Archive of SID

شبکه‌های عصبی مصنوعی : مدلی برای پیش‌بینی

Artificial Neural Networks : A Model for Prediction

دکتر حسین پورشهریار
روان‌شناس

دکتر کاظم ر. طباطبایی
استادیار دانشگاه تربیت مدرس

دکتر محمد ک. خداپناهی
استاد دانشگاه شهید بهشتی

دکتر انوشیروان کاظم‌نژاد
استاد دانشگاه تربیت مدرس

دکتر ثریا خفری
استادیار دانشگاه بابل

Hossein Pourshahriar, PhD
Psychologist

Kzaem R. Tabatabaiei, PhD
Tarbiat Modares University

M. Karim Khodapanahi, PhD,
Shahid Behesthi University

A. Kazemnejad, PhD
Tarbiat Modares University

Soraya Khafri, PhD
Babol University

چکیده

با توجه به محدودیتها و ابهامهای موجود در مدلهای متداول آماری مانند از دست دادن داده‌های مربوط به تعاملهای پیچیده و غیرخطی بین سازه‌های روان‌شناختی و برخی مفروضه‌ها مانند همگونی واریانسها و توزیع نرمال، پژوهش حاضر توانایی مدلهای شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای مطالعات پیش‌بینی بررسی کرد. گروه نمونه‌ای شامل ۴۵۶ دانش‌آموز پسر سال سوم دبیرستان پرسشنامه شخصیتی کالیفرنیا (CPI؛ گاف، ۱۹۷۵) و پرسشنامه همسازی دانش‌آموزان مدرسه (AISS، سینها و سینگ، ۱۹۹۳) را تکمیل و در پنج سطح همسازی (از ناسازگار تا کاملاً سازگار) طبقه‌بندی شدند. تحلیل عاملی ترکیبهای مختلف رگه‌های شخصیتی نشان داد که برخی از شبکه‌ها به دلیل ناهمخوانی بین تعداد متغیرها و معماریهای شبکه، نمی‌توانند همسازی را پیش‌بینی کنند. اما بازنگری معماری‌ها و تکرار شبکه‌های جدید نسبت پیش‌بینی درست (نسبت طبقه‌بندی شرکت‌کنندگان در سطوح همسازی مبتنی بر AISS) را به گونه‌ای معنادار افزایش داد. مناسب‌ترین شبکه برای پیش‌بینی همسازی شامل ترکیبی از متغیرهای شناختی انعطاف‌پذیری، زنانگی، اشتراک و تحمل بود.

واژه‌های کلیدی : شبکه‌های عصبی مصنوعی، رگه‌های شخصیتی، پیش‌بینی همسازی.

دریافت : ۸۷/۴/۱۶ received : 7 July 2008
پذیرش : ۸۸/۳/۲۴ accepted : 14 June 2009

Abstract

Taking into account the ambiguities and limitations of prevailing statistical models, such as losing data related to complicated and nonlinear interactions between psychological constructs and some of the assumptions like homogeneity of variances and normal distribution, the present research investigated the capability of Artificial Neural Networks Model for con ducting predictive studies. A sample of 456 male senior high school students responded to the California Personality Inventory (CPI; Gaff, 1975) and Adjustment Inventory for School Students (AISS; Sinha & Singh, 1993), and were categorized into five levels of adjustment (from maladjusted to completely adjusted). Factor analysis of various combinations of personality traits suggested that some of the networks could not predict adjustment due to non conformity between the number of variables and network architectures. However, a revision of the architectures and repetition of new networks significantly increased the proportion of correct predictions (the proportion of participants categorized into the indicated levels of adjustment based on AISS). The most appropriate network for predicting adjustment included a combination of the cognitive variables of flexibility, femininity, communality and tolerance.

Key words: artificial neural networks, personality traits, predicition of adjustment.

Contact information : shahriari1307@yahoo.com

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

در خلال چند دهه اخیر با ظهور نظامهای هوشمند[1] پردازش داده‌ها و مدلهای مرتبط با آنها از قبیل شبکه‌های عصبی مصنوعی[2]، الگوریتمهای ژنتیک[3]، منطق فازی[4] و نظایر آن ـ که با الهام از گوشه‌ای از طبیعت طراحی و مدلسازی شده‌اند ـ پیشرفتهای مهمی در تجزیه و تحلیل داده‌ها و الگوهای روش شناختی صورت گرفته است. یکی از اصلی‌ترین ویژگیهای شبکه‌های عصبی مصنوعی که از ساختار و عملکرد شبکه‌های عصبی طبیعی الهام گرفته شده است، پردازش موازی اطلاعات ورودی توسط واحدهای پردازشی نرونی است (دیهوف، ۱۹۹۰). حجم انبوه پژوهشهای علمی که هم اکنون در سراسر دنیا با بهره‌گیری از این مدلها در حال انجام است نشان‌دهنده توانمندی بالای آنها در درک روابط ذاتی بین داده‌ها است (لیائو، ۲۰۰۵).

بخش زیادی از این پژوهشها (نیر، نیر، کاشانی، رید و رائو، ۲۰۰۱؛ سومر، شوفرد، اولبریچ و آرنداسی، ۲۰۰۴؛ سیرز و آنتونی، ۲۰۰۴) از داده‌های مورد استفاده در پژوهشهای پیشین بهره گرفته‌اند تا امکان بررسی مقایسه‌ای توانمندی مدلهای یاد شده را با مدلهای مرسوم آماری فراهم سازد. نتایج بررسیهای مقایسه‌ای بین توانمندی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و روشهای رگرسیونی در پیش‌بینی و کشف روابط بین داده‌ها در قلمرو روان‌شناسی نشان‌دهنده قابلیتهای ویژه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی است (پالوکسی و وایت، ۲۰۰۴؛ سوباسی و ارسلبی، ۲۰۰۵). بنابر باور گارسون (۱۹۹۸) علاوه بر توانمندیهای اختصاصی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پردازش داده‌های حاصل از پژوهشهای اجتماعی و رفتاری، محدودیتهای مربوط به استفاده از مدلهای آزمایشی و طرحهای برگرفته از آن در علوم غیرتجربی نیز در موفقیت این شبکه‌ها در مقایسه با مدلهای سنتی نقش داشته‌اند. در اینجا به برخی از ویژگیها و نکات قابل توجه در پژوهشهای روان‌شناختی اشاره می‌شود:

الف) روشهای تجربی و به ویژه مدلهای آزمایشی و طرحهای پژوهشی برگرفته از آنها متناسب با داده‌های به دست آمده در علوم تجربی و پایه بوده و پژوهشگران سایر علوم برای بهره‌گیری از آنها مجبور به رعایت پیش‌فرضهایی نظیر برابری واریانسها و نرمال‌بودن توزیع داده‌ها هستند (عبدی، ۲۰۰۳). الزام به پذیرش این پیش شرطها باعث شده تا علاقه پژوهشگران به مطالعه در زمینه بسیاری از موضوعهای اساسی و مهم که در الگوهای روش شناختی مشخص و از پیش تعیین شده فوق نمی‌گنجند، کاهش یابد و پژوهشها در چهارچوبهای خشک مدلهای برگرفته از این روشها محصور بمانند (شادنیا، ۱۳۸۳).

ب) متغیرهای مستقل در حوزه پژوهشهای رفتاری معمولاً به طور کامل قابل ضبط و مهار نیستند و غالباً انبوهی از عوامل مؤثر و مداخله‌گر به طور همزمان در پدیده‌های مورد بررسی حوزه روان‌شناسی حضور دارند. در مدلهای معمول آماری پژوهشگر بر آن است تا منحنی تأثیر متغیر مورد مطالعه را با یک یا چند خط مشابه و یا منحنیهای شناخته شده قبلی (مثل تابع زنگوله‌ای) مقایسه کند و جایگزین مناسب را تشخیص دهد (انچسکو، ۲۰۰۷). بر این اساس در شرایطی که شکل تأثیر و رابطه بین متغیرهای مورد بررسی غیرخطی و با توابع غیرخطی معمول نامنطبق باشد، پژوهشگر، ابتدا نوع تابع را با حدس و گمان انتخاب و سپس تلاش می‌کند تا میزان انطباق شکل تأثیر متغیر مورد بررسی با تابع انتخابی را اندازه‌گیری کند. به عبارت دیگر پژوهشگر سعی در جایگزین‌کردن منحنی تأثیر متغیر مورد مطالعه با توابع مشابه و شناخته شده دارد. این در حالی است که تعداد متغیرها ـ به ویژه در پژوهشهای روان‌شناختی ـ ممکن است زیاد و دارای الگوهای ارتباطی ویژه و منحصر به فرد باشد و در نتیجه با توابع غیرخطی شناخته شده و رایج منطبق نباشد.

