ارائه الگویی برای کشف تقلب مالیاتی بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران مالی شرکتها با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی

سمیه نجفی[۱]
اله‌کرم صالحی[۲]
هوشنگ امیری[۳]

چکیده

یکی از اقدامات مدیریتی به‌منظور کاهش تعهدات مالیاتی، عدم پرداخت مالیات از طریق تقلب مالیاتی است. ازآنجاکه عوامل شخصیتی احتمالاً در توضیح روحیه مالیات دخیل هستند، بررسی ویژگی‌های شخصیتی و جنبه‌های آن در رابطه با تقلب مالیاتی می‌تواند به شناخت بهتر عوامل تأثیرگذار بر تصمیمات مالیاتی کمک کند. هدف اصلی این پژوهش ارائه الگویی برای کشف تقلب مالیاتی بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران مالی شرکت‌ها با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی است. جامعه آماری پژوهش را کلیه مدیران مالی شرکت‌های بورسی و غیربورسی در سال ۱۳۹۹ که معاف از مالیات نیستند، تشکیل می‌دهند. اطلاعات مربوط به مدیران مالی از طریق پرسشنامه جمع‌آوری و با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۱ و نرم‌افزار MATLAB نسخه ۲۰۱۵ مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفت. نتایج پژوهش حاکی از آن است که الگوی شبکه عصبی طراحی‌شده با ۱۰ نرون در لایه پنهان دارای دقت ۷۹/۵ درصد توانایی کشف تقلب مالیاتی صورت گرفته توسط مدیران مالی شرکت‌ها را دارد. همچنین طبق نتایج حاصل از آزمون مدل رگرسیونی، تیپ‌های شخصیتی روان‌رنجوری، برون‌گرایی، انعطاف‌پذیری و توافق‌پذیری بر تقلب مالیاتی تأثیر مثبت و معنی‌دار و تیپ شخصیتی باوجدان بودن تأثیر منفی و معنی‌دار بر تقلب مالیاتی دارد.

واژه‌های کلیدی: تیپ‌های شخصیتی، تقلب مالیاتی، رویکرد شبکه‌های عصبی

۱. گروه حسابداری، واحد بین المللی خرمشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، خرمشهر، ایران، najafipoone@yahoo.com
۲. گروه حسابداری، واحد مسجدسلیمان، دانشگاه آزاد اسلامی، مسجدسلیمان، ایران، (نویسنده مسئول)، AK.Salehi@iau.ac.ir
۳. گروه حسابداری، واحد آبادان، دانشگاه آزاد اسلامی، آبادان، ایران،dr.amiri72@yahoo.com

