

پیش بینی کننده درجه (میزان) شادکامی با استفاده از ساختار داده مفهومی برای

معماری های یادگیری عمیق

چکیده

پیشینه و هدف: شادکامی یک هدف انسانی اساسی جهانی است. از زمان ظهور روانشناسی مثبت، تمرکز اصلی در تحقیقات روان شناختی بررسی نقش عوامل تعیین کننده در پیش بینی شادکامی بوده است. روشهای متداول مبتنی بر روابط خطی هستند، مانند رگرسیون خطی چند متغیره متداول (MLR)، که ممکن است از عدم توانایی بازنمود ویژگی های روانشناختی متنوع رنج ببرند. با استفاده از شبکه های عصبی عمیق (DNN)، ما یک پیش بینی کننده درجه (میزان) شادکامی (H-DP) را بر اساس پاسخ به پنج پرسشنامه استاندارد روان سنجی تعریف می کنیم.

روش ها: یک معماری ساختار-داده محور برای DNN (D-SDNN) به منظور تعریف یک HDP پیشنهاد شده است که در آن معماری شبکه امکان تفسیر مفهومی از عوامل روانشناختی مرتبط با شادکامی را فراهم می کند. چهار پیکربندی شبکه عصبی مختلف با تغییر دادن تعداد نرون ها و وجود یا عدم وجود بایاس (bias) در لایه های پنهان آزمایش شده است. دو معیار برای ارزیابی تأثیر ابعاد مفهومی تعریف و محاسبه شده است: یکی وزن موثر بعد مفهومی را به صورت عبارت مطلق معین می کند و دیگری به جهت (مثبت یا منفی) اثر اشاره می کند.

مطالب: یک بررسی مقطعی با هدف قرار دادن جمعیت بالغ غیر نهادینه مقیم اسپانیا توسط 823 مورد تکمیل شده بود. از مجموع 111 عنصر بررسی به وسیله داده های اجتماعی- جمعیت شناختی و پنج مقیاس روان سنجی گروه بندی شده اند (پرسشنامه Brief COPE، EPQR-A، GHQ-28، MOS-SSS، SDHS) که چندین عامل روان شناختی را با عمل کردن یکی به عنوان نتیجه (SDHS) و چهار تای دیگر به عنوان پیش بینی کننده اندازه می گیرند.

نتایج: رویکرد D-SDNN ما نتیجه بهتری ($MSE: 1.46 \cdot 10^{-2}$) نسبت به MRL ($MSE: 2.3 \cdot 10^{-2}$) ارائه کرده است ، از این رو دقت پیش بینی تا 37٪ بهبود می یابد ، و امکان می دهد تا ساختار مفهومی را شبیه سازی نماید. نتیجه گیری: ما عملکرد بهتری از شبکه های عصبی عمیق (DNN) به نسبت به روش های قدیمی مشاهده می کنیم. این امر، توانایی خود را برای گرفتن ساختار مفهومی به منظور پیش بینی درجه (میزان) شادکامی از طریق متغیرهای روان شناختی ارزیابی شده توسط پرسشنامه های استاندارد نشان می دهد. همچنین اجازه می دهد تا تأثیر هر عامل را روی نتیجه بدون فرض رابطه خطی تخمین زده شود.

کلمات کلیدی: یادگیری عمیق. شبکه عصبی عمیق مبتنی بر ساختار داده. (D-SDNN). خوشبختی. پیش بینی درجه شادی (H-DP)

1. مقدمه

پیگیری سعادت یک محرک جهانی - هم فرهنگی و هم عاقلانه - محور رفتار انسان است. از زمان های قدیم چهره های فلسفی موثر و مورد رجوع ، به عنوان مثال ارسطو از غرب یا ژوانگری از شرق ، بسیاری از کارهای خود را اندیشه شادکامی به عنوان هدف نهایی وجود انسان اختصاص داده بودند. دلیل اصلی این امر که این پیگیری آگاهانه شادکامی باید به عنوان یک هدف اساسی بشر در نظر گرفته شود ، قطعنامه ای است که در مجمع عمومی سازمان ملل متحد در 28 ژوئن 2012 ، که 20 مارس ، به عنوان روز جهانی شادکامی اعلام شد ، تصویب شد:

شناخت ارتباط سعادت و بهزیستی (رفاه) به عنوان اهداف و آرمان های جهانی در زندگی موجودات انسانی در سراسر جهان و اهمیت شناخت آنها در اهداف سیاستگذاری عمومی.

هم چنین، تشخیص نیاز به یک رویکرد فراگیرتر ، عادلانه تر و متعادل تر برای رشد اقتصادی که موجب توسعه پایدار، ریشه کنی فقر ، خوشبختی و بهزیستی (رفاه) همه مردم می شود.



شکل 1- طیف ارزش عاطفی (هیجانی)

مطابق با این قطعنامه ، سازمان ملل متحد (UN) جنبشی غیرنظامی را برای جهان شادتر ایجاد کرده است، و هدایت بهزیستی(رفاه) و شادکامی را به عنوان هدف اصلی در توسعه و راه اندازی 17 مورد از اهداف توسعه پایدار از 2030 برنامه برای توسعه پایدار را در نظر گرفت.

1.1. پیشبینی کننده درجه (میزان) شادکامی

از زمان ظهور روانشناسی مثبت [6] به عنوان یک مطالعه علمی از عواملی که انسانها را هم در سطح فردی و هم جمعی سوق می دهد تا شکوفا شود ، جامعه پژوهش به طور مداوم دانش مبتنی بر شواهد را در مورد به اصطلاح شادکامی یا بهزیستی (رفاه) درونی ایجاد کرده است.

شادکامی و افسردگی اصطلاحاتی هستند که در زندگی روزمره برای نشان دادن حالات هیجانی و نوسانات روحی به کار می روند، که با اطمینان، به عنوان افتادن در انتهای مخالف یک زنجیره ارزش دو قطبی نشان داده می شوند. برای اهداف گویا ، نمایشی گرافیکی از طیف ارزش عاطفی در شکل 1 نشان داده شده است.

همانطور که مشاهده می شود ، افسردگی در انتهای طرف تأثیر منفی اختصاص می یابد در حالی که شادکامی در نقطه مقابل قرار می گیرد. این نشان می دهد که شادکامی فقط عدم وجود روحیه منفی و حالات هیجانی نیست، بلکه حضور افراد مثبت نیز است.

با توجه به پیش بینی کننده های شادکامی ، تحقیقات موجود ، عوامل روان شناختی مانند راهبردهای مقابله با استرس، حمایت اجتماعی ادراک شده یا شخصیت را یافته است که در ظهور آن وزن قابل ملاحظه ای دارند. تاکنون ، روش روش شناختی قدیمی که برای پیش بینی درجه (میزان) شادی به کار گرفته شده، رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) بوده است.

الگوی نوظهور ، رویکردهای نوین و ابزارهایی مانند یادگیری عمیق در جستجوی روانشناختی به طور فزاینده ای موثر مثلا در مورد در مورد شناخت احساسات [28-30] ، تحلیل احساسات و / یا طبقه بندی [31-33] هستند. شایان ذکر است که هر دو موضوع در موضوعات ویژه اخیر در سال های اخیر مورد تأیید قرار گرفتند [34-36] که نشان دهنده اهمیت مطالعه است و به ما این امکان را می دهد تا از یکی از محدودیت های مبرم MLR که فرضیه یک رابطه بین پیش بینی کننده ها (عوامل روانشناختی) و نتیجه (درجه (میزان) شادی) است، جلوگیری نماییم.

مطالعات اخیر در زمینه تحلیل احساسات، محصور در حوزه روانشناسیگرایش به نظارت بر حالات افراد را از طریق فعالیت های شبکه های اجتماعی ، تصویر / فیلم و طبقه بندی جمله ها نشان می دهد [37،32-39]. این تحقیقات ، استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق پیچشی را نشان می دهد که رفتار بهتری را برای استخراج و انتخاب ویژگی ها ارائه می دهد. اهداف مطالعه ما با هدف تقلید - بدون فرض هرگونه رابطه خطی - ساختاری از مجموعه ای از مقیاس های روان شناختی که با داده های ساختاری با اهداف پیش بینی و تفسیر تطابق یافته اند، به دلیل ماهیت داده ها ، استفاده از فناوری پیچشی را غیر ضروری می کند.

1.2. انگیزه مطالعه حاضر

هدف اصلی کار ما تعریف یک پیش بینی کننده درجه (میزان) شادکامی (H-DP) است که به دست آوردن اطلاعات از مهمترین عوامل موثر بر شادکامی را مجاز می کند. به طور خاص ، این امر به منظور آزمایش بهره وری از روش یادگیری عمیق رگرسیون عمومی در پیش بینی شادکامی اندازه گیری شده از نظر روان سنجی مقیاس افسردگی - شادکامی کوتاه روانشناختی (SDHS) را اجازه می دهد.

برای این منظور ، ما ساخت یک ساختار داده ای شهودی استخراج شده از شبکه عصبی عمیق-D (SDNN) مبتنی بر ساختار مفهومی عوامل روانشناختی - پریشانی احساسی ، شخصیت ، راهکار های مقابله با استرس و حمایت اجتماعی ادراک شده برای یادگیری نظارت شده را پیشنهاد می دهیم. اعتقاد بر این است که تکنیک فعلی یادگیری عمیق مزایای مختلفی دارد [39،40]. در میان آنها ، انتظار می رود D-SDNN که صحت پیش بینی را نسبت به مواردی که

توسط MLR داده شده است ، بهبود بخشد ، و همچنین اثر - وزن را - که ابعاد مفهومی مختلف - عوامل روان شناختی - در ظهور درجه (میزان) خاصی از شادکامی و در نتیجه در H-DP دارند ، کنترل نماید.