ج) استفاده از شاخصهایی نظیر میانگین و انحراف استاندارد به عنوان نمایندگان مناسب برای معرفی داده‌ها از آن جهت رایج شده است که امکان نگاه همزمان به تمامی داده‌ها برای پژوهشگر وجود ندارد. وقتی پژوهشگر به شاخصهای مرکزی و پراکندگی به جای اصل داده‌ها

1. intelligent systems
2. artificial neural networks
3. genetic algorithm
4. fuzzy logic

www.SID.ir

Archive of SID

بسنده می‌کند، در واقع بخش زیادی از اطلاعات مربوط به تعاملهای موجود بین داده‌ها را از دست می‌دهد؛ تعاملهایی که می‌توانند پیچیده و غیرخطی باشند. اگرچه از ابتدای حضور رایانه در تجزیه و تحلیلهای آماری امکان حذف شاخصهای مرکزی و پراکندگی و پردازش حجم انبوهی از داده‌ها فراهم شده است اما نرم‌افزارهای رایج برای تجزیه و تحلیل داده‌های آماری در واقع براساس مدلهای مرسوم آماری و به گونه‌ای طراحی شده‌اند که دستور-العملهای از پیش تعریف شده را در قالب الگوریتمهای معین و مطابق با همان مدلهای سنتی اما با سرعت زیاد اجرا کنند (البرزی، ۱۳۸۰). بنابراین، چنین نرم‌افزارهایی نیز دارای محدودیتهای مربوط به استفاده از شاخصهای مرکزی و پراکندگی هستند و تغییرات ناشی از تعامل[1] داده‌ها را به شکل خطا نمایان می‌کنند. به عبارت دیگر، اساس نظری و مبانی منطقی استفاده از روشهای آماری- به‌رغم سرعت و دقت قابل توجه رایانه در پردازش داده‌ها ـ همچنان سنتی باقی مانده‌اند و بسیار اتفاق می‌افتد که پژوهشگر آثار ناشی از حضور یک عامل را تشخیص می‌دهد ولی در دام تجزیه و تحلیلهای سنتی داده‌ها گرفتار شده و قادر به اثبات اثر پنهان آن عامل در زیر سایه واریانس طبیعی سایر عوامل نیست (شادنیا، ۱۳۸۳).

د) اعتبار و روایی آزمونها، افت آزمودنیها، داده‌های ناقص، بهم ریخته[2] و همپوش[3] و نظایر آن از دیگر مشکلاتی است که در پژوهشهای روان‌شناختی بیشتر مشاهده می‌شوند. آثار نامطلوب این مشکلات و حتی راهکارهای کاهش اثر آنها نیز می‌توانند به تولید پاسخهای نادقیق و نادرست بینجامند. تردیدی نیست که ماهیت متغیرهای مورد بررسی در پژوهشهای روان‌شناختی باعث ایجاد محدودیتهایی در استفاده از مقیاسها و ابزارهای اندازه‌گیری رایج در بررسیهای تجربی می‌شود و استفاده از روشهای شبه تجربی و نیمه‌تجربی نیز با ابهامهایی در مورد اعتبار و روایی آنها همراه است.

برای بسیاری از محدودیتهای روش شناختی یاد شده راهکارهایی نیز از سوی پژوهشگران ارائه شده‌اند که می‌توانند کاهش خطا را در پی داشته باشند. در بسیاری از پژوهشهای روان‌شناختی تلاش می‌شود تا گروهها از طریق بررسیهای مقدماتی یکسان شوند و تأثیر محدودیتهای مربوط به نوع داده‌ها کاهش یابد. بررسی تغییرات گروهی به جای مطالعات موردی و فردی راهکاری است که با هدف حذف و یا کنترل منابع کاهش دقت مورد استفاده قرار می‌گیرد. اگرچه انتخاب گروهها و مطالعه تغییرات گروهی به جای تغییرات فردی از میزان نامعین‌بودن متغیر مستقل می‌کاهد، اما به کارگیری این راهکار نادقیق نیز به منظور نزدیکترشدن به یک مدل تجربی و آزمایش حقیقی بوده و مستلزم استفاده از روشهایی مانند آزمایشهای مقدماتی برای متجانس‌کردن و یکسان‌شدن گروهها و نظایر آن است (مای لی، ۱۹۸۵/۱۳۶۸).

اگرچه برخی از ویژگیهای اختصاصی متغیرها و داده‌های روان‌شناختی ـ نظیر تغییرپذیری مستمر اندازه متغیرها همراه با روابط پیچیده غیرخطی و پویا بین آنها ـ در پژوهشهای تجربی محدودکننده هستند، اما اسمیت و تلن (۲۰۰۳) همین ویژگیها را به عنوان پیش فرضهای لازم برای استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و سایر مدلهای پردازش هوشمند داده‌ها معرفی کرده‌اند. برای مثال پویاییهای موجود در انبوه روابط غیرخطی در حوزه‌های درونی و بیرونی شخصیت (رگه‌های شخصیتی و روابط بین فردی و اجتماعی) از عواملی هستند که به نظر می‌رسد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در شناسایی آنها موفق‌تر از مدلهای مرسوم آماری باشد. بر این اساس در بررسی حاضر ـ به‌عنوان یک نمونه از کاربردهای مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پژوهشهای روان‌شناختی ـ سطوح همسازی نوجوانان بر اساس رگه‌های شخصیت آنها مورد پیش‌بینی قرار گرفته است.

توانمندیهای شبکه‌های عصبی مصنوعی : شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان مدلی برای پردازش و تجزیه و تحلیل داده‌ها برای مسائلی به کار می‌روند که بتوان آنها را تا حد یک مسئله ساده، طبقه‌بندی کرد (پیتکن، ۲۰۰۰/۱۳۸۳). یکی از خصیصه‌های مشترک پژوهشهای

1. interaction
2. noisy
3. overlapping

www.SID.ir

Archive of SID

روان‌شناختی تلاش برای نوعی طبقه‌بندی براساس ویژگیهاست. واریانس به‌عنوان شاخصی مهم در فعالیتهای پژوهشی تحت تأثیر عوامل مختلفی قرار دارد و یک پژوهشگر در واقع سعی دارد تا تغییرات مشاهده شده در آن را به انواع مختلف طبقه‌بندی نماید (هومن، ۱۳۷۳). در چنین شرایطی ورودیها می‌توانند در قالب الگوهای ارتباطی دریافت شده و براساس نوع روابط موجود بین آنها، خروجیهای مختلفی تولید کنند. با توجه به این که تلاش برای طبقه‌بندی براساس ویژگیها به عنوان یک خصیصه مشترک در بیشتر پژوهشهای روان‌شناختی در نظر گرفته می‌شود و نیز نظر به پیشینه قابل توجه پژوهشی، بهره‌گیری از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پژوهشهای روان‌شناختی با هدف طبقه‌بندی و پیش‌بینی می‌تواند راهگشا باشد (بجورنه و بالکینوس، ۲۰۰۵؛ کالدارا و عبدی، ۲۰۰۶؛ لوین، ۲۰۰۷؛ چارتیر، رنود و بوکادوم، ۲۰۰۸). لیائو (۲۰۰۵) براساس یک بررسی فرا-تحلیلی نشان داد که از سال ۱۹۹۵ تا سال ۲۰۰۴ فقط برای تشخیص انواع اختلالهای روانی در بیش از ۳۶۰ پژوهش در حوزه روان‌شناسی، از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است.

یکی از ویژگیهای مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی توانمندی آنها در شناسایی و کشف روابط بین داده‌هایی است که منابع تولید آنها خصیصه‌ای پویشی و فعال دارند (گاستلو، ۲۰۰۴). در چنین شرایطی الگوهای ارتباطی موجود بین ورودیها که همواره در حال تغییر و تحول‌اند، توسط شبکه عصبی مصنوعی شناسایی و خروجیهای مطلوب و مناسب براساس نوع روابط بین آنها تولید می‌شود (تاگارد و نرب، ۲۰۰۲؛ رایجمیکرز و مولنار، ۲۰۰۴). از این منظر، گستره وسیعی از حوزه‌های مورد مطالعه در روان‌شناسی نیز همچون بسیاری از علوم پایه، مانند فیزیک دینامیک و ریاضیات جدید قابل طرح در نظامهای پیچیده و پویا هستند (لاکرا، ۲۰۰۳؛ سومرز و کاسال، ۲۰۰۹).