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

۱ـ مقدمه

امروزه تقلب مالیاتی به‌عنوان یک بیماری جهانی شناخته‌شده و هزینه‌های اقتصادی زیادی را به همه جوامع اعمال کرده است (Abdixhiku et al, 2017). به دلیل آن‌که پرداخت مالیات، ثروت را از شرکت و مالکان آن به دولت منتقل می‌کند، اغلب شرکت‌ها اقدامات مدیریتی خود را به‌گونه‌ای برنامه‌ریزی و اجرا می‌کنند، که تعهدات مالیاتی خود را به کمترین حد برسانند. یکی از این اقدامات مدیریتی، تصمیم به عدم پرداخت مالیات از طریق تقلب مالیاتی است. در اکثر پژوهش‌های پیشین به شناسایی نقش ویژگی‌های خاص شرکت‌ها نظیر اندازه شرکت‌ها، ساختار سرمایه، ساختار مالکیت، ساختار هیئت‌مدیره و ساختار کمیته حسابرسی در تعیین میزان تقلب مالیاتی شرکت‌ها پرداخته‌شده است. درحالی‌که این پژوهش‌ها به یکی از ویژگی‌های مهم در بحث تصمیم‌های مالیاتی شرکت‌ها، تحت عنوان ویژگی‌های شخصیتی مدیران توجه چندانی نکرده‌اند. ادبیات حسابداری بیان می‌دارد که توجه به «تیپ‌های شخصیتی» استفاده‌کنندگان اطلاعات نیز، عامل بسیار مهمی در بررسی اطلاعات موردعلاقه استفاده‌کنندگان به شمار می‌رود (Baradaran Hassanzade et al, 2013). نتایج برخی از پژوهش‌ها بیانگر این امر بوده است که عقلانیت افراد به‌ندرت در منطقه سیاه یا سفید شکل می‌گیرد، بلکه مدل‌سازی واقعی در یک طیف خاکستری‌رنگ به وجود می‌آید، یعنی افراد نه کاملاً منطقی و نه عاری از منطق هستند (Namazi and Mansoory, 2014). این موضوع باعث شده تا تجزیه‌وتحلیل آثار انواع شخصیت در بازار بسیار موردتوجه قرار گیرد (Ahmad and Hassan, 2016)؛ برخی از پژوهش‌های تجربی اخیر نیز از این موضوع حمایت می‌کنند (Haroon, 2012; Shah et al, 2015). به‌عبارت‌دیگر، انواع مختلف تیپ‌های شخصیتی باعث تغییر در رفتار افراد، اعم از مدیران شرکت‌ها و سهامداران، می‌شود. مشکل اصلی در درک فرآیند تصمیم‌گیری افراد این است که مطالعه مستقیم عملیات مغز انسان با تکنولوژی امروز امکان‌پذیر نیست و باید در جستجوی راه‌های غیرمستقیم بود (Hendriksen and Van Breda, 1992). شبکه‌های عصبی مصنوعی تکنیک‌هایی هستند که با تقلید از سیستم عصبی بیولوژیکی انسان، سعی در حل نمودن مسائل می‌کنند. این شبکه‌ها در بسیاری از زمینه‌ها نظیر تجارت، صنعت و علوم تجربی کاربرد دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، اگرچه با سیستم عصبی طبیعی قابل‌مقایسه نیستند، اما وجود ویژگی‌های مهمی مانند قابلیت یادگیری، قابلیت تعمیم، قابلیت پردازش موازی و قابلیت ترمیم خطاها و ...، این شبکه‌ها را در مواردی که نیاز به یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد، متمایز می‌سازد (Monadjemi et al, 2009). بر همین اساس، پژوهش حاضر سعی بر آن دارد تا از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی که به‌نوعی شبیه به مغز انسان عمل می‌کنند، الگویی ارائه کند تا از طریق آن با دقت بیشتری تیپ‌های شخصیتی تأثیرگذار مدیران شرکت‌ها بر تقلب مالیاتی را شناسایی کند.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

در زمینه شناسایی آثار تیپ‌های شخصیتی مدیران در تصمیم‌های مرتبط با عدم پرداخت مالیات و تقلب مالیاتی و ارائه الگویی بر این اساس، هنوز پژوهش جامعی در ایران انجام‌نشده است. استفاده از مباحث مالی رفتاری باعث خواهد شد که اطلاعات جامعه دانشگاهی و حرفه‌ای درزمینه نقش عوامل رفتاری در تعیین تصمیم‌های تقلب مالیاتی افزایش یابد. هرچند که بیش از سه دهه است که مبحث مالی رفتاری در دنیا مطرح‌شده است، ولی اهمیت این حوزه از دانش هنوز برای فعالان بازار ناشناخته باقی‌مانده است. از طرفی در ایران هم اکثر پژوهش‌های انجام‌شده درزمینه مالی رفتاری، مربوط به معرفی دانش مالی رفتاری به جامعه دانشگاهی بوده است (به‌عنوان نمونه، Talangi, 2004; Raee and Fallah Poor, 2003; Khajavi and Ghasemi, 2006) و مطالعه خاصی به‌صورت کاربردی مبحث مالی رفتاری را حداقل در حوزه‌ی شناسایی آثار تیپ‌های شخصیتی مدیران در تصمیم‌های مرتبط با تقلب مالیاتی انجام نداده است. با توجه به مطالب مذکور، در زمان حاضر انجام پژوهشی که بیشتر جنبه‌ی کاربردی داشته باشد، ضروری به نظر می‌رسد. واقعیت این است که نمی‌توان دقیقاً مشخص کرد که تصمیم‌های افراد چگونه شکل می‌گیرد؛ زیرا اولاً هر یک از افراد در تصمیم‌گیری خود عوامل خاصی را مدنظر قرار می‌دهند و ثانیاً افراد نمی‌توانند فرآیند تصمیم‌گیری خود را تشریح کنند و ثالثاً با تکنولوژی موجود نمی‌توان عملیات مغز انسان را به‌طور مستقیم موردمطالعه قرار داد (Hendriksen and Van Breda, 1992). اهمیت پژوهش حاضر ازاین‌جهت است که تاکنون هیچ پژوهشی در ایران آثار تیپ‌های شخصیتی فرد را بر تصمیم‌های تقلب مالیاتی آن فرد با رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی نکرده است و تاکنون این باور که تمام مدیران دیدگاه مالیاتی یکسانی دارند، رواج داشته است. این پژوهش نیز می‌تواند مورداستفاده سازمان امور مالیاتی و سازمان‌های تدوین‌کننده قوانین مالیاتی قرار گیرد تا در صورت لزوم بتوانند قوانین سودمندی وضع کرده و از این طریق منافع عموم جامعه را مدنظر قرار دهند. در ادامه مبانی نظری و پیشینه پژوهش بررسی می‌شوند. سپس سوال پژوهش، روش‌شناسی پژوهش و نحوه تجزیه و تحلیل داده‌ها ارائه می‌گردد. یافته‌های حاصل از طراحی الگوی شبکه عصبی و همچنین نتایج حاصل از بررسی در بخش پایانی مورد بحث و نتیجه‌گیری قرار می‌گیرد.