بقیه مقاله به شرح زیر سازماندهی می شوند. ابتدا ، در بخش 2 ، شرح مختصری از مقیاس های روان سنجی مورد استفاده برای سنجش فاکتورهای روانی استفاده شده به وسیله D-SDNN مان را ارائه می دهیم. در مرحله بعد ، نمونه و رویه پیش پردازش داده ها ارائه می شود. بخش 3 به طرح مفهومی و ویژگی های اصلی D-SDNN اختصاص داده شده است. چهار D-SDNN آموزش داده شده است. بخش 4 نتایج ما را با استفاده از یک داده واقعی و در مقایسه با MLR ارائه می دهد. تأثیر ، مشارکت ، محدودیت ها و کارهای آینده در بخش 5 ارائه شده است. سرانجام ، یک نتیجه گیری کوتاه در بخش 6 آورده شده است.

2. موضوعات

2.1. نمونه : موضوع برای ملاحظه

بهزیستی (رفاه) روانشناختی و روانی فقط اخیراً با مقیاس های معتبر و پایا قابل اندازه گیری است ، اما شادکامی را می توان رضایت از زندگی ، فقدان افسردگی ، برونگرایی ثابت و غیره دانست ، بنابراین حتی اگر آنها یک ساختار یکسان را تشکیل ندهند ، ممکن است روابط محکمی بین آن ها پیدا کنند. نوشته ها نشان می دهد که بسیاری از منابع ممکن است در شادکامی تأثیر بگذارند ، شدیدترین تأثیرات مربوط به وضعیت تأهل ، ارتباط با شغل ، وضعیت شغلی ، اوقات فراغت و شایستگی های بهداشتی و مهارت های اجتماعی است [41]. بنابراین ، در این مقاله ما از یک ابزار خاص برای ارزیابی شادکامی استفاده کرده ایم و ساختهای مرتبط و متفاوت دیگری (به عنوان راهبردهای مقابله ، شخصیت ، پریشانی هیجانی و حمایت اجتماعی) را در این مدل گنجانده ایم تا بتوانیم تصویری کامل از حالات روانی و ذهنی نمونه طراحی کنیم.

2.1.1. تشریح نمونه

هدف از این مطالعه مقطعی ، جمعیت بالغ غیر نهادینه مقیم والنسیا بود. در مجموع 823 شرکت کننده نظرسنجی را تکمیل کردند که 59.8٪ از آنها زن بودند. میانگین سنی 46 سال ($\pm 21/1$) از 18 تا 92 سال بود. با توجه به سطح تحصیلی نمونه ، 12/2 درصد آموزش رسمی دریافت نکرده اند ، 25/8 درصد آموزش ابتدایی ، 28/7 درصد آموزش متوسطه و 33/3 درصد مابقی نیز آموزش عالی را دریافت کرده بودند یا در حال حاضر در حال دریافت بودند. از نظر وضعیت زناشویی آنها ، 39٪ آنها مجرد ، 41.4٪ متاهل ، 8/8٪ جدا شده و یا طلاق گرفته بوده اند و 11.3٪ بقیه نیز بیوه بوده اند.

2.1.2. زمینه های مستثنی

نمونه آماری توسط 76 مصاحبه کننده مختلف جمع آوری شده است که نشان می دهد برخی از شرکت کنندگان با بیش از یک نفر مصاحبه شده اند. ما برای جلوگیری از نتایج نادرست این واقعیت را در نظر گرفتیم. به این معنا ، اگر پاسخ های متعدد هر یک از شرکت کنندگان تکرار شده برابر بود ، مشارکت کننده به حساب آورده می شد ، در مورد دیگر مستثنی شده بود.

2.2. توضیحات مقیاس های روان سنجی

مقیاس های روان سنجی پرسشنامه های استاندارد هستند که متغیرهای پنهان (عوامل روانشناختی) را از طریق موارد تجربی (شاخص های رفتاری) اندازه گیری می کنند. روش استفاده از مقیاس روان سنجی شامل اولین مرحله است که در آن مقیاس اعتبار سنجی شده است و مرحله دوم که پایایی آن تخمین زده می شود. به منظور استفاده، زمانی که مقیاسی در یک جمعیت خاص تأیید شد ، اعتبار آن مجدداً بررسی نمی شود. با این حال ، پایایی یک مقیاس، باید هر بار که این مقیاس در یک نمونه متفاوت استفاده شود ، بررسی شود. چندین شاخص برای برآورد همسانی درونی (یعنی پایایی) مقیاس وجود دارد. شاخصی که معمولاً به کار گرفته می شود ضریب کرونباخ است [42]. بنابراین ، ما در زیر

مقیاس های مختلف روانسنجی به کار رفته در این کار را برای اندازه گیری متغیرهای پنهان ارائه خواهیم داد. ضرایب کرونباخ به دست آمده برای هر مقیاس در بخش 2.3 ارائه شده است.

شادکامی با مقیاس کوتاه افسردگی- شادکامی (SDHS) اندازه گیری شد [16]. این، یک مقیاس لیکرت 4 نقطه ای مرتب شده از 0 ("هرگز") تا 3 ("اغلب") با در مجموع 6 آیتم (مورد) است که 3 مورد از آنها احساسات مثبت را نشان می دهد (به عنوان مثال "احساس می کردم زندگی لذت بخش است") در حالی که سه احساسات منفی دیگر توصیف می کنند - و از این رو به طور معکوس نمره می گیرد - (به عنوان مثال "احساس بی هوشی کردم"). نمره کل (که ممکن است بین 0- افسردگی- و 18- شادکامی- متغیر باشد) برای به دست آوردن درجه (میزان) شادکامی / افسردگی برای هر یک از شرکت کنندگان محاسبه شد و به عنوان استاندارد طلا (استاندارد پذیرفته شده) برای آموزش نظارت شده برای نتیجه D-SDNN مورد استفاده قرار گرفت.

راهکار های مقابله سازوکارهای ذهنی مختلفی برای مدیریت مطالبات و درگیری ها و تنظیم پاسخ هیجانی و استرس است. این راهکار ها شامل استفاده از منابع شخصی است و راهکار های مقابله در شرایطی که افراد به طور مکرر احساس می کنند منابع کافی ندارند یا نمی توانند به طور صحیح به این تقاضا پاسخ دهند، درگیر می شوند. راهکار های اصلی مقابله هدایتی ، شناختی و هیجانی است و می تواند بر روی مسئله یا به سمت احساسات متمرکز شود - آنچه در آن لحظه داریم- متمرکز شود. راهبردهای مقابله با استفاده از پرسشنامه Brief COPE مورد ارزیابی قرار گرفت [43]. این مقیاس لیکرت 4 نقطه ای است که از 1 ("من معمولاً این کار را نمی کنم") تا 4 ("من معمولاً این کار را زیاد می کنم") با 28 آیتم (موردی) که به 14 زیر مقیاس 2 آیتمی (موردی) هر یک : خود پریشانی ، مقابله فعالانه ، انکار ، سوء مصرف مواد ، استفاده از حمایت عاطفی ، استفاده از حمایت ابزاری ، بی تفاوتی رفتاری ، بیرون ریختن ، اصلاح مجدد مثبت ، برنامه ریزی ، شوخ طبعی ، دین و سرزنش خود مجدداً گروه بندی شده اند.

شخصیت با پرسشنامه شخصیت آیزنک مجدداً خلاصه شده (EPQR-A) مورد ارزیابی قرار گرفت [44]. این شامل 4 مقیاس از 6 آیتم (آیتمی) دوگانه ("بله / خیر") است که هر روان رنجوری ، برون گرایی ، روان پریشی و صمیمیت را ارزیابی می کنند.

پریشانی هیجانی احساسی است که شخص یا موقعیتی درگیر تحمل یک رنج روان شناختی است و می تواند در درجات مختلف نه تنها شناختی یا کلامی بلکه از طریق علائم ذهنی یا جسمی - افسردگی ، اضطراب ، بی خوابی ، بی اشتها یا پرخوری، ناراحتی ، سرگیجه ، خستگی ، حالت تهوع ، درد ، و غیره اظهار شود. پریشانی هیجانی را می توان به عنوان وضعیت مخالف بهزیستی ، شادکامی ، رضایت شخصی ، رفاه و غیره تفسیر کرد. این فاکتور روانشناختی با استفاده از پرسشنامه سلامت عمومی 28 آیتمی (موردی) (GHQ - 28) اندازه گیری شد [45]. مقیاس لیکرت در مقیاس 5 درجه (میزان) ای از 0 ("اصلاً نیست) تا 4 ("خیلی بیشتر از حد معمول") است و در مجموع 28 آیتم (مورد) در 4 زیر مقیاس از 7 مورد مجدداً گروه بندی شده اند: نشانه های جسمانی ، اضطراب / بی خوابی ، اختلال عملکرد اجتماعی و افسردگی شدید.

حمایت اجتماعی با مطالعه نتایج پزشکی (MOS) پرسشنامه حمایت اجتماعی (MOS-SSS) مورد بررسی قرار گرفت [46]. این شامل یک سؤال اول است که درباره تعداد دوستان و بستگان نزدیک که شخص دارد مورد می پرسد، به علاوه یک مقیاس لیکرت 5 امتیازی از 1 ("هیچ زمانی") تا 4 ("همه زمان ها") با مجموع 19 آیتم (مورد) در 4 زیرمقیاس حمایت عملکردی 8 ، 4 ، 4 و 3 آیتمی (موردی) در هر زیر مقیاس دسته بندی شده اند. اینها عبارتند از: تعامل هیجانی / اطلاعاتی ، کنش متقابل اجتماعی ملموس، عاطفی، مثبت.