محدودیتهای روش‌شناختی که پیش‌تر به آنها اشاره شد در مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی کمتر دیده می‌شود و با توجه به توانایی این شبکه‌ها در پردازش همزمان و موازی داده‌های متعدد، ضبط و مهار متغیرهای مختلف و مؤثر بیشتر امکانپذیر است. این خصیصه باعث می‌شود تا مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به جای تلاش برای انطباق الگوی ارتباطی بین ورودیها با توابع و منحنیهای رایج، منحنی اصلی را نیز از طریق پردازش تمام داده‌های موجود و روابط بین آنها شناسایی و سپس تابع مطلوب را استخراج کند. بنابراین، در پژوهشهایی که اثرات غیرقابل اثبات با روشهای آماری کلاسیک به شکل تفاوتهایی که معنادار نیستند نشان داده می‌شوند مدل شبکه‌های عصبی می‌تواند مفید باشد، زیرا در این مدل به جای توجه به عواملی که سهم بزرگی دارند سهم تمامی عوامل وارد شده در پردازش لحاظ می‌شود و امکان تحلیل داده‌هایی که دارای روابط بسیار پیچیده هستند نیز وجود دارد (شادنیا، ۱۳۸۳).

در یک نگاه مقایسه‌ای و روش‌شناختی می‌توان گفت آنچه در روشهای معمول و سنتی رایج است طرح سؤالهای پژوهشی و ارائه فرضیه‌ها به عنوان پاسخهای احتمالی مبتنی بر یافته‌های پژوهشی در حوزه مورد بررسی و یا مبانی نظری و منطقی است و از روشهای آماری با هدف تأیید و یا رد آنها استفاده می‌شود (هومن، ۱۳۷۳). مدل شبکه‌های عصبی با الهام از شکل پردازش اطلاعات در مغز انسان، قبل از طرح فرضیه به دریافت داده‌های خام می‌پردازد، آنگاه پس از پردازش آنها روابط موجود را کشف و قوانین حاکم بر این روابط را در می‌یابد و در وهله‌ای دیگر با مشاهده بخشی از داده‌ها اقدام به قضاوت در مورد مابقی آنها می‌کند. قدر مسلّم این است که فرضیه‌ها از آن جهت از سوی پژوهشگر ارائه می‌شوند که امکان کشف کامل و یا بخش وسیعی از روابط موجود بین داده‌ها برای او وجود ندارد و مدلهای آماری در واقع این امکان را با لحاظ حدود قابل قبولی از احتمال خطا، از طریق تجزیه و تحلیل داده‌های مربوط به نمونه‌های انتخاب شده از جامعه مورد بررسی فراهم می‌آورند. این در حالی است که رایانه چنین محدودیتی را ندارد و در خلال مشاهده مرحله‌ای داده‌ها و پردازش آنها می‌تواند فرضیه‌های مختلف را طرح و مورد آزمون قرار دهد. در واقع قابلیت فوق‌العاده رایانه در ضبط اطلاعات و سرعت بالای آن در انجام عملیات منطقی در کنار ساختار موازی

www.SID.ir

Archive of SID

شبکه‌های عصبی در پردازش اطلاعات می‌توانند مکمل مفیدی برای یکدیگر بوده و به تولید فرضیه‌های مختلف پژوهشی کمک کنند.

به‌رغم برخی انتقادها از تنوع تکالیف تخصصی در رشته‌های مختلف علمی که به شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل ریاضی واگذار می‌شود (فورست، ۱۹۹۸)، از این شبکه‌ها نه‌تنها به عنوان ابزاری برای تجزیه و تحلیل و پردازش داده‌ها (برای مثال وربوس، ۱۹۷۴؛ سوباسی و ارسلبی، ۲۰۰۵) بلکه در سطح گسترده‌ای به عنوان روشی برای شبیه‌سازی پدیده‌های مختلف و پیچیده علمی استفاده می‌شود. پیچیده‌بودن و پویایی مفاهیم روان‌شناختی یکی از اصلی‌ترین دلایل گرایش پژوهشگران به بهره‌گیری از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی برای شبیه‌سازی آنها است (مکی و ویلر، ۲۰۰۲؛ توماس، ۲۰۰۳). بر این اساس بسیاری از حوزه‌ها و موضوعهای روان‌شناختی نظیر آسیب‌شناسی روانی (فلوریو، آینفلد و لوی، ۱۹۹۴؛ اشتاین و لودیک، ۱۹۹۸؛ سیگل و هاسلمو، ۲۰۰۲؛ مور و سلن، ۲۰۰۶؛ لیندر، آلبرس، هس، پاپل و شونویلر، ۲۰۰۸)، روان‌شناسی اجتماعی و بین فرهنگی (رید و یوراداً، ۲۰۰۳؛ پالوکسی و وایت، ۲۰۰۴؛ اسمیت و کونری، ۲۰۰۷)، روان‌شناسی سازمانی (اسکاربرو و سومر، ۲۰۰۶) و روان‌سنجی (سسه، پالمر و مونتانو، ۲۰۰۴) با استفاده از این شبکه‌ها مورد مطالعه قرار گرفته‌اند. پژوهشگران در حوزه شخصیت نیز امیدوارند تا با شبیه‌سازی ساختار و فرایندهای شخصیت، بخشی از روابط بین فرایندها و ساختارهای شخصیت را آشکار ساخته و امکان تبیین موضوعهایی نظیر تفاوتهای فردی در انسانها را فراهم آورند (گریگسبی و استیونس، ۲۰۰۰؛ مِرِس، واکر، مِهل و مور، ۲۰۰۷). به علاوه شبیه‌سازی این امکان را فراهم می‌کند تا رفتارها به عنوان محصولات نهایی فرایندها و ساختارهای ناشناخته و پیچیده شخصیت و پیامد برخورد آنها با تغییرات مستمر محیطی و بیرونی به شکلی قابل پیش‌بینی و قابل کنترل مورد مطالعه قرار گیرند. برای مثال رید و میلر (۲۰۰۲) توانستند پس از شبیه‌سازی سه عامل از پنج عامل مورد نظر در مدل پنج عاملی[1] و طراحی شخصیتهای مجازی آن، تغییرات ایجاد شده در مجموعه نظام شخصیت و عاملهای گوناگون آن را از طریق دستکاری و فعال‌سازی بخشهای مختلف شخصیتهای مجازی خود مورد مطالعه قرار دهند.

شخصیت در حوزه روان‌شناسی از جمله مفاهیمی است که در تعریف آن می‌توان ویژگیهایی نظیر پویایی و همسازی را ردگیری کرد. آلپورت[2] (۱۹۳۷ نقل از آسندورف و دنیسن ۲۰۰۶) شخصیت را به عنوان سازمانی پویا از ویژگیهای جسمی و روانی افراد در نظر گرفته که تعیین‌کننده نحوه همسازی انفرادی آنها با محیط است. کراکت، مویلانن، رافائلی و رندال (۲۰۰۶) همسازی نوجوانان را براساس روابط موجود بین عوامل شخصیتی مورد بررسی قرار داده‌اند. روان‌شناسی به عنوان علم مطالعه رفتار تعریف شده و در تعریف روان‌شناسی شخصیت ـ آنگونه که آسندورف و دنیسن (۲۰۰۶) و اوزر و ماتینر (۲۰۰۶) عنوان می‌کنند ـ می‌توان از «پیش‌بینی رفتار» صحبت کرد. در پژوهش حاضر نیز شخصیت و همسازی به عنوان دو متغیر از حوزه روان‌شناسی از آن جهت برای بررسی توانمندی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب شده‌اند که ویژگیهایی مانند پویایی و پیچیدگی در تعاریف آنها بیشتر مشاهده می‌شوند؛ ویژگیهایی که به نظر می‌رسد توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی قابل شناسایی و تشخیص باشند. همچنین با توجه به آنچه گذشت و بنا بر باور برخی از صاحبنظران (نظیر لازاروس، ۱۹۶۱) می‌توان احتمال وجود ارتباط بیشتر بین همسازی با یک یا چند رگهٔ شخصیتی بیش از سایر رگه‌ها را مطرح کرد و با توجه به پویایی روابط بین عناصر و ابعاد شخصیت، به بررسی این ارتباط با استفاده از مدلهایی پویا مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخت.

این پژوهش بر آن است تا با توجه به روابط غیرـ خطی موجود بین رگه‌های شخصیت و سطوح مختلف همسازی، توانمندی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سطوح همسازی نوجوانان براساس این رگه‌ها را

1. Big Five
2. Allport, G.

www.SID.ir

Archive of SID

مورد ارزیابی قرار دهد.

روش

نمونه مورد بررسی ۴۵۶ دانش‌آموز پسر سال سوم دبیرستانهای منطقه ۳ تهران بود که به شیوه چند مرحله‌ای انتخاب شدند. دامنه سنی آزمودنیها از ۱۵ تا ۱۷ سال (با میانگین ۱۶ و انحراف استاندارد ۱ سال) بود.