۲- مبانی نظری

۲-۱- تقلب مالیاتی

طبق تعریف انجمن بازرسان رسمی تقلب در امریکا، تقلب دربرگیرنده تمام ابزار گوناگونی است که ساخته انسان است و یک فرد با استفاده از آن مزیتی را نسبت به دیگری از طریق توصیه‌های دروغین یا کتمان حقیقت کسب می‌کند و شامل تمام رویدادهای ناگهانی، ترفندها، حیله‌گری‌ها یا مخفی‌کاری‌ها و دیگر راه‌های غیرمنصفانه برای فریب دیگری است (Vakili Fard et al, 2009). تقلب عبارت است از هرگونه اقدام عمدی یا فریبکارانه یك یا

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

چند نفر از مدیران، کارکنان یا اشخاص ثالث، برای برخورداری از یك مزیتی ناروا یا غیرقانونی. تقلبی که با دخالت یك یا چند نفر از مدیران واحد مورد رسیدگی روی می‌دهد به‌عنوان «تقلب مدیران» و تقلبی که تنها توسط کارکنان واحد مورد رسیدگی صورت می‌پذیرد به‌عنوان «تقلب کارکنان» نامیده می‌شود. در هر دو حالت، ممکن است تبانی با اشخاص ثالث خارج از واحد مورد رسیدگی نیز وجود داشته باشد. فرار یا تقلب مالیاتی به عدم پرداخت غیرقانونی تمام یا قسمتی از مالیات اطلاق می‌گردد. این اقدام می‌تواند در قالب تنظیم حساب‌های مالی، ارائه اطلاعات مالی نادرست و یا ارائه نکردن اطلاعات صورت گیرد. فرار و تقلب مالیاتی به هر نوع اقدام غیرقانونی جهت عدم پرداخت صحیح مالیات از قبیل حساب‌سازی، عدم ارائه دفاتر و انجام فعالیت‌های اقتصادی بدون رسم و نشان و ... اطلاق می‌گردد. فرار و تقلب مالیاتی یکی از اساسی‌ترین مشکلات هر نظام مالیاتی محسوب می‌شود (Zehi et al, 2011).