جدول ۱- ضرایب α کرونباخ به دست آمده برای هر مقیاس روان سنجی

مقیاس روان سنجی	کرونباخ α ضریب
SDHS	0.79
Brief COPE Inventory	0.84
EPQR-A	0.42
GHQ-28	0.87
MOS-SSS	0.95

2.3 توضیحات پردازش داده ها

پایایی به خطای غیرسیستماتیک اندازه گیری اشاره شده است. این یک ویژگی نتایج است و می تواند تحت تأثیر طول ابزار ، یکدست بودن گروه اندازه گیری شده و غیره باشد. [47] حداقل مقدار قابل قبول ضریب پایایی بستگی به کاربرد ساخته شده از ساز دارد [48]. به این معنا ، ابتدا ضرایب α کرونباخ را برای تخمین همسانی درونی مقیاسهای روان سنجی، به منظور بررسی پایایی کار از قبل برای استفاده داده جمع آوری شده با آنها، محاسبه می شود. ضرایب به دست آمده در جدول 1 خلاصه شده اند. این یک همسانی درونی قابل قبول برای α برای مقادیر از 0.70 ، در نظر گرفته شده است. همانطور که در جدول 1 مشاهده می شود ، کلیه مقیاس ها به جز مورد EPQR-A (که شخصیت اندازه گیری شده است) پایایی خوبی را ارائه دادند. برخی از نویسندگان تأکید می کنند که شاخص های پایایی می توانند تحت تأثیر طول مقیاس قرار بگیرند [49،50]. مقیاس های کوتاه تر معمولاً ضریب های پایین تری نسبت به نمونه های طولانی تر نشان می دهند ، شخصیت با نسخه مختصر مقیاس EPQR اندازه گیری می شود (مقیاس اصلاح شده شامل 100 آیتم (مورد) است در حالی که نسخه مختصر شامل 24 آیتم (مورد) را شامل می شود) و این ممکن است همسانی درونی کم را توضیح دهد. در هر صورت ، ما استفاده از مقیاس را پیشنهاد می کنیم اما نتایج مربوط به این بعد باید با ملاحظه احتیاط به دست آمده از همسانی درونی تفسیر شود.

متغیرهای به کار رفته در این کار را می توان از بین موارد عددی یا حالت مشخص نمود. ما با توجه به ماهیت آنها ، آنها را به صورت متفاوت پیش پردازش کردیم.

متغیرهای حالت (وضعیت تأهل و سطح تحصیلات) لازم بود قبل از تجزیه و تحلیل فرض رمزگذاری مجدد داشتند: اگر دو حالت با هم مرتبط باشند ، یعنی احتمال تغییر از یک حالت به حالت دیگر وجود دارد ، پس با تعریف نمودار تصمیم گیری دودویی مرتب شده [51] (OBDD) و اجازه استفاده از رمزگذاری ساختگی [52] رمزگذاری فقط در یک رقم متفاوت است.

دامنه متغیرهای عددی مانند سن (داده های گسسته) ، جنسیت (داده های باینری) و نتایج مقیاس های روان سنجی استاندارد (داده های پیوسته) - شامل پیش بینی کننده و نتیجه - شناخته شده است. بنابراین ما داده ها را برای

ورودی های شبکه عصبی عمیق طبق Eq.(1) نرمالیزه کردیم، زیرا شبکه ها معمولاً هنگام نرمالیزه شده داده ها ، بهتر کار می کنند [53].

$$t = (t_{\max} - t_{\min}) \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + t_{\min}. \quad (1)$$

در اینجا ، t هر متغیر ورودی برای شبکه عصبی و x مقدار اصلی را برای هر متغیر را نشان می دهد. توجه داشته باشید که $t_{\max} - t_{\min}$ و $x_{\max} - x_{\min}$ به ترتیب محدوده داده های جمع آوری شده و ورودی های شبکه عصبی را به ترتیب نشان می دهند. استفاده از داده ها در محدوده اصلی آن ممکن است نیاز به مقایسه خروجی شبکه در برابر دامنه واقعی ایجاد کند ، در چنین شرایطی:

$$x = x_{\min} + \frac{(t - t_{\min})(x_{\max} - x_{\min})}{t_{\max} - t_{\min}}. \quad (2)$$

مقادیر $t_{\max} = 1$ و $t_{\min} = 0$ برای استفاده از تابع فعال سازی لجستیک (منطقی) (نگاه کنید به (3)) در هر نرون از لایه های پنهان گرفته شده است.

جدول 2- ساختار مفهومی داده ها. دو ستون اول مطابق با ورودی شبکه ها هستند. ستون های زیر ابعادی مفهومیو ابعاد مفهومی همانطور که در شکل 2 نشان داده شده است به صورت لایه های شبکه های عصبی عمیق در آمده است.

PREDICTORS			
Psychometric Scale	Input/Example of Item	Conceptual Sub-dimensions	Conceptual Dimensions
-	Interviewer ID	-	-
-	Age, Sex, Marital Status and level of education	-	Socio-Demographic data
Brief COPE Inventory		Self distraction Active coping Denial Substance use Use of emotional support Use of instrumental support Behavioural disengagement Venting Positive remaining Planning Humour Acceptance Religion Self Blame Neuroticism	Coping Strategies
EPQR-A	<i>"I've been turning to work or other activities to take my mind off things"</i>	Extraversion Psychoticism Sincerity	Personality
GHQ-28	<i>"Can you easily get some life into a rather dull party?"</i>	Somatic Symptoms Anxiety/Insomnia Social Dysfunction Severe Depression	Emotional distress
MOS-SSS	<i>"Have you found everything getting on top of you?"</i>	Emotional Support Material Assistance Social Relationship Affective Support	Social Support
	<i>"Someone to give you good advice about a crisis"</i>		

ستون اول جدول از بالا به پایین: پیش بینی کننده / مقیاس روان سنجی / پرسشنامه Brief COPE

ستون دوم جدول از بالا به پایین: ورودی/ نمونه از مورد / شناسه مصاحبه کننده / سن، جنسیت، وضعیت تاهل و سطح تحصیلات / من به کار یا فعالیت های دیگری روی آورده ام تا ذهن من همه چیز خارج کند./ آیا می توانید به راحتی در یک مهمانی نسبتاً کسل کننده دوام بیاورید؟/ آیا شما همه چیز را در بالای سر خود می یابی / کسی که به شما توصیه های خوبی در مورد یک بحران بدهد.

ستون سوم جدول از بالا به پایین: خود پریشانی / مقابله فعالانه/انکار/ مصرف مواد/ استفاده از حمایت عاطفی/ استفاده از حمایت ابزاری / انحراف رفتاری/ بیرون ریختن/ مثبت ماندن/ برنامه ریزی/ شوخ طبعی/ پذیرش/ مذهب/ سرزنش

خود/ روان رنجوری / برون گرایی / روان پریشی گرایی / صمیمیت / نشانه جسمانی / اضطراب، بی خوابی / اختلال عملکرد اجتماعی / افسردگی شدید / حمایت عاطفی / کمک مادی، ارتباط اجتماعی / حمایت (عاطفی) انفعالی / ستون چهارم جدول از بالا به پایین: داده اجتماعی جمعیت شناختی / راهبرد مقابله ای (کنار آمدن) / شخصیت / پریشانی عاطفی / حمایت اجتماعی

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

3. روش ها

3.1. طرح مفهومی

در راستای اهداف فوق الذکر ، ما سعی کرده ایم تا ساختار مفهومی داده را شبیه سازی کنیم تا اطلاعاتی در مورد اهمیت هر بعد (یعنی عوامل روانشناختی) در H-DP جمع آوری شود. این معماری را می توان به عنوان ترکیبی از شبکه های ساده تر برای تقریبی یک تابع $f: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ دانست. در زمینه رگرسیون ، مجموعه برخی از شبکه های عصبی ممکن است از ترکیب همه آنها بهتر باشد [54]. ما یک روش مبتنی بر داده مجموع سلسله مراتبی را برای مدل سازی کار در دست پیشنهاد می کنیم. ساختار داده از پیش تعیین شده منجر به مجموع لایه ها شده است. آیتم های مقیاس های روان سنجی که برای اندازه گیری عوامل روان شناختی مورد استفاده قرار گرفته است ، به عنوان پیش بینی کننده، به صورت تجربی ثابت شده است که به ابعاد و ابعاد زیر ، یعنی عامل های فرعی (زیر عامل) و عامل ها خوشه می زند [43-46]. ما این ساختار مفهومی مبتنی بر تجربه را همانطور که در جدول 2 و شکل 2 نشان داده شده است، در طراحی معماری برای D-SDNN خودمان تقلید کرده ایم. ، ممکن است مشاهده کنیم که 105 ورودی شامل شش ناحیه اصلی که مجدداً گروه تشکیل داده اند:

1. شناسه مصاحبه کننده ، که به منظور کنترل تاثیر شخصی که مسئول جمع آوری اطلاعات است ، گنجانده شده است.

2. سن ، جنس ، وضعیت تأهل و سطح تحصیلات ویژگی های اجتماعی- جمعیت شناختی است و بنابراین به بعد مفهومی داده های اجتماعی و جمعیت شناختی تقسیم بندی می شوند.

3. 28 مورد از پرسشنامه Brief COPE در مرحله اول به چهارده زیر- بعد مفهومی تقسیم بندی می شوند: مقابله (کنار آمدن) فعال ، مثبت باقی ماندن ، پذیرش ، استفاده از حمایت ابزاری، خود پریشانی ، مذهب ، سرزنش خود ، برنامه ریزی ، شوخ طبعی ، استفاده از حمایت عاطفی ، برهم کنش رفتاری ، انکار ، استفاده از مواد و بیرون ریختن. سرانجام اینها به بعد مفهومی استراتژیهای مقابله گروه بندی می شوند که این عامل روان شناسی با استفاده از پرسشنامه Brief COPE اندازه گیری شده است.