پرسشنامه روان‌شناختی کالیفرنیا، CPI[1] (گاف، ۱۹۷۵) برای اندازه‌گیری رگه‌های شخصیتی به کار رفت. این ابزار ۴۸۰ سؤال دارد و ۱۸ رگه را اندازه‌گیری می‌کند. تعداد سؤالهای مربوط به هر یک از رگه‌های این پرسشنامه در گستره‌ای از ۲۲ گویه برای رگه انعطاف‌پذیری[2] (Fx) تا ۵۶ گویه برای رگه حضور اجتماعی[3] (Sp) قرار دارند. این پرسشنامه، به ویژه برای بررسی آن دسته از رگه‌های شخصیتی که در زندگی اجتماعی و تعاملهای بین فردی بیشتر مؤثر هستند و نیز برای اندازه‌گیری انواع رفتارهای سازش‌یافته، سازش نایافته و بزهکارانه بسیار مناسب است. مشکلات مفهومی و اجرایی این ابزار با اجرای آزمایشی در ۳۸ دانش‌آموز مشخص و برطرف شد. ضریب اعتبار هر یک از رگه‌ها در فرم اصلی این پرسشنامه برای دانش‌آموزان پسر دبیرستانی با روش اجرای مجدد با فاصله زمانی یکساله از ۰/۳۸ برای رگه اشتراک[4] (Cm) تا ۰/۷۵ برای رگه خودمهارگری[5] (Sc) گزارش شده است (گاف، ۱۹۷۵). در پژوهش حاضر هفتاد پاسخ نامه (۱۵درصد) به صورت تصادفی به منظور اعتباریابی انتخاب شدند و میزان همگونی درونی برای هر یک از رگه‌های شخصیتی مورد محاسبه قرار گرفت. نتایج نشان دادند که کمترین و بیشترین ضرایب اعتبار به ترتیب برابر با مقدار ۰/۴۸ و ۰/۸۲ و متعلق به حس بهزیستی[6] (Wb) و خود مهارگری (Sc) است.

پرسشنامه همسازی دانش‌آموزان، AISS[7] (سینها و سینک، ۱۹۹۳) ۶۰ سؤال دارد و سه حوزه اصلی همسازی عاطفی، اجتماعی و آموزشی را (هر یک با۲۰ سؤال) اندازه‌گیری می‌کند. ضریب اعتبار فرم اصلی برای هر یک از حوزه‌های یاد شده به ترتیب ۰/۹۶، ۰/۹۰ ، ۰/۹۳ و برای کل پرسشنامه ۰/۹۳ گزارش شده است. ضریب اعتبار کل مقیاس براساس پژوهش چوپرا و کالیتا (۲۰۰۶) نیز ۰/۹۲ بوده است. در این پژوهش از نمره کل همسازی استفاده شد که در یکی از پنج گروه همسازی (از کاملاً سازش یافته تا کاملاً سازش نایافته) قرار گرفتند.

تحلیل داده‌ها: با توجه به مبانی نظری مطرح شده در مورد ارتباط بین برخی از رگه‌های شخصیت و سطوح همسازی و به‌منظور ارزیابی توانمندی شبکه‌های مختلف عصبی با معماریهای مختلف در پیش‌بینی سطوح همسازی براساس ترکیبهای مختلف رگه‌های شخصیت، دو راهکار برای کاهش تعداد عوامل پیش‌بینی کننده مورد استفاده قرار گرفت. در روش نخست هر یک از دسته‌های عاملی ارائه شده در راهنمای CPI (گاف، ۱۹۷۵) به عنوان عوامل پیش‌بینی کننده در نظر گرفته شدند و داده‌های مربوط به این عوامل به منظور پیش‌بینی پنج سطح همسازی در لایه ورودی شبکه قرار گرفتند. این خوشه‌بندی براساس شباهتهای مفهومی[8] صورت گرفته و هجده رگه اولیه را در چهار مجموعه عاملی طبقه‌بندی کرده است. در روش دوم، دسته‌های عاملی از طریق اجرای تحلیل عاملی از هجده رگه شخصیت استخراج شدند و در کنار خوشه‌بندی مفهومی[9] به عنوان عوامل پیش‌بینی کننده به کار رفتند.

نتایج تحلیل عاملی نشان دادند که چهار عامل که هر یک از آنها دو تا چهار رگه را پوشش می‌دهند قابل تمایز هستند. پنج رگه شخصیت نیز به صورت مستقل استخراج شدند و در کنار سایر ترکیبهای عاملی قرار نگرفتند. با توجه به اینکه تحلیل عوامل شخصیت در پژوهش حاضر، به منظور دستیابی به ترکیبهای مختلف از عوامل پیش‌بینی کننده و ارزیابی توانمندی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سطوح همسازی صورت گرفت، از پنج رگه مستقل یاد شده برای پیش‌بینی استفاده نشد.

1. California Psychological Inventory
2. flexibility
3. social-presence
4. communality
5. self-control
6. sense of well-being
7. Adjustment Inventory for School Students
8. conceptual similarity
9. conceptual clustering

www.SID.ir

Archive of SID

جایگاه هر یک از رگه‌های شخصیت در دسته‌بندی عاملی مذکور در جدول ۱ نشان داده شده است. در پایان توانمندی هر یک از این ترکیبهای عاملی به دست آمده در پیش‌بینی پنج سطح همسازی به صورت جداگانه ارزیابی و با استفاده از آزمون مک‌نمار[1] مقایسه شدند. بنابراین ترکیبهای مورد استفاده برای پیش بینی عبارت بودند از:

الف- هجده رگه شخصیتی

ب- دسته‌بندی عاملی ارائه شده در راهنمای CPI

ج- مجموعه عوامل حاصل از روش تحلیل عاملی

جدول ۱.
شاخصهای توصیفی عاملهای استخراج شده براساس تحلیل عاملی CPI

عامل	M	SD	α	ارزش ویژه	درصد واریانس
یکم				۷/۵	۴۷/۳
زنانگی	۴۶/۰۹	۱۵/۸۵	۰/۷۰		
انعطاف‌پذیری	۴۷/۹۹	۱۳/۷۹	۰/۶۸		
اشتراک	۳۳/۰۲	۱۴/۵۴	۰/۶۰		
مدارای اجتماعی	۴۰/۰۸	۱۲/۰۶	۰/۸۱		
دوم				۱/۶	۱۰/۱
مسئولیت‌پذیری	۴۱/۲۹	۱۲/۱۷	۰/۷۳		
خودمهارگری	۴۴/۶۱	۱۲/۴۰	۰/۸۲		
جامعه‌طلبی	۴۳/۵۹	۱۴/۰۹	۰/۷۴		
سلطه‌جویی	۴۵/۳۰	۱۴/۱۹	۰/۷۲		
سوم				۱/۱۲	۶/۹۸
مردم‌آمیزی	۴۲/۲۷	۱۱/۱۵	۰/۷۷		
خودپذیری	۴۷/۴۹	۱۳/۲۶	۰/۷۵		
حضور اجتماعی	۴۸/۶۱	۱۳/۰۳	۰/۶۹		
چهارم				۰/۸۸	۵/۴۷
پیشرفت از طریق تبعیت‌جویی	۳۷/۷۹	۱۳/۵۰	۰/۷۴		
کارآمدی عقلی	۳۶/۴۳	۱۴/۵۷	۰/۷۴		
پنج رگه مستقل					
بهزیستی	۳۸/۶۵	۱۱/۷۰	۰/۴۸		
ظرفیت برای منزلت اجتماعی	۴۱/۵۰	۱۳/۸۴	۰/۷۴		
خوب‌نمایی	۴۵/۷۷	۱۱/۳۴	۰/۷۸		
پیشرفت از طریق عدم وابستگی	۴۴/۷۳	۱۳/۹۹	۰/۶۸		
توانمندی روان‌شناختی	۴۱/۸۹	۱۰/۱۴	۰/۷۰		

برای کلیه پیش‌بینی‌ها از داده‌های مربوط به ۳۵۰ آزمودنی (تقریباً ۷۵ درصد) که به صورت تصادفی از کل نمونه انتخاب شده بودند، برای آموزش شبکه‌ها استفاده شد. انتخاب تصادفی داده‌های مربوط به ۳۵۰ دانش‌آموز

1. McNemar

www.SID.ir

Archive of SID

در طول بررسیهای آماری فقط یکبار صورت گرفت، زیرا ارزیابی مقایسه‌ای توانمندی ترکیبهای مختلف از رگه‌های شخصیت در پیش‌بینی سطوح همسازی از طریق آزمون مک‌نمار مستلزم حفظ موقعیت آزمودنیهای مورد بررسی در تمامی مدلها است.