۲-۲- تیپ‌های شخصیتی

تیپ روان‌شناختی نظریه‌ای است که توسط یونگ برای تبیین برخی از تفاوت‌های به‌ظاهر تصادفی رفتار افراد ارائه شده است. از نظر یونگ یک تیپ روان‌شناختی متشکل از نظام‌های پویا و پیچیده و مرتبط با یکدیگر در شخصیت است و یک فرایند تکاملی در طول زندگی به شمار می‌رود. به‌این‌ترتیب فرایند ادراک محیط اطراف و سایرین و تصمیم‌گیری در مورد آن‌ها نیز متفاوت خواهد بود (Saeidi Goraghani and Naseri, 2017). در سال‌های اخیر طرح پنج عاملی ویژگی‌های شخصیت به‌طور چشمگیری مورد توجه متخصصان علوم رفتاری قرار گرفته است. در این طرح پنج عامل شخصیت شامل روان‌رنجوری، برون‌گرایی، انعطاف‌پذیری، با وجدان‌بودن و توافق‌پذیری بررسی می‌شود (Karimi Nejad et al, 2014). در تیپ شخصیتی روان‌رنجوری (N) افراد به‌صورت مضطرب، افسرده، غیرمنطقی، دمدمی، دارای عزت‌نفس پایین و مستعد احساس گناه توصیف می‌شوند. برون‌گرایان (E) به سمت دنیای بیرون گرایش دارند، هم‌نشینی با دیگران را ترجیح می‌دهند و معاشرتی، مخاطره‌جو، جسور، اجتماعی، سلطه‌جو، بلندپرواز و کمال طلب بوده و ساعت‌ها وقت، صرف رسیدن به اهدافشان می‌کنند فرد انعطاف‌پذیر(O) یک تخیل فعال دارد، از تنوع لذت می‌برد، به احساسات درونی توجه داشته و کنجکاوی هوشمندانه و نگرش‌های غیر متعصبانه دارد. ویژگی توافق‌پذیری (A)، صداقت، نوع‌دوستی و همدردی را دربر دارد. فردی که دارای این ویژگی است نسبت به دیگران احساس همدردی دارد، همکاری می‌کند و در عوض از دیگران انتظار همراهی دارد. در ویژگی باوجدان بودن (C)، فرد وظیفه‌شناس، مسئولیت‌پذیر، مصمم، بااراده، قابل‌اعتماد و خوش‌قول است و کوششی منظم برای رسیدن به اهداف و پیروی جدی از اصول دارد (Seyed Mohammadi, 2013). ادبیات اقتصاد رفتاری و مالیات نشان می‌دهد که عوامل روانشناختی می‌توانند بینشی عمیق درباره تصمیمات مالی حسابداران و مدیران مالی فراهم کنند و رعایت مالیات می‌تواند تحت تأثیر شخصیت و اعتقادات فرد باشد (Olexova and Sudzina, 2019). بر اساس مطالعات اولکسوا و زودزینا (۲۰۱۹) تیپ

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

شخصیتی وظیفه‌شناس (C) و موافقت‌پذیر (A) دارای عدم گرایش به انجام عمل مجرمانه از جمله تقلب و فرار مالیاتی هستند. همچنین تیپ‌های شخصیتی برون‌گرا (E)، انعطاف‌پذیر (O) و روان‌رنجور (N) دارای گرایش به تقلب مالیاتی هستند و این تمایل در تیپ شخصیتی برونگرا بسیار بالا بوده و افراد دارای این تیپ شخصیتی میزان مالیات پرداخت شده را کاهش می‌دهند. همچنین (Almlund et al, 2011) نیز در پژوهش خود نشان دادند که تیپ شخصیتی وظیفه‌شناس (C) و موافقت‌پذیر (A) تمایل به تقلب و فرار مالیاتی ندارند. (Alalehto, 2003) نیز معتقد است که تیپ شخصیتی برونگرا میزان مالیات پرداخت شده را کاهش می‌دهد. طبق پژوهش‌های مرور شده تمایل مشخصی به جرم اقتصادی از جمله تقلب مالیاتی در تیپ‌های شخصیتی برونگرا (E)، انعطاف‌پذیر (O) و روان‌رنجور (N) وجود دارد، در حالی که افراد دارای تیپ شخصیتی وظیفه‌شناس (C) و یا موافقت‌پذیر (A) دارای رفتار قانون مدار هستند.

۲ـ۳ـ شبکه‌های عصبی

درزمینه حسابداری و امور مالی اطلاعات گوناگونی یافت می‌شوند که برای تمامی استفاده‌کنندگان اهمیت یکسانی ندارند و جهت انتخاب و ارائه‌ی بهترین اطلاعات موردنیاز هر کاربر، به سیستم‌های هوشمندی نیاز است که توانایی پیش‌بینی اطلاعات موردنیاز را نیز داشته باشند (Bumblauskas et al, 2017). امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در راستای پیش‌بینی‌هایی که قابلیت اتکای بالاتری داشته باشند، بسیار موردتوجه است. شبکه‌های عصبی مصنوعی بخشی از سیستم‌های هوشمند به شمار می‌روند که با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند از مزایای به‌کارگیری سیستم‌های هوشمند در حسابداری می‌توان به ارائه خدمات بهتر به مشتری، تقلیل زمان انجام و تکمیل و وظایف، افزایش میزان تولید، تصمیم‌گیری و پیش‌بینی مناسب اشاره نمود. شبکه‌های عصبی یک تکنیک پردازش اطلاعات مبتنی بر روش سیستم‌های عصبی بیولوژیکی مانند مغز است. مفهوم بنیادی شبکه‌های عصبی، ساختار سیستم پردازش اطلاعات است که از تعداد زیادی واحدهای پردازشی (نورون) مرتبط با شبکه‌ها تشکیل‌شده‌اند (Namazi and Sadeghzadeh Maharluie, 2018).