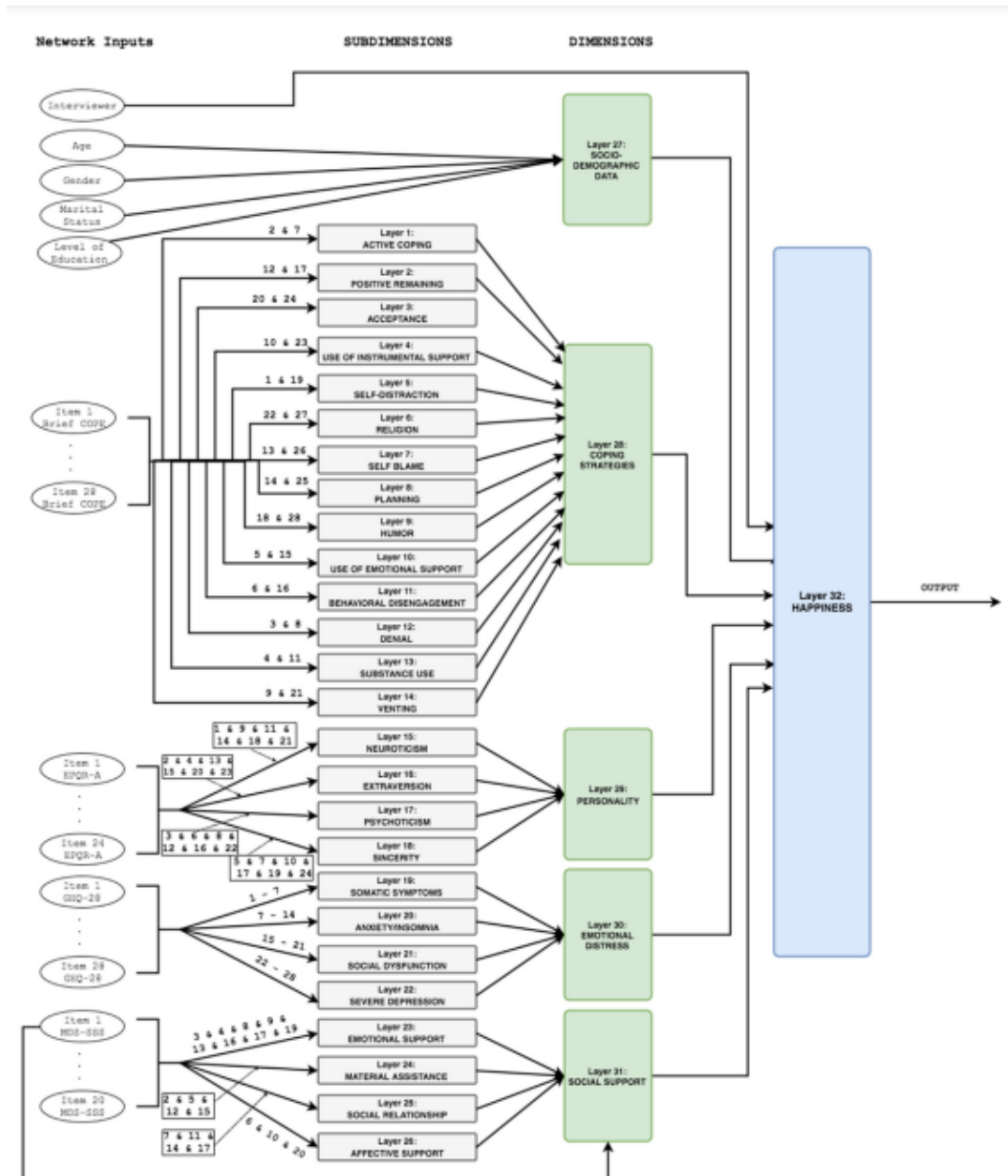
4. 24 آیتم (مورد) از EPQR-A در ابتدا به چهار زیر-بعد(بعد فرعی) مفهومی دسته بندی می شوند: روان رنجوری ، برونگرایی ، روان پریشی گرایبی و صمیمیت. که همگی با هم به بعد مفهومی شخصیت متصل می شوند ، که یک عامل روان شناختی است که EPQR-A اندازه گیری می کند.

5. 28 آیتم (مورد) از GHQ در وهله اول به چهار بعد فرعی مفهومی تقسیم می شوند: نشانه های جسمانی ، اضطراب / بی خوابی ، اختلال عملکرد اجتماعی و افسردگی شدید ، که کاملاً منطبق بر بعد مفهومی پریشانی روانی است. این عامل روانی که توسط GHQ-28 اندازه گیری شده است.

6. 20 آیتم (مورد) از MOS-SSS در مرحله اول به پنج زیر-بعد (بعد فرعی) مفهومی تقسیم می شوند: حمایت عاطفی ، کمک مادی ، روابط اجتماعی و حمایت (عاطفی) انفعالی. آنها به بعد مفهومی حمایت اجتماعی ، که عامل روانشناختی MOS-SSS است ، متصل می شوند. لازم به ذکر است که اولین آیتم (مورد) از این مقیاس مربوط به تعداد دوستان و آشنایانی است که می توانید روی آنها حساب کنید و این مستقیماً به بعد مفهومی می رود. علاوه بر این ، این مورد با فرمول (1) با در نظر گرفتن $0x_{min} =$ و x_{max} حداکثر مقدار بالاتر مشاهده شده در نمونه نرمالیزه شده است.

3.2. ویژگی های D-SDNN

با تقلید از ساختار مفهومی ارائه شده در شکل 2 ، ما 4 شبکه عصبی عمیق (net1 ، net1b ، net2 ، و net2b) برای یادگیری تحت نظارت ایجاد کرده ایم که در آن هر زیربعد (بعد فرعی) وبعد مفهومی یک لایه پنهان را مطابقت می دهد.



شکل 2 - معماری مبتنی بر ساختار داده برای شبکه های عصبی پیشنهادی ما. شماره مربوط به هر پیکان ، که به لایه های زیر ابعادی می رسد ، مربوط به تعداد موارد محصور شده به بعد زیرین است.

جدول 3- پارامترهای پیکربندی برای D-SDNN آزمایش شده. الگوریتم لونبرگ – مارکوارت برای آموزش به عنوان L-M معرفی شده است.

	net1	net1b	net2	net2b
Number of hidden layers	32	32	32	32
Bias in layer	No	Yes	No	Yes
Algorithm for training	L-M	L-M	L-M	L-M
Test for performance	MSE	MSE	MSE	MSE
Initialization algorithm	Random	Random	Nguyen-Widrow	Nguyen-Widrow
	net1	net1b	net2	net2b
Number of Layers				
1 - 14	1	1	2	2
15 - 18	1	1	6	6
19 - 22	1	1	7	7
23	1	1	8	8
24 - 25	1	1	4	4
26	1	1	3	3
27	1	1	4	4
28	1	1	28	28
29	1	1	24	24
30	1	1	28	28
31	1	1	20	20
32	1	1	1	1

ستون سمت چپ جدول از بالا به پایین: تعداد لایه های پنهان/ بایاس هر لایه / الگوریتم برای آموزش / آزمایش برای عملکرد / مقدار دهی اولیه الگوریتم / لایه ها / تعداد نورون ها

چهار شبکه عصبی نتیجه ترکیب دو شرط با دو گزینه، در هر مورد بود:

(a) تعداد نورونها در هر لایه (یک در مقابل تعداد زیادی از ورودی های ورودی) ،

(b) دو راهی بایاس /واریانس [55] (وجود در مقابل عدم وجود بایاس در لایه پنهان))

خلاصه ای از پیکربندی هر شبکه عصبی عمیق در جدول 3 ارائه شده است.

در ادامه این نماد را دنبال خواهیم کرد: $f(\cdot)$ تابع منطقی را نشان می دهد [56] (نگاه کنید به (3)) ، x بردار ورودی

، w_{ij}^D وزن i امین ورودی وارد شونده به j امین نورون بعد/ بعد زیرین مفهومی D_h ، D_h مختصات برداری بایاس h ام و

[] برای بازتاب وجود یا عدم وجود بایاس بسته به تنظیمات هر D-SDNN طبق بخش 3.2 استفاده شده است. لونبرگ-

ماکوارت به عنوان الگوریتم آموزش [57] و MSE به عنوان تست عملکرد انتخاب شده است.

اجازه دهید S_1, \dots, S_{26} لایه های پنهانی هستند که نمایانگر زیر ابعاد مفهومی مقیاس ها مطابق شکل 2 هستند. ما

با $n_{S_1}, \dots, n_{S_{26}}$ ، تعداد نورون ها در هر لایه، $I_{S_1}, \dots, I_{S_{26}}$ ، برای مجموعه ای از شاخص های ورودی وارد شونده

در هر لایه با طول $n_{I_{S_1}}^S \dots n_{I_{S_{26}}}^S$ است. سپس خروجی z امین نورون $n_{S_1}, \dots, z \in 1$ به زامین لایه زیر بعد $S_1 \dots S_{26}$ ، به وسیله داده شده است:

$$s_{ij} = f \left(\sum_{\substack{h=1 \\ l \in I_l}}^{n_{I_l}^i} w_{hj}^{(i)} x_l + [b_h] \right). \quad (4)$$

به همان روش، اجازه دهید D_1, \dots, D_5 لایه های پنهانی باشند که ابعاد مفهومی را نشان می دهد (داده اجتماعی-جمعیت شناختی، راهبردهای مقابله (کنار آمدن)، شخصیت، پریشانی روان شناختی و حمایت اجتماعی، به ترتیب). ما n_{D_1}, \dots, n_{D_5} ، را تعداد نورون های در هر لایه D_1, \dots, D_5 می نامیم. به یاد داشته باشید که خروجی نورون m در بعد لایه D_1 به وسیله زیر داده شده است:

$$d_{D_1 m} = f \left(\sum_{i=1}^4 w_{im}^{(D_1)} x_{i+1} + [b_i] \right). \quad (5)$$

برای لایه های بعد دیگر، خروجی نورون m در لایه بعد D_k ، با $k=2, \dots, 5$ ، با وجود I_{D_2}, \dots, I_{D_5} مجموعه های خروجی های $\{s_{ij}\}$ متصل شده به هر لایه با طول های $n_{I_{D_2}}^d \dots n_{I_{D_5}}^d$ ، داریم:

$$d_{km} = f \left(\sum_{\substack{i=1 \\ t \in I_k}}^{n_{I_k}^d} w_{im}^{(k)} s_t + [b_i] \right). \quad (6)$$

اشاره می کنیم که D_5 یک اتصال اضافی از یکی از ورودی ها دارد (شکل 2 را ببینید) و D_5 باید با شروع (6) به روز شود، x_{86} با اولین مورد MOS-SSS مطابقت دارد، که به طور مستقیم به لایه بعد همان طور که می توان در شکل 2 مشاهده کرد، متصل شده است.

$$d_{D_5 m} = d_{D_5 m} + w_{(n_{I_{D_5}}^d + 1)m}^{(D_5)} x_{86} + [b_{n_{I_{D_5}}^d}]. \quad (7)$$

سرانجام، آخرین لایه پنهان در تمام برنامه های پیشنهادی ما برای D-SDNN تنها یک نورون دارد. خروجی را می تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$y = f \left(w_1 x_1 + \sum_{i=1}^{n_{D_1}} w_{i+1} d_{D_1 i} + \sum_{i=1}^{n_{D_2}} w_{i+1+n_{D_1}} d_{D_2 i} + \sum_{i=1}^{n_{D_3}} w_{i+1+n_{D_1}+n_{D_2}} d_{D_3 i} + \sum_{i=1}^{n_{D_4}} w_{i+1+n_{D_1}+n_{D_2}+n_{D_3}} d_{D_4 i} + \sum_{i=1}^{n_{D_5}} w_{i+1+n_{D_1}+n_{D_2}+n_{D_3}+n_{D_4}} d_{D_5 i} + [b] \right) \in [0, 1]. \quad (8)$$

لایه رگرسیون (H) مقداری در $[0,1]$ ارائه می دهد. با (2) می توانیم مقادیری را تغییر و $\hat{y} \in [0.18]$ به دست آوریم. آزمون تطابق با آن ارزیابی می شود:

$$G_T = \sum_{i=1}^{n_T} \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n_T}. \quad (9)$$

انحراف آزمایش از نتایج اصلی مطابق زیر اندازه گیری خواهد شد:

$$\delta_t = \sum_{i=1}^{n_t} \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{n_t}, \quad (10)$$

که n_T اندازه مجموعه آموزش و n_t اندازه مجموعه آزمایش است.