نوع مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولاً با توجه به نوع تکلیف و مسئله مورد نظر انتخاب می‌شود. پیش‌بینی و طبقه‌بندی از جمله تکالیفی هستند که معمولاً برای انجام آنها از شبکه‌های عصبی پیشرو[1] با پرسپترون (معادل ریاضی یک نرون) چند لایه[2] و مکانیزم انتشار معکوس[3] خطا که روش یادگیری در آنها با نظارت[4] خروجیهای مطلوب صورت می‌گیرد، استفاده می‌شود. همچنین به منظور افزایش اعتبار پیش‌بینی شبکه‌ها، اجتناب از پیش‌بینی‌های تصادفی و پرهیز از موفقیت کاذب آنها، برای هر یک از دسته‌های عاملی پیش‌بینی کننده (الگوهای ورودی) ده شبکه عصبی طراحی شد و پس از ده بار آموزش و آزمایش این شبکه‌ها، میانگین موفقیت آنها به عنوان استاندارد ارزیابی مدل به کار رفت. تعداد نرونهای لایه ورودی برای هر یک از ترکیبهای عاملی متناسب با تعداد رگه‌های تحت پوشش آنها به عنوان متغیر پیش‌بینی‌کننده و تعداد نرونهای لایه خروجی در تمامی شبکه‌ها یکسان و معادل پنج نرون برای پیش‌بینی پنج سطح همسازی در نظر گرفته شد. اصلی‌ترین متغیر در معماری این شبکه‌ها که امکان دستکاری آن ـ به منظور دستیابی به شبکه بهینه با کمترین ساختار و بیشترین قابلیت پیش‌بینی ـ وجود داشت، تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرونها در هر یک از این لایه‌ها بود.

در این پژوهش نرونهای لایه ورودی که متناسب با تعداد عوامل پیش‌بینی‌کننده بودند با حرف F، نرونهای لایه میانی (پنهان[5]) که قابل دستکاری بودند، با حرف N و نرونهای لایه خروجی متناسب با سطوح متغیر پیش‌بینی‌شونده با حرف L نشان داده شدند. بر این اساس، شبکه‌ای با ۱۸ نرون در لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه میانی و ۵ نرون در لایه خروجی به شکل $F_{۱۸}\ N_{۱۰}.\ L_{۵}$ نشان داده می‌شود. به منظور پرهیز از شبکه‌های بزرگ و نیز به منظور تجزیه و تحلیل ساده‌تر داده‌ها، فقط یک لایه میانی برای تمامی شبکه‌ها در نظر گرفته شد. برای شناسایی تعداد بهینه نرونها در لایه میانی (پنهان)، آموزش و آزمایش شبکه با حداقل نرونها در این لایه شروع و تا حصول اطمینان از دستیابی شبکه به بالاترین قابلیت پیش‌بینی ـ یعنی زمانی که موفقیت شبکه در پیش‌بینی با افزایش تعداد نرونها سیر نزولی پیدا کند ـ ادامه یافت. برای مثال برای پیش‌بینی پنج سطح همسازی براساس هجده رگه شخصیت، هجده نرون در لایه ورودی و پنج نرون در لایه خروجی در نظر گرفته شد و شبکه‌هایی از پنج تا هجده نرون در لایه میانی مورد آموزش و آزمایش قرار گرفتند ($F_{۱۸}\ N_{۵-۱۸}\ L_{۵}$). سه معیار اصلی برای انتخاب مناسب‌ترین شبکه عبارتند از:

۱) شبکه‌ای که میانگین نسبتهای پیش‌بینی‌های درست آن در خلال ده بار آموزش و آزمایش در مقایسه با سایر شبکه‌ها بیشترین باشد.

۲) شبکه‌ای که انحراف استاندارد نسبتهای پیش‌بینی‌های درست آن در خلال ده بار آموزش و آزمایش در مقایسه با سایر شبکه‌ها کمترین باشد.

۳) شبکه‌ای که با توجه به میانگین و انحراف استاندارد پیش‌بینی‌های درست در مقایسه با سایر شبکه‌ها از معماری کوچکتر و تعداد نرونهای کمتر در لایه میانی برخوردار باشد.

یافته‌ها

ابتدا داده‌های اولیه نمره‌های ۱۸ رگه شخصیتی پرسشنامه CPI و نمره همسازی به دست آمدند. سپس براساس الگوی ارائه شده در راهنمای AISS، کلیه آزمودنیها در پنج سطح همسازی (از کاملاً سازش یافته تا کاملاً سازش‌نایافته) طبقه‌بندی شدند. شاخصهای توصیفی هر یک از رگه‌های شخصیتی و نسبت آزمودنیها در گروههای پنج‌گانه همسازی به ترتیب در جدولهای ۲ و ۳ آمده است.

1. feed forward
2. multilayer perceptron (MLP)
3. back propagation
4. supervising
5. hidden

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۲.
نسبت آزمودنیها در سطوح پنجگانه سازش‌یافتگی

سطوح سازش‌یافتگی	مراحل					
	آموزش		آزمایش		کل	
	n	٪	n	٪	n	٪
خیلی خوب (>۵)	۹۳	۲۰/۴۰	۷۷	۲۲	۱۶	۱۵/۱۰
خوب (۱۲-۶)	۹۳	۲۰/۴۰	۶۸	۱۹/۴۰	۲۵	۲۳/۶۰
متوسط (۲۱-۱۳)	۶۱	۱۳/۴۰	۴۲	۱۲	۱۹	۱۷/۹۰
ضعیف (۳۰-۲۲)	۱۰۷	۲۳/۵۰	۸۴	۲۴	۲۳	۲۱/۶۰
خیلی ضعیف (<۳۱)	۱۰۲	۲۲/۴۰	۷۹	۲۲/۶۰	۲۳	۲۱/۶۰
جمع	۴۵۶	۱۰۰	۳۵۰	۱۰۰	۱۰۶	۱۰۰

توجه : اعداد داخل پرانتز دامنه نمره‌های سطوح سازش‌یافتگی است.

جدول ۳.
درصد پیش‌بینی‌های درست سطوح پنج‌گانه سازش‌یافتگی براساس هجده رگه شخصیت

مراحل آموزش و آزمایش	تعداد نرون‌های هر لایه													
	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N	F_{18} L N
اول	۷۵/۵	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۷۵/۵	۰/۰	۰/۰	/۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۷۸/۳	۷۴/۵
دوم	۶۷/۰	۷۹/۳	۷۹/۳	۶۱/۳	۷۵/۵	۷۵/۵	۷۹/۳	۵۷/۶	۶۷/۹	۸۱/۱	۸۰/۲	۷۴/۵	۷۹/۳	۵۹/۴
سوم	۵۴/۷	۶۸/۹	۰/۰	۷۴/۵	۷۴/۵	۷۴/۵	۶۸/۶	۵۵/۷	۰/۰	۰/۰	۷۶/۴	۶۱/۳	۶۹/۸	۶۳/۲
چهارم	۰/۰	۵۸/۵	۷۴/۵	۸۲/۱	۸۰/۲	۸۳/۰	۰/۰	۷۸/۳	۶۴/۲	۶۶/۰	۷۰/۶	۸۲/۱	۷۸/۳	۷۸/۳
پنجم	۸۲/۱	۶۵/۱	۸۲/۱	۰/۰	۰/۰	۷۶/۴	۷۲/۶	۶۹/۸	۵۹/۴	۷۴/۵	۶۹/۸	۶۵/۱	۶۱/۳	۶۶/۰
ششم	۷۹/۳	۷۶/۴	۵۹/۴	۰/۰	۷۹/۴	۰/۰	۶۷/۰	۰/۰	۰/۰	۸۴/۰	۶۷/۹	۰/۰	۰/۰	۰/۰
هفتم	۷۴/۵	۶۶/۰	۷۲/۶	۷۶/۴	۶۹/۹	۷۴/۵	۰/۰	۷۰/۸	۸۰/۲	۰/۰	۸۰/۲	۸۴/۰	۶۵/۱	۷۶/۴
هشتم	۶۱/۳	۵۹/۴	۰/۰	۶۵/۱	۸۵/۹	۶۹/۸	۶۰/۴	۰/۰	۵۲/۸	۶۵/۱	۰/۰	۶۸/۹	۰/۰	۰/۰
نهم	۷۹/۳	۰/۰	۰/۰	۶۹/۸	۶۹/۸	۰/۰	۶۲/۳	۷۵/۵	۷۰/۸	۸۰/۲	۷۴/۵	۰/۰	۷۴/۵	۷۰/۸
دهم	۰/۰	۰/۰	۷۶/۴	۷۰/۸	۰/۰	۷۹/۳	۰/۰	۶۳/۲	۶۷/۰	۶۶/۰	۷۸/۳	۰/۰	۶۰/۴	۶۱/۳
میانگین	۵۷/۴	۴۷/۴	۴۲/۶	۵۱/۴	۵۳/۵	۶۰/۸***	۳۹/۸	۴۷/۱	۴۶/۲	۵۰/۱	۶۲/۶	۶۰/۲	۳۹/۹	۵۵/۰
انحراف استاندارد	۴/۳۱	۳/۳۳	۳/۳۷	۸/۳۵	۲/۳۷	۳/۳۲***	۶/۳۴	۳/۳۳	۷/۳۲	۰/۳۵	۳/۳۳	۳/۳۲	۷/۳۴	۷/۲۹