۳ـ پیشینه تجربی پژوهش

در بررسی‌های پژوهشگر مشخص گردید که پژوهشی که به ارائه الگویی برای کشف تقلب مالیاتی بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران مالی شرکت‌ها با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی پرداخته باشد وجود ندارد، اما پژوهش‌هایی در ارتباط با کشف و پیش‌بینی فرار مالیاتی صورت گرفته که مرتبط‌ترین آنها انتخاب و در بند پیشینه پژوهش از آنها استفاده گردیده است.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

۳-۱- پیشینه داخلی

نسل موسوی و همکاران (۱۳۹۹) به ارائه مدل پیش‌بینی فرار مالیاتی بر مبنای الگوریتم درخت تصمیم ID3 و شبکه بیزین پرداختند. نتایج حاصل نشان داد که الگوریتم پیشنهادی با ۶۰/۵۸ درصد دقت، دارای بالاترین دقت صحت و با ۴۳/۷۶ درصد اشتباه دارای کمترین میزان اشتباه می‌باشد که از الگوریتم‌های ID3 و الگوریتم بیزین که الگوریتم‌های پایه روش پیشنهادی می‌باشند، نیز بسیار بهتر عمل می‌کند.

عدیلی و همکاران (۱۳۹۹) تأثیر فرهنگ اخلاقی موسسه حسابرسی و تیپ‌های شخصیتی حسابرسان بر عینیت حسابرس را در مدیران شاغل در سازمان حسابرسی و مؤسسات حسابرسی بررسی کردند. نتایج نشان داد فرهنگ اخلاقی موسسه حسابرسی و تیپ شخصیتی باوجدان بودن (وظیفه‌شناسی) بر عینیت حسابرس تأثیر مثبت و معناداری دارد. همچنین یافته‌ها نشان می‌دهد که فرهنگ اخلاقی موسسه حسابرسی بر رابطه بین تیپ‌های شخصیتی حسابرسان و عینیت حسابرس تأثیر دارد.

شدیدی و همکاران (۱۳۹۸) با استفاده از الگوریتم زنبورعسل به توسعه روش‌های کشف تقلب در صورت‌های مالی پرداختند. برای بررسی موضوع سه روش الگوریتم زنبورعسل، الگوریتم ژنتیک و رگرسیون لجستیک را به کار گرفتند. نمونه آماری متشکل از ۱۲۰ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار (۶۰ شرکت مشکوک به تقلب و ۶۰ شرکت غیر متقلب) برای دوره زمانی ۱۳۹۶-۱۳۸۵ بود. شرکت‌های مشکوک به تقلب بر مبنای ۱) اظهارنظر تعدیل‌شده حسابرسی، ۲) وجود تعدیلات سنواتی بااهمیت و صورت‌های مالی تجدید ارائه‌شده در مورد موجودی‌ها و سایر دارایی‌ها و... ۳) وجود اختلافات مالیاتی با حوزه مالیاتی طبق یادداشت ذخیره مالیات بر درآمد و پرونده مالیاتی و بند شرط گزارش حسابرسی انتخاب شدند. پس از استفاده از آنتروپی متقابل، ۱۶ نسبت مالی به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های بالقوه گزارشگری مالی متقلبانه معرفی شدند. یافته‌های پژوهش نشان داد که روش الگوریتم زنبورعسل با دقت پیش‌بینی ۸۲/۵ درصد نسبت به دو روش الگوریتم ژنتیک با دقت ۷۷/۵ درصد و رگرسیون لجستیک با دقت ۷۲/۵ درصد، از عملکرد بهتری جهت شناسایی شرکت‌های مشکوک به تقلب در صورت‌های مالی برخوردار است.