بگذارید n_{inp} تعداد ورودی های یک نورون از لایه L باشد. به منظور سنجش اهمیت کلی ورودی ها ، متریک (معیار)

های زیر را در رابطه با وزن های برای هر نورون زام در لایه L پیشنهاد می کنیم:

$$L_i^{(j)} = \sum_{i=1}^{n_{inp}} \frac{|w_{ij}|}{n_{inp}}, \quad (11)$$

و مثبت یا منفی بودن رابطه به وسیله (زیر) تعیین می شود:

$$\text{sgn}(L_i^{(j)}) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^{n_{inp}} w_{ij} \right). \quad (12)$$

جدول 4- MSE مدل ها. بعنوان مبنای درصد بهبود به عنوان پایه MLR محاسبه شده است. هر دو مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده مورد استفاده برای محاسبات MSE بین [0،1] مطابق با (1) نرمالیزه شده بودند.

داخل جدول : بهبود MSE

	MLR	net1	net2	net1b	net2b
MSE	$2.30 \cdot 10^{-2}$	$1.54 \cdot 10^{-2}$	$1.46 \cdot 10^{-2}$	$1.58 \cdot 10^{-2}$	$1.86 \cdot 10^{-2}$
Improvement %	0	33	37	31	19

4. نتایج تجربی

4.1. آموزش ، اعتبار سنجی و آزمایش شبکه های عصبی عمیق

برای هر یک از شرکت کنندگان ، یک بردار ستونی با ورودی هایی برای شبکه عصبی عمیق ایجاد می کنیم. عنصر اول یک شناسه عددی را برای مصاحبه کننده نشان می دهد. از عناصر دوم تا پنجم داده اجتماعی- جمعیت شناختی مربوط به مصاحبه شونده را داریم. بقیه ورودی ها (از ششم تا 105) پاسخ هایی به مواردی است که مطابق با مقیاس های روان سنجی استاندارد شده هستند.

ما برای آموزش 4 D-SDNN آزمایشی از 578 نمونه (بردارهای ستونی) از کل نمونه ها ، تقریباً 70٪ ، استفاده کرده ایم. با توجه به 30٪ دیگر ، از 15٪ برای اعتبارسنجی و 15٪ آخر برای آزمایش استفاده شده است.

تناسب با داده های آموزش برای شبکه هایی با همان تعداد نورون به عنوان ورودی های وارد شونده (net2) و (net2b) بهتر است. این بدان معنی است که ما از شبکه های لایه های چند نورونی سازگاری بهتری داریم. علاوه بر این ، در این دو شبکه ، می توانیم مشاهده کنیم که شبکه بایاس شده خیلی سریع یاد می گیرد که در مسئله بیش برآزش قرارگیرد [58]. در مورد این نتایج ، این تردید باعث می شود که بهترین شبکه برای پایگاه داده مورد استفاده در تحقیق حاضر net2 باشد.

4.2. مقایسه D-SDNN ها در برابر رگرسیون خطی چند متغیره

4.2.1. رگرسیون خطی چند متغیره

مدل های رگرسیون خطی چند متغیره (MLR) برای پیش بینی مقدار یک یا چند پاسخ از مجموعه پیش بینی ها استفاده می شوند. MLR اغلب برای ارزیابی پیش بینی عاطفی از طریق موسیقی [59] ، تأثیر رنگ ها [60] یا تصویربرداری عصبی [61] استفاده می شود. ما یک مدل مبتنی بر MLR با استفاده از ورودی های D-SDNNs به عنوان پیش بینی کننده با هدف مقایسه بین D-SDNN ما در برابر MLR ساخته ایم.

4.2.2. D-SDNN بر حسب MLR

برای ساختن مدل رگرسیون ، ما به همان روشی که در بخش 4.1 انجام می دهیم پیش می رویم. ما نمونه مشابه مورد استفاده برای آموزش شبکه های عصبی پیشنهادی (تقریباً 70٪) را انتخاب می کنیم و سپس مقادیر پیش بینی شده را برای سایر 245 شرکت کننده (تقریباً 30٪) محاسبه کرده ایم. به همین روش ، ما 4 شبکه عصبی عمیق خود را برای 245 مورد از مطالعه خارج شده از مجموعه آموزش با هدف مقایسه در برابر موارد مشابه پیش بینی شده توسط MLR ارزیابی کرده ایم (شکل 3). ما میانگین مربعات خطا (MSE) را ، همانطور که در جدول 4 نشان داده شده است، برای هر مدل بدست آورده ایم.

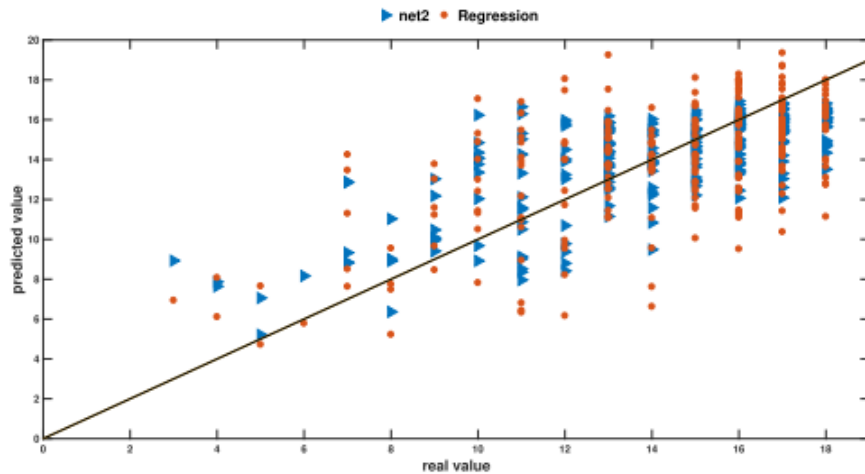
همانطور که در جدول 4 مشاهده می شود، مدل هایی که به بهترین وجه رفتار می کردند مدل هایی هستند که توسط شبکه های عصبی عمیق تولید شده اند. در میان آنها ، net2 از همه متمایز است ، که پیشرفتی در حدود 37٪ از MLR پایه دارد. شایان ذکر است که در اینجا بار دیگر کاهش قابل توجه MSE در مورد net2b وجود دارد. نتایج برجسته عملکرد net2 ممکن است به عنوان یک نشانه در نظر گرفته شود که بایاس اضافه شده به net2b منشأ یک آموزش بیش از حد است که منجر مسئله بیش برآزش می شود و باعث ایجاد ضرر در آزمایش عملکرد (یعنی و دقت پیش بینی شده تحلیل رفته) می شود.

پیش بینی های با استفاده از D-SDNN net2 به دست آمده و رگرسیون MSE برای هر نمره ممکن همانطور که در جدول 5 نشان داده شده است، تولید نمود.

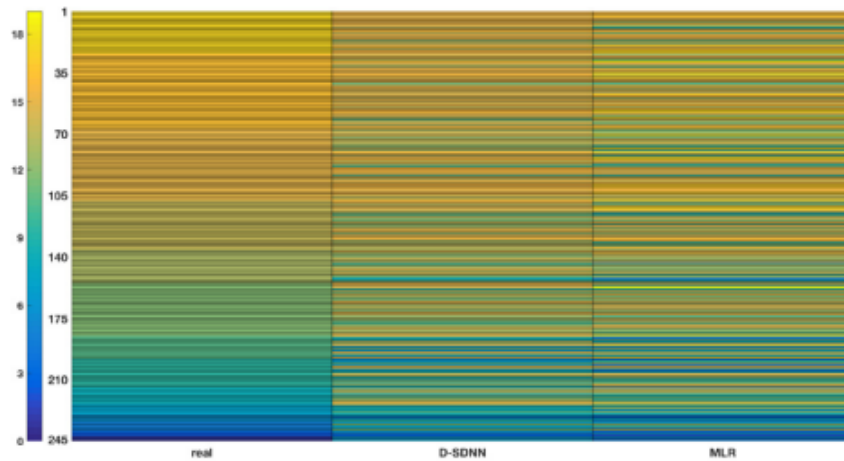
در جدول 5 مشاهده می شود که این نمرات با فرکانس بیشتر بهتر توسط net2 پیش بینی می شوند ، یعنی تمام نمرات 8 تا 16 - که تقریباً 94٪ را نشان می دهد- با دقت بیشتر توسط net2 پیش بینی شده است. علاوه بر این ، این نمرات که کمتر اتفاق می افتند ، در موارد 5 ، 6 و 7 بهبود درصد پیش بینی در برابر MLR تا 97.5٪ را نشان می دهد.