توجه : F=Factors of personality، تعداد نرونهای لایه ورودی (۱۸ رگه شخصیت به عنوان متغیر پیش‌بینی کننده)، L= Levels of adjustment، تعداد نرونهای لایه خروجی (۵ سطح سازش‌یافتگی به عنوان متغیر پیش‌بینی شونده)، N=Number of neurons، تعداد نرونهای لایه میانی (به عنوان متغیر قابل دستکاری)

** شبکه انتخاب شده با توجه به شاخصهای بهینه (بیشترین میانگین، کمترین انحراف استاندارد و ساختار کوچکتر شبکه)

*** بیشترین میانگین با کمترین انحراف استاندارد با توجه به تعداد نرون‌های لایه میانی به عنوان شبکه بهینه

ابتدا پنج سطح همسازی براساس ترکیبی از هجده رگه شخصیت پیش‌بینی شد. همانگونه که در جدول ۳ دیده می‌شود، هر یک از شبکه‌ها برای ده بار مورد آموزش و آزمایش قرار گرفتند تا موفقیت و یا شکست تصادفی آنها در پیش‌بینی سطوح همسازی، تأثیر سوگیرانه در نتایج پیش‌بینی نداشته باشد. برای مثال مراحل چهارم و دهم آموزش شبکه با پنج نرون در لایه میانی نشان‌دهنده شکست کامل شبکه در پیش‌بینی است. کاهش

www.SID.ir

Archive of SID

قابل توجه قدرت پیش‌بینی سطوح همسازی و افزایش شکست شبکه در پیش‌بینی، از جمله نشانه‌های پیش‌بینی ناموفق این شبکه‌ها محسوب می‌شود. نتایج نشان می‌دهند که شبکه‌های طراحی شده برای پیش‌بینی براساس هجده رگه شخصیتی از پنج نرون تا هجده نرون در لایه میانی حداقل برای دو بار شکست خورده‌اند (جدول ۳).

نکته مهم آن است که شکست شبکه‌ها در پیش‌بینی به معنای عدم موفقیت کامل آنها و یا موفقیت در پیش‌بینی به نسبتی معادل موفقیت تصادفی نیست، بلکه شبکه‌های ناموفق عمدتاً شبکه‌هایی هستند که کلیه افراد را در یک و یا دو سطح خاص طبقه‌بندی می‌کنند و بنابراین نسبت موفقیت آنها معادل نسبت افرادی خواهد بود که در همان سطح مورد نظر قرار دارند. در نتیجه میانگین نسبتهای موفقیت شبکه در خلال ده مرحله آموزش و آزمایش بدون احتساب موفقیتهای تصادفی محاسبه شد. همانگونه که جدول ۳ نشان می‌دهد، برخی از این شبکه‌ها (نظیر شبکه $F_{18}\ N_{10}\ L_5$) کمتر از سایر شبکه‌ها شکست خورده‌اند. در انتخاب شبکه بهینه علاوه بر میانگین و انحراف استاندارد موفقیت شبکه در خلال ده بار آموزش و آزمایش، معماری و ساختار کوچکتر آنها نیز در مدنظر قرار گرفته است. بنابراین، به‌رغم قابلیت بیشتر شبکه پانزده نرونی در لایه میانی ($F_{18}\ N_{15}\ L_5$) با میانگین ۶۲/۶ درصد موفقیت در پیش‌بینی، شبکه ده نرونی ($F_{18}\ N_{15}\ L_5$) با میانگین ۶۰/۸ درصد موفقیت در پیش‌بینی برای مقایسه با توانمندی سایر ترکیبهای عاملی انتخاب شد. این نسبت با حذف شبکه‌های شکست‌خورده به میزان ۷۶ درصد افزایش یافت.

نتایج مربوط به سطوح پنجگانه همسازی نشان داد که دسته نخست که شش رگه سلطه جویی[1] (Do)، ظرفیت برای منزلت اجتماعی[2] (Cs)، مردم‌آمیزی[3] (Sy)، حضور اجتماعی (Sp)، خودپذیری[4] (Sa) و بهزیستی (Wb) را شامل می‌شود به میزان ۶۷/۳۸ درصد در پیش‌بینی پنج سطح همسازی موفق است (جدول ۴). این نسبت برای دسته دوم که شش رگه مسئولیت‌پذیری[5] (Re)، جامعه‌طلبی[6] (So)، خودمهارگری (Sc)، مدارای اجتماعی[7] (To)، خوب‌نمایی[8] (Gi) و اشتراک (Cm) را پوشش می‌دهد ۷۰/۸۳ درصد است. دسته سوم شامل سه رگه پیشرفت از طریق تبعیت‌جویی[9] (Ac)، پیشرفت از طریق عدم وابستگی[10] (Ai)، و کارآمدی عقلی[11] (Ie) و نیز دسته چهارم شامل رگه‌های توانمندی روان‌شناختی[12] (Py)، انعطاف‌پذیری (Fx) و زنانگی[13] (Fe) در پیش‌بینی سطوح همسازی به ترتیب ۴۲/۵۷ درصد و ۵۵/۴۱ درصد نقش داشته‌اند.

برای پیش‌بینی پنج سطح همسازی براساس عوامل حاصل از اجرای روش تحلیل عاملی، هر یک از دسته‌های عاملی استخراج شده به صورت جداگانه و به عنوان ورودی به شبکه ارائه شدند. تعداد نرونهای لایه ورودی در معماری این شبکه‌ها نیز متناسب با تعداد متغیرهای پیش‌بینی‌کننده ($F_{۲-۴}$) تعریف شدند. تعداد نرونهای در نظر گرفته شده برای لایه میانی متغیر بود ($N_{۲-۱۱}$) و شبکه‌های مختلف از کمترین تا بیشترین نرون در این لایه مورد آزمایش قرار گرفتند. تعداد نرونهای این لایه تا آنجا افزایش یافت که به قابلیت پیش‌بینی شبکه لطمه‌ای وارد نشود. در لایه خروجی نیز همواره پنج نرون (L_5) برای پیش‌بینی پنج سطح همسازی در نظر گرفته شد.

عامل نخست که چهار رگه زنانگی (Fe)، انعطاف‌پذیری (Fx)، اشتراک (Cm) و مدارای اجتماعی (To) را شامل می‌شد در پیش‌بینی پنج سطح همسازی به میزان ۶۲/۸۳ درصد موفق بود (جدول ۴). این نسبت برای عامل دوم که به رگه‌های مسئولیت‌پذیری (Re)، خودمهارگری (Sc)، جامعه‌طلبی (So) و سلطه‌جویی (Do) پوشش می‌داد ۶۱/۱۳ درصد بود. عامل سوم شامل رگه‌های مردم‌آمیزی (Sy)، خودپذیری (Sa) و حضور اجتماعی (Sp) و نیز عامل چهارم با دو رگه پیشرفت از طریق تبعیت‌جویی (Ac) و

1. dominance
2. capacity for status
3. sociability
4. self-acceptance
5. responsibility
6. socialization
7. tolerance
8. good impression
9. achievement via conformance
10. achievement via independence
11. intellectual efficiency
12. psychological-mindedness
13. femininity

www.SID.ir

Archive of SID

کارآمدی عقلی (Ie) نقش قابل توجهی در پیش‌بینی سطوح همسازی نداشتند. کاهش قدرت پیش‌بینی سطوح همسازی و افزایش شکست شبکه در پیش‌بینی از جمله نشانه‌های پیش‌بینی ناموفق این شبکه‌هاست. میزان موفقیت شبکه $F_3\ N_3\ L_5$ به عنوان مناسبترین شبکه برای پیش‌بینی سطوح همسازی براساس عامل سوم ۳۴/۰۶ درصد بود که در مقایسه با سایر ترکیبهای عاملی نسبت چشمگیری به حساب نمی‌آید. مناسبترین شبکه برای پیش‌بینی پنج سطح همسازی براساس عامل چهارم (شبکه $F_2\ N_4\ L_5$) نیز ۴۲/۲۶ درصد موفق بود. شاخصهای اصلی و نتایج پیش بینی توسط شبکه‌های بهینه در جدول ۴ آمده‌اند.