ناصرآبادی و همکاران (۱۳۹۷) کشف فرار مالیاتی اشخاص حقوقی را بررسی و کارایی رگرسیون خطی چند متغیره و شبکه‌های عصبی مصنوعی را باهم مقایسه کردند. نتایج نشان داد هر دو روش بیانگر تأثیر عوامل شناسایی‌شده بر فرار مالیاتی شرکت‌ها هستند. همچنین نتایج بیانگر کارایی بیشتر شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با رگرسیون خطی چند متغیره بوده است. بر این اساس کارایی رگرسیون خطی چند متغیره در کشف فرار مالیاتی اشخاص حقوقی ۶۰ درصد، درحالی‌که کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی ۵/۸۲ درصد بوده است.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

سامعی راد و همکاران (۱۳۹۵) با استفاده از الگوریتم Apriori که از قوانین همبستگی و مدل‌های یادگیری بدون ناظر است، جهت کشف رفتارهای مشکوک متقلبان مالیاتی استفاده و سپس یک سیستم تشخیص تقلب مالیاتی مبتنی بر شبکه‌های بیزین را ارائه کردند و با توجه به کارایی پایین آن ازنظر سرعت، کارایی آن را با استفاده از تکنیک‌های پردازش موازی افزایش دادند. نتایج پیاده‌سازی بر روی پایگاه داده‌های مختلف مالیاتی نشان داد که با استفاده از الگوهای پردازش موازی، می‌توان کارایی برنامه‌های کشف تقلب‌های مالیاتی را به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای بهبود بخشید.

رحیمی‌کیا و همکاران (۱۳۹۴) تشخیص فرار مالیاتی با استفاده از سیستم هوشمند ترکیبی را بررسی، از الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی هارمونی به‌منظور بهینه‌سازی هم‌زمان پارامترهای شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و ترکیب مناسب ورودی‌ها استفاده و نتایج را با رگرسیون لجستیك به‌عنوان هسته سیستم مقایسه کردند. مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک در دو صنعت مواد غذایی و نساجی نشان داد استفاده از شبکه عصبی دارای دقت‌های بالاتری بوده و این تفاوت ازلحاظ آماری معنادار می‌باشد. در شبکه عصبی به ترتیب در صنعت مواد غذایی و نساجی دقت کلی ۸۳/۷۸ درصد و ۸۴/۸۵ درصد، دقت تشخیص شرکت‌های فراری ۸۰/۳۱ درصد و ۸۴/۳۴ درصد و دقت تشخیص شرکت‌های سالم ۸۷/۲۰ درصد و ۸۵/۳۶ درصد می‌باشد.

دستگیر و غریبی (۱۳۹۴) به بررسی کاربست روش‌های داده‌کاوی به‌منظور ارتقای عملکرد تشخیص فرار مالیاتی پرداختند. قواعد وابستگی با به‌کارگیری الگوریتم پیشینار برای تشخیص فرار مالیاتی شرکت‌ها استفاده شد. نتایج پژوهش نشان داد که روش‌های داده‌کاوی مبتنی بر قواعد وابستگی با ایجاد دو مدل با درصد صحت ۹۱ درصد بر روی داده‌های آموزش، با درصد صحت ۸۸ درصد بر روی داده‌های اعتبارسنجی و با درصد صحت ۸۶ درصد بر روی داده‌های آزمون توانسته است موفق به تشخیص فرار مالیاتی گردد.

۳-۲- پیشینه خارجی

آشا و کومار (۲۰۲۱) با استفاده از الگوریتم‌های متعدد یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبانی (SVM، k-نزدیک‌ترین همسایه (Knn) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) پیش‌بینی وقوع تقلب را بررسی کردند. همچنین، تمایز یادگیری ماشین نظارت‌شده و تکنیک‌های یادگیری عمیق را برای تمایز بین معاملات تقلب و غیر تقلب انجام دادند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با دقت تقریبی معادل ۱۰۰٪، بهترین گزینه برای تشخیص تقلب در کارت اعتباری است (Asha and Kumar, 2021).

وانهولودا و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی به کشف تقلب مالیات بر ارزش‌افزوده با تکنیک‌های قابل‌تشخیص ناهنجاری بدون نظارت (AD) پرداختند و یک روش ارزیابی جدید ارائه دادند که نشانه‌های عملکرد قابل‌اطمینان را ارائه می‌دهد و تضمین می‌کند که موارد کلاه‌برداری به‌طور مؤثر توسط روش‌های پیشنهادی کشف می‌شود

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

(Vanhoeyvelda et al, 2020).