به همین روش ، پیش بینی های رگرسیون اغلب بالاترین انحراف از مقدار مورد انتظار را حتی بیش از محدوده خروجی ایجاد می کنند (شکل 3 را ببینید). این وضعیت با قابلیت سازگاری کمتری با داده های مدل های خطی ایجاد می شود که با استفاده از روشهای غیرخطی مانند D-SDNN پیشنهادی در مطالعه حاضر بهبود یافته است.

سرانجام ، ما اختلافات بین مقادیر به دست آمده از هر مدل پیش بینی نسبت به مقادیر مشاهده شده محاسبه کرده ایم تا مقایسه تقارن و پراکندگی اختلافات را مقایسه کنیم. همانطور که در شکل 4 نشان داده شده است ، نمودار مربوط به اختلافات بین net2 و مقادیر مشاهده شده یکی از دارای باریک ترین جعبه ها و نزدیکترین داده های پرت است.



(a) net2 vs MLR



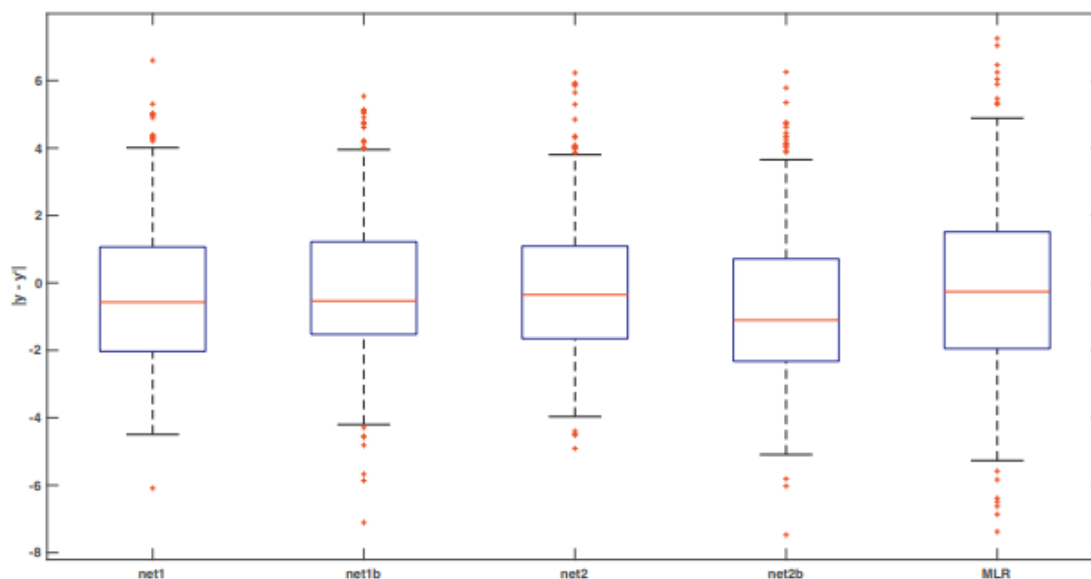
(b) Colour Spectrum

شکل 3- شکل (a) مقایسه شبکه net2 با MLR را نشان می دهد. نقاط دارای مقدار مشاهده شده به عنوان مختصات x و مقدار پیش بینی شده به عنوان y می باشد. خط مستقیم $g(x) = x$ است که بیانگر پیش بینی دقیق است. شکل (b) طیف رنگی واقعی MLR و بهترین تناسب با D-SDNN را مطابق شکل 1 نشان می دهد. توجه داشته باشید که طیف رنگی MLR خارج از رنگ های محدوده را تولید می کند.

جدول شماره 5- بهترین مدل و MSE MLR برای هر نمره ممکن. همچنین تعداد شرکت کنندگان که نمره کسب کردند نشان داده شده است. هیچ کس نمراتی کمتر از 3 به دست نیاورده است.

SDHS score	Count of cases	MSE net2	MSE Regression
3	1	$4.43 \cdot 10^{-4}$	$1.95 \cdot 10^{-4}$
4	2	$3.55 \cdot 10^{-4}$	$2.65 \cdot 10^{-4}$
5	2	$3.39 \cdot 10^{-5}$	$8.96 \cdot 10^{-5}$
6	2	$5.90 \cdot 10^{-5}$	$6.24 \cdot 10^{-7}$
7	5	10^{-3}	$1.5 \cdot 10^{-3}$
8	4	$1.73 \cdot 10^{-4}$	$1.32 \cdot 10^{-4}$
9	6	$3.87 \cdot 10^{-4}$	$6.46 \cdot 10^{-4}$
10	10	$1.80 \cdot 10^{-3}$	$1.80 \cdot 10^{-3}$
11	16	$1.80 \cdot 10^{-3}$	$2.60 \cdot 10^{-3}$
12	13	$1.20 \cdot 10^{-3}$	$1.90 \cdot 10^{-3}$
13	30	$1.20 \cdot 10^{-3}$	$1.90 \cdot 10^{-3}$
14	19	$7.53 \cdot 10^{-4}$	$1.70 \cdot 10^{-3}$
15	28	$5.37 \cdot 10^{-4}$	$1.40 \cdot 10^{-3}$
16	41	$1.20 \cdot 10^{-3}$	$3.10 \cdot 10^{-3}$
17	43	$1.90 \cdot 10^{-3}$	$3.00 \cdot 10^{-3}$
18	24	$1.80 \cdot 10^{-3}$	$2.80 \cdot 10^{-3}$

سطر اول جدول شماره 5 از چپ به راست : نمره SDHS / تعداد موارد / MSE net2 / رگرسیون MSE



شکل 4 - نمودارهای جعبه و خط اختلافات بین مقدار مدل های پیش بینی و مقدار مورد انتظار.

جدول شماره 6- اندازه کمی موثر در بهترین پیش بینی

Conceptual dimensions	$L_{32}^{(I)}$	$sgn(L_{32}^{(I)})$	Interpretation
Interviewer	0.0311	-	Small negative influence
Socio-demographic data	0.1403	+	Small positive influence
Coping Strategies	0.4476	-	Most negatively influential
Personality	0.4186	+	Positively influential
Emotional Distress	0.3897	-	Negatively influential
Social Support	0.5025	+	Most positively influential

ستون سمت چپ جدول از بالا به پایین : ابعاد مفهومی / مصاحبه کننده / داده اجتماعی - جمعیت شناختی / راهبرد های مقابله (کنار آمدن) / شخصیت / پریشانی روان شناختی (تشویش روانی) / حمایت اجتماعی

ستون سمت راست جدول از بالا به پایین: تأثیر منفی کوچک / تأثیر مثبت کوچک / منفی ترین تأثیر / با تأثیر مثبت / با تأثیر منفی / مثبت ترین تأثیر

4.3. آخرین لایه متریک (معیار) ها را وزن می کند

وزن هر بعد مفهومی تأثیر خود را در پیش بینی تعیین می کند. بنابراین ، وزن همه ورودی های وارد شده به آخرین لایه پنهان را درک می کنند. برای نشان دادن اهمیتی که هر عامل روانشناختی بر روی هدف دارد (درجه (میزان) شادکامی) ، ما متریک (معیار) های (11) و (12) را برای هر بعد از بهترین شبکه مناسب (net2) محاسبه کرده ایم. نتایج در جدول 6 نشان داده شده است. ما دو مقدار کلیدی را مشاهده کردیم: وزن بعد تأثیر مفهومی به

صورت عبارت مطلق ($L_{32}^{(I)}$) و جهت اثر ($sgn(L_{32}^{(I)})$) .

بر این اساس ، تأثیرگذارترین بعد در جهت مثبت H-DP به نظر می رسد حمایت اجتماعی باشد ، در حالی که تأثیرگذارترین بعد در جهت منفی ، راهبردهای مقابله (کنار آمدن) بود. ابعاد قابل ملاحظه ای که داری تأثیر کمتر، مصاحبه گر و داده های اجتماعی - جمعیت شناختی بودند.

5. بحث

5.1. اثر

هدف از پژوهش حاضر، ساخت D-SDNN شهودی مبتنی بر مجموعه ای از عوامل روانشناختی و مؤلفه های فرعی آنها برای یادگیری نظارت شده به منظور بهبود روش های سنتی برای H-DP بود، که مبتنی بر ارتباط خطی هستند [64-62]. همانطور که انتظار می رود، با مقایسه با D-SDNN، MLR، صرف نظر از پیکربندی آنها، برتری با ثبات تری را نشان می دهد (یعنی تعداد نورون های در هر لایه و حضور یا عدم وجود بایاس). آنها همچنین به ما این امکان را می دهند که وزن هر یک از عوامل روانشناختی را بر صحت پیش بینی هدف ارزیابی کنیم. مطابق انتظار بهترین مصاحبه کننده و داده های اجتماعی و جمعیت شناختی، مطابق بهترین شبکه مناسب (net2)، عوامل روانشناختی که در بروز شادکامی کمتر تأثیر گذار بودند، همان طور که انتظار می رفت مصاحبه کننده و داده اجتماعی - جمعیت شناختی بودند، در حالی که تأثیرگذارترین آنها حمایت اجتماعی و راهبرد مقابله (کنار آمدن) بودند. اگرچه وزن های بدست آمده ضعیف به نظر می رسند، اما اینگونه نیستند. در واقع، از نظر ویژگی های روانشناختی، نه تنها وزن های کمتری از وزن وسیله های مصنوعی به دست می آید بلکه مطلوب نیز خواهد بود. این واقعیت باعث می شود افراد از جبرگرایی روانشناختی جلوگیری کنند، یعنی اینکه عوامل روانشناختی فقط بین 30 تا 50٪ از واریانس را تشریح می کند که به افراد اجازه می دهد نقص خود را جبران کنند و به رغم آنها به شادکامی برسند.

5.2. مشارکت ها

سهم روش پیشنهادی برای H-DP را می توان در دو نکته کلیدی خلاصه کرد:

- (1.1) یک معماری شبکه عصبی شهودی با بهره گیری از ساختار مفهومی داده ها که امکان ترسیم نتیجه گیری در مورد اهمیت هر بعد مفهومی در نتیجه اندازه گیری شده را فراهم می کند.
- (1.2) دو متریک (معیار) که به ما اجازه می دهد تا اهمیت هر بعد مفهومی را در مورد نتیجه به صورت مطلق و همچنین در کدام جهت (مثبت یا منفی) ارزیابی و تعیین کنیم.