جدول ۴.
شاخصهای موفقیت در پیش‌بینی براساس ترکیب‌های مختلف عاملی توسط شبکه‌های بهینه

	شاخصهای توصیفی		حد		نرونهای لایه میانی	
عوامل	M	SD	کمینه	بیشینه	بهینه	دامنه
۱۸ رگه شخصیت	۷۶	۴/۵۰	۷۰	۸۳	۱۰	۵-۱۸
دسته‌بندی گاف (۱۹۷۵)						
دسته اول (۶ رگه)	۶۷	۴/۸۶	۶۰	۷۳	۸	۴-۱۱
دسته دوم (۶ رگه)	۷۱	۴/۱۵	۶۲	۷۷	۸	۴-۱۱
دسته سوم (۳ رگه)	۴۳	۳/۰۶	۳۹	۴۶	۵	۲-۶
دسته چهارم (۳ رگه)	۵۵	۴/۷۲	۴۹	۶۱	۴	۳-۸
دسته‌بندی تحلیل عاملی						
عامل اول (۴ رگه)	۶۳	۵/۵۴	۵۲	۶۹	۶	۲-۷
عامل دوم (۴ رگه)	۶۱	۳/۶۱	۵۴	۶۵	۷	۲-۷
عامل سوم (۳ رگه)	۳۶	۲/۸۸	۲۹	۴۰	۳	۲-۵
عامل چهارم (۲ رگه)	۴۲	۱/۵۹	۴۰	۴۴	۴	۴-۶

توجه : مقادیر مربوط به حدود کمینه و بیشینه به درصد ارائه شده است.

میانگین و انحراف استاندارد مربوط به نسبت پیش‌بینی‌های درست است.

با آنکه نتایج آزمون مک‌نمار برای مقایسه نسبتهای موفقیت هر یک از شبکه‌های طراحی شده براساس عوامل پیش‌بینی‌کننده نشان داد که قابلیت شبکه‌های طراحی شده براساس دسته‌بندی دوم (Cm, To, Re, Sc, So, Gi) با ۷۱ درصد موفقیت بیش از سایر دسته‌هاست ($\alpha \leq ۰/۰۱$) اما هنوز با قابلیت مدل مبتنی بر هجده رگه اولیه فاصله زیادی دارد ($\alpha \leq ۰/۰۱$). بدین ترتیب، براساس پژوهش حاضر دسته‌بندیهای چهارم (Fe, Fx, Py) و نخست (Fe، Fx, Cm, To) با توجه به تعداد محدود رگه‌های شخصیتی آنها توانستند به میزان قابل توجهی (به ترتیب ۵۵ و ۶۳ درصد) سطوح همسازی را پیش‌بینی کنند.

بحث

با توجه به اینکه پیشینه پژوهشی در زمینه پیش‌بینی سطوح همسازی براساس رگه‌های شخصیتی با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به اندازه‌ای نیست که بتوان از نتایج آنها به عنوان معیاری برای مقایسه با یافته‌های این پژوهش استفاده کرد، تمام شبکه‌ها برای ده بار آموزش و آزمایش شدند تا احتمال موفقیت و یا شکست تصادفی آنها کاهش یابد. بررسی تعداد نرونهای میانی در شبکه‌هایی که در پیش‌بینی‌های خود شکست خوردند نشان داد که معماری نامناسب می‌تواند به عنوان یکی از عوامل اصلی شکست شبکه در پیش‌بینی در نظر

www.SID.ir

Archive of SID

گرفته شود. نتایج حاصل، تأییدکننده وجود ارتباط بین برخی از رگه‌های شخصیت با همسازی نوجوانان بود. بررسی میزان موفقیت هر یک از دسته‌های عاملی در پیش‌بینی سطوح همسازی نشان‌دهنده موفقیت ۷۱ درصدی دسته دوم با شش رگه شخصیت است.

بررسی پژوهشهای پیشین در مورد ویژگیهای روان‌شناختی مرتبط با همسازی نوجوانان نشان داد که دسته‌ای از این پژوهشها به برخی از ویژگیهای روان‌شناختی به صورت انفرادی توجه کرده‌اند و دسته‌ای دیگر از آنها ترکیبی از این ویژگیها را درکنار متغیرهای دیگری نظیر گروه همسالان، حمایت خانواده، روابط بین فردی، شرایط تربیتی، آموزشی و اجتماعی و نظایر آن بررسی کرده‌اند. براساس نتایج این پژوهشها به نظر می‌رسد برخی از ویژگیهای روان‌شناختی نظیر مفهوم خود[1] (کاشانی، رزنبرگ، بک، رید و بنل، ۱۹۸۷)؛ نوجویی[2]، اجتناب از آسیب[3] و وابستگی رفتار افراد به پاداشهای بیرونی[4] (سیگواردسون، بوهمن و کلونینگر، ۱۹۸۷)؛ مفهوم خود و کمرویی[5] (آسندورف، بانسه و موکه، ۲۰۰۲)؛ تحمل اجتماعی[6] و نیرومندی[7] (نیر و دیگران، ۲۰۰۱)؛ و برخی دیگر از ویژگیهای روان‌شناختی و عوامل شخصیتی (اسلوبوسکایا، سافرونووا و وینـدل، ۲۰۰۵؛ کراکت و دیگران، ۲۰۰۶) بیش از سایر عوامل و ویژگیها با سطوح همسازی در ارتباط هستند. استخراج وجوه مشترک یافته‌های فوق و تبیین آنها مستلزم بررسی فراتحلیلی است، اما یک نکته مهم در نتایج پژوهش حاضر آن است که با توجه به تعداد رگه‌های قرار گرفته در دسته چهارم (سه رگه) و نخستین عامل استخراج شده از روش تحلیل عاملی (چهار رگه) و نیز با توجه به رگه‌های مشترک بین این دو مجموعه عاملی می‌توان چنین نتیجه گرفت که آندسته از عوامل و رگه‌های شخصیت که تأمین‌کننده رفتارهای مرتبط با نقشهای جنسی و روابط بین فردی هستند بیش از سایر رگه‌ها با همسازی رابطه دارند. بنابراین در برنامه‌های مربوط به ارزیابیها، سیاستگذاریها و اجرای کلیه برنامه‌های مرتبط با همسازی نوجوانان توجه بیشتر به این نقشها و روابط بین فردی ضروری می‌نماید. افزون بر این، نتایج پژوهش نشان می‌دهند که مفهوم همسازی قبل از آنکه مفهومی معادل و یا کاملاً مستقل از شخصیت باشد می‌تواند به عنوان بخشی از مجموعه رگه‌های شخصیت و محصول عملکرد ترکیبی آنها در نظر گرفته شود.

همچنین با توجه به هدف پژوهش حاضر به منظور بررسی توانمندی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی در حوزه روان‌شناسی، موفقیت ۶۳ درصدی شبکه‌ای که برای پیش‌بینی سطوح همسازی براساس هجده رگه اولیه شخصیت طراحی شد نشان می‌دهد که این مدل می‌تواند در کنار سایر مدلهای مرسوم برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گیرد. بر این اساس موفقیت شبکه‌های عصبی مصنوعی برای شناسایی الگوهای پیچیده ارتباطی از طریق پردازش موازی داده‌ها از یافته‌های مهمی است که راه را برای بهره‌گیری از توانمندیهای اختصاصی این مدل در حوزه روان‌شناسی باز می‌کند. بررسی مقایسه‌ای توانمندی انواع مدلهای شبکه‌های عصبی مصنوعی با مدلهای سنتی می‌تواند موضوع مستقلی برای پژوهش باشد.

منابع

البرزی، م. (۱۳۸۰). *آشنایی با شبکه‌های عصبی*. تهران: مؤسسه انتشارات دانشگاه صنعتی شریف.

پیتکن، ف. (۱۳۸۳). *شبکه‌های عصبی (اصول و کارکردها)*. ترجمه م. غضنفری و ج. ارکات. تهران: انتشارات دانشگاه علم و صنعت (تاریخ انتشار اثر به زبان اصلی، ۲۰۰۰).

شادنیا، ه. (۱۳۸۳). *شبکه‌های عصبی مصنوعی و کاربرد آن در تجزیه و تحلیل داده‌ها در علوم پزشکی*. تهران: مرکز ملی تحقیقات علوم پزشکی.