یان و همکاران (۲۰۲۰) در پژوهشی از الگوریتم ژنتیکی تطبیقی بهبودیافته برای مدل شناسایی تقلب در بیمه خودرو بر اساس شبکه عصبی BP استفاده کردند. همچنین الگوریتم سازگار ژنتیکی سازگار (NAGA) همراه با شبکه عصبی BP (شبکه عصبی BP) برای بهینه‌سازی وزن اولیه شبکه‌های عصبی BP برای غلبه بر کاستی‌ها، مانند سهولت سقوط در حداقل‌های محلی، همگرایی آهسته، نرخ و وابستگی نمونه استفاده گردید. نتایج تجربی نشان داد که الگوریتم ژنتیک بهبودیافته ازنظر سرعت همگرایی و دقت پیش‌بینی پیشرفته‌تر از الگوریتم ژنتیک سنتی است (Yan et al, 2020).

دونگ و همکاران (۲۰۲۰) تشخیص تقلب از طریق جنگل تصمیم‌گیری خود رمزگذار عصبی را بررسی کردند و یک مدل یکپارچه قابل‌آموزش از انتها به انتها را برای استفاده از خواص جذاب رمزگذار ماشین و جنگل تصادفی را ارائه دادند. یک مدل درخت تصمیم تصادفی برای هدایت روند یادگیری پارامترهای جهانی اجرا گردید و آزمایش‌های گسترده‌ای روی مجموعه داده‌های بزرگ بررسی آمازون انجام شد. مدل پیشنهادی به‌طور مداوم از یک سری روش‌های مقایسه شده بهتر عمل می‌کند (Dong et al, 2020).

لوپز و همکاران (۲۰۱۹) کشف تقلب مالیاتی در مورد اظهارنامه مالیات بر درآمد شخصی ثبت‌شده در اسپانیا، با استفاده از ابزار پیش‌بینی پیشرفته یادگیری ماشین، با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پرداختند. نتایج نشان داد که مدل انتخاب‌شده دارای نرخ کارایی ۸۴/۳ درصد است که حاکی از بهبود در رابطه با سایر مدل‌های مورداستفاده در کشف تقلب مالیاتی است (López et al, 2019).

۴- سوال پژوهش

با توجه به مبانی نظری و پیشینه تجربی، این پژوهش درصدد یافتن پاسخ به سوال زیر می‌باشد:

آیا می‌توان بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران و با به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی الگویی برای شناسایی تیپ‌های شخصیتی تأثیرگذار مدیران بر نگرش آنان نسبت به تقلب مالیاتی ارائه داد یا خیر؟

تأثیر تیپ‌های شخصیتی بر تقلب مالیاتی به چه صورت است؟

۵- روش‌شناسی پژوهش

ازنظر جهت‌گیری‌های پژوهشی، مطالعه حاضر از نوع ترکیبی از پژوهش‌های کاربردی و توسعه‌ای است و قصد دارد الگویی برای شناسایی تقلب مالیاتی شرکت‌ها بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران آن‌ها ارائه کند. ازلحاظ شناسایی شاخص‌های جدید، توسعه‌ای و ازلحاظ نگاه به ارتقای سطح کنترل تقلب مالیاتی در شرکت‌ها کاربردی

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

است.

جامعه آماری پژوهش حاضر را کلیه مدیران مالی شرکت‌های بورسی و غیر بورسی در سال ۱۳۹۹ که معاف از مالیات نیستند، تشکیل می‌دهند. ازآنجاکه آمار رسمی از تعداد مدیران مالی فعال در شرکت‌ها در دسترس نیست، حجم جامعه و واریانس آن نامشخص فرض می‌شود. علاوه بر این چون از پرسش‌نامه با طیف لیکرت پنج درجه استفاده خواهد شد، بزرگ‌ترین مقدار پنج و کوچک‌ترین مقدار یک خواهد بود و انحراف معیار برابر با ۰/۶۶ خواهد بود که این مقدار بیشینه انحراف معیار است (Momeni, 2007). بنابراین با استفاده از فرمول کوکران (رابطه‌های (۱) و (۲)) حجم نمونه لازم برابر با ۱۶۷ نفر است.