همچنین لازم به ذکر است که نتایج نشان داده شده در بخش 4.1 این سوء ظن را ایجاد می کند که شبکه لایه ای چند نورونی بدون بایاس (net2) شبکه ای است که به دلیل عملکرد بهتر می دهد زیرا:

(2.1) این تطبیق پذیری کافی را برای تغییرات در زیر ابعاد و ابعاد فراهم می کند ، و به تناسب بهتری با مجموعه داده های آموزش می دهد.

(2.2) میزان یادگیری به اندازه کافی قابل کنترل بود تا در مسئله بیش برآزش قرار بگیرد که اهمیت تشخیص را تحت چه شرایطی برای استفاده از بایاس مفید و یا مضر است را نشان می دهد.

پس از ارزیابی و مقایسه مجموعه تست انتخاب شده در برابر MLR (بخش 4.2 را ببینید) ، نتایج ما عملکرد مطلوب برتر (برای انجام کار در دست) برای هر شبکه عصبی نشان می دهد. ما همچنین اشاره می کنیم که:

(3.1) MLR ممکن است خارج از مقادیر محدوده را پیش بینی کند.

(3.2) بهترین عملکرد برای مجموعه تست توسط net2 همانطور که در جدول 4 نشان داده شده است، حاصل می شود.

با استفاده از متریک (معیار) ارائه شده در (11) و (12) ، ما توانسته ایم تأثیر عوامل روانشناختی در H-DP را تعیین کنیم. نتایج را می توان در دو یافته اصلی خلاصه کرد:

(4.1) همانطور که انتظار می رفت ، افرادی که مسئولیت جمع آوری داده ها را بر عهده داشتند (یعنی مصاحبه کنندگان) و مشخصه های اجتماعی-جمعیت شناختی شرکت کنندگان کمترین عوامل تأثیرگذار برای آنچه که مربوط به H-DP است ، بودند. این بدان معناست که اهمیت ندارد چه کسی که از شما سؤال کند ، یا جنسیت ، سن ، وضعیت زناشویی یا سطح تحصیلات شما چیست ، احتمالاً درجه (میزان) شادکامی شما تحت تأثیر قرار نمی گیرد.

(4.2) با توجه به نقشی که عوامل روانشناختی مورد مطالعه در ظهور شادکامی بازی می کنند ، می توان تأکید کرد:

(a) می توان آن را متناسب با انتظارات عقل سلیم دانست که تأثیر بسیار زیاد و منفی پریشانی روان شناختی (پریشانی عاطفی) در میزان شادکامی است.

(b) در همین راستا، سازگاری با ادبیات نیز تأثیر چشمگیر و بالایی از تاثیرگذاری را در حمایت اجتماعی ادراک شده در درجه (میزان) شادکامی دارد. مطابق با این یافته ها ، حمایت اجتماعی ادراک شده می تواند به عنوان یک بافر برای تأثیر زیانبار پریشانی روان شناختی (پریشانی عاطفی) شناخته شود.

(C) تفسیر نتایج ب برای مورد شخصیت و استراتژی های مقابله (کنار آمدن) بحث برانگیز می شود. در حالی که تمام زیر ابعاد عوامل قبلی در یک راستا قرار داشته است ، برای مورد شخصیت و راهبردهای مقابله ای اینطور نیست (یعنی انتظار می رود که تأثیر برخی از ابعاد فرعی مثبت باشد ، و برخی دیگر منفی). نتیجه گیری اینکه به طور کلی ، شخصیت یا راهبردهای مقابله ، به ترتیب تأثیر مثبت و منفی دارد ، که به احتمال زیاد خطرناک خواهد بود. یکی از توضیحات بالقوه این است که ابعاد فرعی ، با جهت مثبت در مورد شخصیت و با جهت منفی در مورد استراتژی های مقابله ، دارای وزن های با مقادیر مطلق به طور قابل ملاحظه ای بالاتر هستند. این حال ، جهت های مربوطه آنها ، هنگام تخمین اثر عمومی ابعاد گسترده تر چیره می شود. این بدان معنی است که ، به عنوان مثال ، در مورد راهبردهای مقابله ای ، اثر سوء سوء مصرف مواد یا سرزنش خود به طرز چشمگیری قوی تر از اثر مفید، شوخ طبعی یا برنامه ریزی خواهد بود.

5.3. محدودیت ها

در مورد لایه چند نرونی ، متریک های پیشنهادی برای ارزیابی تأثیر ورودی ها ، معادلات (11) و (12) ، به دلیل فقدان طرح مفهومی در لایه های چند نرونی ، فقط در آخرین لایه می توانند از نظر مفهومی ارزیابی شوند. با مجبور کردن ساختار مفهومی ، D-SDNN ها اجازه یادگیری سایر ساختارهای ممکن را ندارند که می توانند اطلاعاتی در مورد تعریف مقیاس های روان سنجی ارائه دهند. برای اطمینان از نتایج ارائه شده در پژوهش حاضر ، استفاده از نسخه غیر مختصراز مقیاس روان سنجی که شخصیت (EPQR) را در مجموعه پایگاه داده جدید اندازه گیری می کند ، باید انجام شود.

5.4. کارهای آینده

بینش برای کارهای آینده به ترتیب اولویت ممکن است در دو نکته اصلی تنظیم شود:

(1) در مورد D-SDNN های لایه چند نورونی ، به دنبال خصوصیات وزن باشید که امکان اندازه گیری و نظارت بر میزان اثر ورودی ها به هر زیر بعد (بعد فرعی) را فراهم کند. علاوه بر این ، جالب خواهد بود که چگونگی تأثیر خروجی زیر ابعاد از هر بعد تا رسیدن به خروجی شبکه را تحلیل کنیم.

(2) استفاده از D-SDNN در مجموعه داده های طولی باعث می شود تغییرات وزنی را با گذشت زمان تحت تأثیر قرار دهیم و از این رو بدانیم که آیا تأثیر عوامل روانشناختی تحت مطالعه در طول عمر تغییر می کند.

6. نتیجه گیری

در این مقاله معماری D-SDNN برای H-DP از داده های اجتماعی- جمعیت شناختی و مجموعه ای از عوامل روانشناختی (حمایت اجتماعی ، شخصیت ، پریشانی عاطفی و استراتژی مقابله با استرس) ارائه شده است. چهار پیکربندی شبکه استفاده شده نتایج بهتری را در مقایسه با MLR نشان داد و در بهترین حالت بهبودی 37 درصدی را نشان داد.

بهترین پیش بینی کننده آن بود که تعداد زیادی نورون - بدون بایاس- به عنوان سؤالاتی که در بعد فری یا بعد وجود دارد، به کار می گرفت. این پیش بینی در 97/5٪ مورد از جمعیت مورد مطالعه در مقایسه با MLR بهترین دقت را به دست آورد. نمرات SDHS با فرکانس پایین تنها موردی که بدترین عملکرد را در مقایسه با MLR نشان داد. بیشترین نمره SDHS که MSE پایین تر را برای MLR به وجود آورد ، ارزش 8 با فرکانس نسبی $0/4 \approx \frac{4}{823}$ بود. علاوه بر این ، این روش امکان تفسیرهای مفهومی را در مورد اهمیت هر پیش بینی کننده فراهم می کند: در نتایج مطالعه ما نشان داده شده است که ویژگیهای اجتماعی-جمعیت شناختی از جمله جنسیت ، سن یا وضعیت تأهل ، احتمالاً بر میزان شادکامی تأثیر نمی گذارد در حالیکه عوامل روانشناختی مانند حمایت اجتماعی ادراک شده یا راهبردهای مقابله نقش مهمی در ظهور و یا حفظ شادکامی دارند.

بر این اساس ، می توان نتیجه گرفت که این مطالعه یک رویکرد جدید از یک روش پیش بینی است ، که با تقلید از ساختار داده های مفهومی به معماری یادگیری عمیق متکی است ، که یک دقت پیش بینی به طور مداوم برتر را همراه با تفسیری مفهومی بهتر ارائه می دهد.