مای‌لی، ر. (۱۳۶۸). *شخصیت (ساخت، پدیدآیی و تحول)*. ترجمه م. منصور، تهران: انتشارات دانشگاه تهران (تاریخ انتشار اثر به زبان

1. self concept
2. novelty seeking
3. harm avoidance
4. reward dependence
5. shyness
6. social tolerance
7. forcefulness

www.SID.ir

Archive of SID

اصلی، ۱۹۸۵).

هومـن، ح. ع. (۱۳۷۳). *شناخت روش علمی در علوم رفتاری*. تهران : نشر پارسا.

Abdi, H, (2003). Partial least squares regression (PLS-regression). In Lewis-Beck M., Bryman, A. and Futing T. (Eds.), *Encyclopedia of social sciences research methods*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Asendorpf, J. B., Banse, R., & Mücke, D. (2002). Double dissociation between implicit and explicit personality self-concept: The case of shy behavior. *Journal of Personality and Social Psychology, 83 (2)*, 380-393.

Asendorpf, J. B., & Denissen, J. J. A. (2006). Predictive validity of personality types versus personality dimensions from early childhood to adulthood: Implications for the distinction between core and surface traits. *Miller-Palmer Quarterly, 52 (3)*, 486-513.

Bjorne, P., & Balkenius, C. (2005). A model of attentional impairments in autism: First steps toward a computational theory. *Cognitive Systems Research, 6 (3)*, 193-204.

Caldara, R., & Abdi, H. (2006). Simulating the "other-race" effect with autoassociative neural networks: Further evidence in favor of the face-space model. *Perception, 35 (5)*, 659–670

Chartier, S., Renaud, P., & Boukadoum, M. (2008). A nonlinear dynamic artificial neural network model of memory. *New Ideas in Psychology, 26 (2)*, 252-277.

Chopra, R., & Kalita, R. (2006). Adjustment problems of elementary school children of single parent and intact parent families. *Educational Tracks, 5 (10)*, 36-40.

Crockett, L. J., Moilanen, K. L., Raffaelli, M., & Randall, B. A. (2006). Psychological profiles and adolescent adjustment: A person-centered approach. *Development and Psychopathology, 18 (1)*, 195-214

Dayhoff, J. (1990). Neural networks archictures: An introduction. New York : Van Nostrand Reinhold.

Enachescu, C. (2007). Data predictions using neural networks. Proceedings of the International Conference on Knowledge Engineering: Principles and techniques.

Florio, T., Einfeld, S. L., & Levy, F. (1994). Neural networks and psychiatry: Candidate applications in clinical decision making. *Australian and New Zealand Journal of Psychiatry, 28 (4)*, 651-666.

Forrest, D. V. (1998). The patient in the machine: Challenges for neurocomputing. In D. Stein and J. Ludick (Eds.), *Neural networks and psychopathology*, (pp. 347-365). Cambridge: Cambridge University Press.

Garson, G. D (1998). *Neural networks: An introductory guide for social scientists*. London: Sage.

Gough, H. G. (1975). Manual for the California psychological Inventory. Palo Alto, CA: Consulting Psychologists Press, Inc.

Grigsby, J., & Stevens, D. (2000). *The neurodynamics of personality*. New York: Guilford Press.

Guastello, S. J. (2004). Progress in applied nonlinear dynamics: Welcome to NDPLS. *Psychology and Life Sciences, 8*, 1-16.

Kashani, J. H., Rosenberg, T., Beck, N. C., Reid, J. C., & Battle, E. F. (1987). Characteristics of well adjusted adolescents. *Canadian Journal of Psychiatry, 32*, 418-422.

LaCerra, P. (2003). The first law of psychology is the second law of thermodynamics. *Human Nature Review, 3*, 440-447.

Lazarus, R. S. (1961). *Adjustment and personality*.

www.SID.ir

Archive of SID

Raijmakers, M. E. J., & Molenaar, P. C. M. (2004). Modeling developmental transitions in adaptive resonance theory. D*evelopmental Science, 7 (2)*, 149–157.

Read, S. J., & Miller, L. C. (2002). Virtual personalities: A neural network model of personality. *Personality and Social Psychology Review, 6 (4)*, 357-369.

Read, S. J., & Urada, D. I. (2003). A neural network simulation of the outgroup homogeneity effect. *Personality and Social Psychology Review, 7*, 146–159.

Scarborough, D., & Somers, M. J. (2006). *Neural networks in organizational research: Applying pattern recognition to the analysis of organizational behavior*. Washington DC : APA Books.

Sears, E. S., & Anthony, J. C. (2004). Artificial neural networks for adolescent marijuana use and clinical features of marijuana dependence. *Substance Use & Misuse, 39 (1)*, 107-134.

Sese, A., Palmer, A. L., & Montano, J. J. (2004). Psychometric measurement models and artificial neural networks. *International Journal of Testing, 4 (3)*, 253-266.

Siegle, G. J., & Hasselmo, M. (2002). Using neural network models of psychopathology to inform assessment. *Psychological Assessment, 14*, 263-278.

Sigvardsson, S., Bohman, M., & Cloninger, C. R. (1987). Structure and stability of childhood personality: Prediction of later social adjustment. *Journal of Child Psychology and Psychiatry, 28 (6)*, 929-946.

Sinha, A. K. P., & Singh, R. P. (1993). *The Adjustment Inventory for School Students (AISS)*. Agra : National Psychological Corporation.

Slobodskaya, H. R., Safronovaa, M. V., & Windle, New York: McGraw-Hill.

Levine, D. S. (2007). Neural network modeling of emotion. *Physics of Life Reviews, 4 (1)*, 37-63.

Liao, S. H. (2005). Expert system methodologies and applications: A decade review from 1995 to 2004. *Expert Systems with Applications, 28 (1)*, 93-103.

Linder, R., Albers, A. E., Hess, M., Poppl, S. J., & Schonweiler, R. (2008). Artificial neural network-based classification to screen for dysphonia using psychoacoustic scaling of acoustic voice features. *Journal of Voice, 22 (2)*, 155-163.

Macy, M. W., & Willer, R. (2002). From factors to actors: Computational sociology and agent-based modeling. *Annual Review of Sociology*, *28*, 143-166.

Mairesse, F., Walker, M. A., Mehl, M. R., & Moore, R. K. (2007). Using linguistic cues for the automatic recognition of personality in conversation and text. *Journal of Artificial Intelligence Research, 30*, 457-500.

Moore, S. C., & Sellen, J. L. (2006). Jumping to conclusions: A network model predicts schizophrenic patients. Performance on a probabilistic reasoning task. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience, 6 (4)*, 261-269.

Nair, J., Nair, S. S., Kashani, J. H., Reid, J. C., & Rao, V. C. (2001). A neural network approach to identifying adolescent adjustment. *Adolescent, 36 (141)*, 153-162.

Ozer, D. J., & Matinez, V. B. (2006). Personality and the prediction of consequential outcomes. *Annual Review of Psychology, 57*, 401-421.

Palocsay, W. S., & White, M. M. (2004). Neural network modeling in cross-cultural research: A comparison with multiple regression. *Organizational Research Methods, 7 (4)*, 389-399.

www.SID.ir

Archive of SID

Stein, D., & Ludick, J. (1998). Neural *networks and psychopathology*. Cambridge: Cambridge University Press.

Subasi, A., & Ercelebi, E. (2005). Classification of EEG signals using neural network and logistic regression. *Computer Methods and Programs in Biomedicine, 78 (2)*, 87-99.

Thagard, P., & Nerb, J. (2002). Emotional gestalts: Appraisal, change, and the dynamics of affect. *Personality and Social Psychology Review, 6 (4)*, 274-282.

Thomas, M. S. C. (2003). Multiple causality in developmental disorders: Methodological implications from computational modeling. *Developmental Science, 6 (5)*, 537-556.

Werbos, P. (1974). *Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*. PhD dissertation, Harvard University.

M. (2005). Personality, temperament and adolescent adjustment in modern Russia. *Personality and Individual Differences, 39 (1)*, 167-178.

Smith, E. R., & Conrey, F. R. (2007). Agent-based modeling: A new approach for theory building in social psychology. *Personality and Social Psychology Review, 11 (1)*, 87-104.

Smith, L. B., & Thelen, E. (2003). Development as a dynamic system. *Trends in Cognitive Science, 7*, 343-348.

Somers, M. J., & Casal, J. C. (2009). Using artificial neural networks to model nonlinearity. *Organizational Research Methods, 12 (3)*, 403-417.

Sommer, M., Schuhfried, G., Olbrich, A., & Arendasy, M. (2004). Improvements in personnel selection with neural networks: A pilot study in the field of aviation psychology. *International Journal of Aviation Psychology, 14 (1)*, 103-115.

www.SID.ir