Gonzalez-Moron D, Sepulcre J, Goñi J, Arcocha J, et al. Computational classifiers for predicting the short-term course of Multiple sclerosis. *BMC Neurol* 2011;11(1):67.
10. Khemphila A, Boonjing V, editors. Comparing performances of logistic regression, decision trees, and neural networks for classifying heart disease patients. 2010 international conference on computer information systems and industrial management applications (CISIM); 2010: IEEE.
11. Kurt I, Ture M, Kurum AT. Comparing performances of logistic regression, classification and regression tree, and neural networks for predicting coronary artery disease. *Expert Syst Appl* 2008;34(1):366-74.
12. Dangare CS, Apte SS. Improved study of heart disease prediction system using data mining classification techniques. *Int J Comput Appl* 2012;47(10):44-8.
13. Loizou CP, Kyriacou EC, Seimenis I, Pantziaris M, Petroudi S, Karaolis M, et al. Brain white matter lesion classification in multiple sclerosis subjects for the prognosis of future disability. *Intelligent Decision Technologies* 2013;7(1):3-10.

## Comparison of disability score estimation in multiple sclerosis patients with artificial neural network and decision tree models

Mansour Rezaei Ph.D.<sup>1</sup>  
Daryush Afshari M.D.<sup>2</sup>  
Negin Fakhri M.Sc.<sup>3</sup>  
Nazanin Razazian M.D.<sup>2\*</sup>

1- Department of Biostatistics,  
Social Development and Health  
Promotion Research Center,  
Kermanshah University of Medical  
Sciences, Kermanshah, Iran.

2- Department of Neurology, Imam  
Reza Hospital, Faculty of Medicine,  
Kermanshah University of Medical  
Sciences, Kermanshah, Iran.

3- Department of Biostatistics,  
Student's Research Committee,  
Faculty of Health, Kermanshah  
University of Medical Sciences,  
Kermanshah, Iran.

\* Corresponding author: Department of  
Neurology, Imam Reza Hospital,  
Sorkheh Lizeh, Kermanshah, Iran.  
Tel: +98-83-38262005  
E-mail: nrزازian@gmail.com

### Abstract

Received: 20 Jan. 2021 Revised: 27 Jan. 2021 Accepted: 13 Jun. 2021 Available online: 22 Jun. 2021

**Background:** Multiple Sclerosis (MS) is one of the most debilitating disease among young adults. Understanding the disability score (Expanded Disability Status Scale (EDSS)) of these patients is helpful in choosing their treatment process. Calculating EDSS takes a lot of time for Neurologists, so having a way to estimate EDSS can be helpful. This study aimed to estimate the EDSS score of MS patients using statistical models including Artificial Neural Network (ANN) and Decision Tree (DT) models.

**Methods:** This cross-sectional study was performed on MS registry study data of Kermanshah province from April 2017 to November 2018. From the total data available in the registry system, The 12 variables including demographic information, information about MS disease and their EDSS score were extracted. EDSS scores were also estimated using ANN and DT models. The performance of the models was compared in terms of estimation error, correlation and mean of an estimated score. Data were analyzed using Weka software version 3.9.2 and SPSS software version 25 with a significance level of 0.05.

**Results:** In this study, 353 people were studied. The mean age of the patients was  $36.47 \pm 9.1$  years, the mean age of onset was  $9.2 \pm 30.34$  years, the mean duration of the disease was  $6.20 \pm 5.7$  years and the mean EDSS score was  $2.46 \pm 1.8$ . Estimation errors in the DT model were lower than in the ANN model. The real EDSS score was significantly correlated with scores estimated by DT ( $r=0.571$ ) and ANN ( $r=0.623$ ). The mean EDSS estimated by the DT model ( $2.46 \pm 1.1$ ) was not significantly different from the real EDSS mean ( $P=0.621$ ) but the mean EDSS estimated by the ANN model ( $2.87 \pm 1.3$ ) was significantly higher than the real EDSS mean. ( $P<0.05$ ).

**Conclusion:** The DT model could better estimate the EDSS score of MS patients than the ANN model and made predictions that were closer to the actual EDSS scores. Therefore, the DT model can accurately estimate the EDSS score of MS patients.

**Keywords:** decision tree, disability score, computer, multiple sclerosis, neural networks.