References

- [1] U. Nations, Resolution adopted by the General Assembly on 28 June 2012, 2012. 66/281. International Day of Happiness. URL http://www.un.org/en/ga/search/view_doc.asp?symbol=%20A/RES/66/281.
- [2] I. Day of Happiness. [link].URL <http://www.dayofhappiness.net/#join>.
- [3] U. Nations Foundation, Pharrel Williams tells the world: A Happy Planet = Happy People, 2015. URL <http://www.unfoundation.org/news-and-media/press-releases/2015/Pharrell-Williams-Tells-the-World-A-Happy-Planet-Happy-People.html?referrer=https://www.google.es/>.
- [4] U. Nations, International Day of Happiness. URL <http://www.un.org/en/events/happinessday/index.shtml>.
- [5] U. Nations, Sustainable Development Goals. URL <http://www.un.org/sustainabledevelopment/development-agenda/>.
- [6] M. Seligman, M. Csikszentmihalyi, Positive psychology: an introduction, *Am. Psychol.* 55 (1) (2000) 5–14.
- [7] D.G. Myers, The funds, friends, and faith of happy people, *Am. Psychol.* 55 (1) (2000) 56.
- [8] E. Diener, The science of happiness and a proposal for a national index, *Am. Psychol.* 55 (1) (2000) 34–43.
- [9] M. Csikszentmihalyi, If we are so rich, why aren't we happy? *Am. Psychol.* 54 (10) (1999) 821.
- [10] S. Lyubomirsky, L. King, E. Diener, The benefits of frequent positive affect: does happiness lead to success?, 2005.
- [11] R. Costanza, B. Fisher, S. Ali, C. Beer, L. Bond, R. Boumans, N.L. Danigelis, J. Dickinson, C. Elliott, J. Farley, et al., Quality of life: an approach integrating opportunities, human needs, and subjective well-being, *Ecol. Econ.* 61 (2) (2007) 267–276.
- [12] S.M. Schueller, M.E. Seligman, Pursuit of pleasure, engagement, and meaning: relationships to subjective and objective measures of well-being, *J. Posit. Psychol.* 5 (4) (2010) 253–263.
- [13] N.L. Sin, S. Lyubomirsky, Enhancing well-being and alleviating depressive symptoms with positive psychology interventions: a practice-friendly meta-analysis, *J. Clin. Psychol.* 65 (5) (2009) 467–487.
- [14] M.E. Seligman, Positive health, *Appl. Psychol.* 57 (s1) (2008) 3–18.
- [15] S. Joseph, C.A. Lewis, The depression–happiness scale: reliability and validity of a bipolar self-report scale, *J. Clin. Psychol.* 54 (4) (1998) 537–544.
- [16] S. Joseph, P.A. Linley, J. Harwood, C.A. Lewis, P. McCollam, Rapid assessment of well-being: the short depression-happiness scale (sdhs), *Psychol. Psychother.* 77 (4) (2004) 463–478.
- [17] M. Rantanen, S. Mauno, U. Kinnunen, J. Rantanen, Do individual coping strategies help or harm in the work–family conflict situation? Examining coping as a moderator between work–family conflict and well-being, *Int. J. Stress Manage.* 18 (1) (2011) 24.
- [18] M. Ojala, How do children cope with global climate change? Coping strategies, engagement, and well-being, *J. Environ. Psychol.* 32 (3) (2012) 225–233.
- [19] L. Lu, J. Shih, Y. Lin, L. Ju, Personal and environmental correlates of happiness, *Pers. Individ. Differ.* 23 (3) (1997) 453–462.
- [20] Y. Chan, R.P. Lee, Network size, social support and happiness in later life: a comparative study of Beijing and Hong Kong, *J. Happiness Stud.* 7 (1) (2006) 87–112.
- [21] F. Gülaçtı, The effect of perceived social support on subjective well-being, *Procedia-Soc. Behav. Sci.* 2 (2) (2010) 3844–3849.
- [22] K.L. Siedlecki, T.A. Salthouse, S. Oishi, S. Jeswani, The relationship between social support and subjective well-being across age, *Soc. Indic. Res.* 117 (2) (2014) 561–576.

- [23] A. Furnham, C.R. Brewin, Personality and happiness, *Pers. Individ. Differ.* 11 (10) (1990) 1093–1096.
- [24] J. Brebner, J. Donaldson, N. Kirby, L. Ward, Relationships between happiness and personality, *Pers. Individ. Differ.* 19 (2) (1995) 251–258.
- [25] N. Pishva, M. Ghalehban, A. Moradi, L. Hoseini, Personality and happiness, *Procedia-Soc. Behav. Sci.* 30 (2011) 429–432.
- [26] L. Lu, J. Shih, Personality and happiness: is mental health a mediator? *Pers. Individ. Differ.* 22 (2) (1997) 249–256.
- [27] D. Campos, A. Cebolla, S. Quero, J. Bretón-López, C. Botella, J. Soler, J. García-Campayo, M. Demarzo, R.M. Baños, Meditation and happiness: mindfulness and self-compassion may mediate the meditation–happiness relationship, *Pers. Individ. Differ.* 93 (2016) 80–85.
- [28] E.M. Schmidt, Y.E. Kim, Learning emotion-based acoustic features with deep belief networks, in: *Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA), 2011 IEEE Workshop on, IEEE, 2011*, pp. 65–68.
- [29] K. Han, D. Yu, I. Tashev, Speech emotion recognition using deep neural network and extreme learning machine, in: *Interspeech, 2014*, pp. 223–227.
- [30] Z. Yin, M. Zhao, Y. Wang, J. Yang, J. Zhang, Recognition of emotions using multimodal physiological signals and an ensemble deep learning model, *Comput. Methods Programs Biomed.* 140 (2017) 93–110.
- [31] T. Chen, D. Borth, T. Darrell, S.-F. Chang, DeepSentibank: visual sentiment concept classification with deep convolutional neural networks, *arXiv preprint (2014)*. arXiv:1410.8586.
- [32] Y. Kim, Convolutional neural networks for sentence classification, *arXiv preprint (2014)*. arXiv:1408.5882.
- [33] Q. You, J. Luo, H. Jin, J. Yang, Robust image sentiment analysis using progressively trained and domain transferred deep networks, *arXiv preprint (2015)*. arXiv:1509.06041.
- [34] E. Cambria, B. Schuller, Y. Xia, B. White, New avenues in knowledge bases for natural language processing, *Knowl. Based Syst.* 108 (2016) 1–4. *New Avenues in Knowledge Bases for Natural Language Processing*. doi: 10.1016/j.knosys. 2016.07.025.
- [35] E. Cambria, N. Howard, Y. Xia, T.S. Chua, Computational intelligence for big social data analysis [guest editorial], *IEEE Comput. Intell. Mag.* 11 (3) (2016) 8–9, doi:10.1109/MCI.2016.2572481.
- [36] E. Cambria, Affective computing and sentiment analysis, *IEEE Intell. Syst.* 31 (2) (2016) 102–107, doi:10.1109/MIS.2016.31.
- [37] S. Poria, E. Cambria, A.F. Gelbukh, Deep convolutional neural network textual features and multiple kernel learning for utterance-level multimodal sentiment analysis, in: *EMNLP, 2015*, pp. 2539–2544.
- [38] C.N. Dos Santos, M. Gatti, Deep convolutional neural networks for sentiment analysis of short texts, in: *COLING, 2014*, pp. 69–78.
- [39] H. Lin, J. Jia, Q. Guo, Y. Xue, Q. Li, J. Huang, L. Cai, L. Feng, User-level psychological stress detection from social media using deep neural network, in: *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia, ACM, 2014*, pp. 507–516.
- [40] X. Li, B. Hu, S. Sun, H. Cai, Eeg-based mild depressive detection using feature selection methods and classifiers, *Comput. Methods Programs Biomed.* 136 (2016) 151–161.
- [41] M. Argyle, 18 causes and correlates of happiness, *Well-Being: The Foundations of Hedonic Psychology*, 353, 2003.
- [42] J.M. Bland, D.G. Altman, Statistics notes: Cronbach’s alpha, *Br. Med. J.* 314 (7080) (1997) 572.
- [43] C.S. Carver, You want to measure coping but your protocols too long: consider the brief cope, *Int. J. Behav. Med.* 4 (1) (1997) 92–100.
- [44] L.J. Francis, L.B. Brown, R. Philipchalk, The development of an abbreviated form of the revised Eysenck personality questionnaire (epqr-a): its use among students in England, Canada, the USA and Australia, *Pers. Individ. Differ.* 13 (4) (1992) 443–449.
- [45] D. Goldberg, *Manual of the ghq*, NFER: Windsor, 1978.
- [46] C.D. Sherbourne, A.L. Stewart, The mos social support survey, *Soc. Sci. Med.* 32 (6) (1991) 705–714.
- [47] V. Bonilla, Confiabilidad, en el boletín informativo ineva en acción, vol. 2 (2006).

- [48] I. Lucero, S. Meza, Validación de instrumentos para medir conocimientos, FACENA: Facultad de Ciencias Exactas y Naturales y Agrimensura de la UNNE, 2002.
- [49] A. Anastasi, Psychological testing (1968).
- [50] T.A. Oliva, R.L. Oliver, I.C. MacMillan, A catastrophe model for developing service satisfaction strategies, *J. Mark.* (1992) 83–95.
- [51] R. Bryant, Symbolic boolean manipulation with ordered binary-decision diagrams, *ACM Comput. Surv. (CSUR)* 24 (3) (1992) 293–318, doi:10.1145/136035.136043.
- [52] S. Garavaglia, A. Sharma, A smart guide to dummy variables: four applications and a macro, in: *Proceedings of the Northeast SAS Users Group Conference, 1998*, p. 43.
- [53] J.V. Tu, Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes, *J. Clin. Epidemiol.* 49 (11) (1996) 1225–1231.
- [54] Z. Zhou, J. Wu, W. Tang, Ensembling neural networks: many could be better than all, *Artif. Intell.* 137 (1–2) (2002) 239–263.
- [55] S. Geman, E. Bienenstock, R. Doursat, Neural networks and the bias/variance dilemma, *Neural Comput.* 4 (1) (1992) 1–58.
- [56] M.I. Jordan, et al., Why the logistic function? A tutorial discussion on probabilities and neural networks, 1995.
- [57] B.M. Wilamowski, Neural network architectures and learning algorithms, *IEEE Ind. Electron. Mag.* 3 (4) (2009).
- [58] S. Lawrence, C. Giles, A.C. Tsoi, Lessons in neural network training: overfitting may be harder than expected, 1997, pp. 540–545.
- [59] T. Eerola, O. Lartillot, P. Toiviainen, Prediction of multidimensional emotional ratings in music from audio using multivariate regression models, in: *The International Society of Music Information Retrieval, 2009*, pp. 621–626.
- [60] P. Valdez, A. Mehrabian, Effects of color on emotions, *J. Exp. Psychol.* 123 (4) (1994) 394.
- [61] P.R. Goldin, C.A. Hutcherson, K.N. Ochsner, G.H. Glover, J.D. Gabrieli, J.J. Gross, The neural bases of amusement and sadness: a comparison of block contrast and subject-specific emotion intensity regression approaches, *Neuroimage* 27 (1) (2005) 26–36.
- [62] C. Van Campen, J. Iedema, Are persons with physical disabilities who participate in society healthier and happier? Structural equation modelling of objective participation and subjective well-being, *Qual. Life Res.* 16 (4) (2007) 635.
- [63] J. Zhang, D. Miao, Y. Sun, R. Xiao, L. Ren, W. Xiao, J. Peng, The impacts of attributional styles and dispositional optimism on subject well-being: a structural equation modelling analysis, *Soc. Indic. Res.* 119 (2) (2014) 757–769.
- [64] R.M. Warner, D. Rasco, Structural equation models for prediction of subjective well-being: modeling negative affect as a separate outcome, *J. Happiness Well-Being* 2 (1) (2014) 34–50.