رابطه (۱)

$$\delta = \frac{max(x_i) - min(x_i)}{6} = \frac{5-1}{6} = 0.667$$

رابطه (۲)

$$n = \frac{max}{\alpha^2} = \frac{1.96^2 \times 0.66^2}{0.1^2} = 167$$

جهت جمع‌آوری داده‌های پژوهش با توجه به‌احتمال عدم برگشت تعدادی از پرسش‌نامه‌ها یا پاسخ‌دهی ناقص به پرسش‌های پرسش‌نامه تعداد ۵۰۰ پرسش‌نامه، در هر دو بخش از جامعه آماری پژوهش توزیع شد. با پیگیری‌های مکرر، ۳۲۱ نفر از مدیران مالی شرکت‌ها به پرسش‌نامه‌ها پاسخ دادند که از این میان ۳۰۶ عدد آن مناسب تشخیص داده شد. لازم به ذکر است که از این تعداد پرسش‌نامه، تعداد ۳۲ پرسش‌نامه مربوط به بخش مدیران مالی شرکت‌های بورسی از جامعه آماری و تعداد ۲۴۷ پرسش‌نامه مربوط به بخش مدیران شرکت‌های غیر بورسی از جامعه آماری است.

جهت توزیع راحت‌تر پرسش‌نامه‌ها، پرسش‌نامه الکترونیکی طراحی و استفاده گردید. بااین‌حال، پرسش‌نامه‌ها با مراجعه حضوری پژوهش‌گر به شرکت‌ها (اعم از شرکت‌های بورسی و غیر بورسی) و یا ارسال از طریق رایانامه و فضای مجازی نیز توزیع شد. درمجموع، پرسش‌نامه پژوهش حاضر متشکل از سه بخش می‌باشد. بخش اول شامل پرسش‌های عمومی (جنسیت، میزان تحصیلات، میزان تجربه و نوع شرکتی که پرسش‌شوندگان در آن مشغول به کار هستند) و مشتمل بر شش پرسش می‌باشد. از این اطلاعات در تجزیه‌وتحلیل اطلاعات و نتیجه‌گیری‌های پرسش‌نامه استفاده می‌شود. بخش دوم پرسش‌نامه شخصیتی چندعاملی نئو (NEO-FFI) در قالب طیف لیکرت پنج گزینه‌ای با گزینه‌های «کاملاً مخالفم»، «مخالفم»، «خنثی»، «موافقم» و «کاملاً موافقم» می‌باشد که شامل ۶۰ پرسش تخصصی چندگزینه‌ای در رابطه با تیپ‌های شخصیتی است که از پاسخ‌دهندگان درخواست شده بر مبنای دانش حرفه‌ای و تخصصی خود و واقعیت‌های موجود به آن‌ها پاسخ دهند. این پرسش‌نامه

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

بارها در تحقیقات قبلی در حوزه روانشناسی مورداستفاده قرارگرفته است و با توجه به استاندارد بودن آن، از ضریب روایی مطلوبی برخوردار است. این پرسشنامه شخصیتی NEO-FFI توسط مک‌کری و کاستا روی ۲۰۸ نفر از دانشجویان آمریکایی به فاصله سه ماه اجرا گردید که ضرایب اعتبار آن بین ۰/۸۳ تا ۰/۷۵ به‌دست‌آمده است.

بخش سوم مربوط به شناسایی نگرش مدیران مالی شرکت‌ها نسبت به تقلب مالیاتی است. در این بخش، دو قضیه مالیاتی مطرح شد و از پاسخ‌دهنده تقاضا گردید که بر اساس این دو قضیه و اقدام‌های صورت گرفته، به گزینه‌های مطرح‌شده در زیر این متن نمره‌ای بین ۱ تا ۱۰ اختصاص دهد. به بیان دقیق‌تر، انتخاب پاسخ‌دهنده میزان قضاوت اخلاقی وی درزمینه مالیات را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده نگرش مدیر شرکت نسبت به تقلب مالیاتی است. این دو قضیه طوری طراحی‌شده است که مشاور مالیاتی شرکت اقدامی را انجام می‌دهد که درواقع غیراخلاقی است. بعد از طرح هر یک از این دو قضیه، ۱۰ سؤال مطرح‌شده است. حال اگر پاسخ‌دهنده گزینه‌هایی را انتخاب کند که حاکی از اقدام اخلاقی مشاور مالیاتی شرکت باشد، وی بیشتر گرایش به سمت قضاوت‌های غیراخلاقی دارد و بالعکس. بنابراین، درصورتی‌که امتیاز داده‌شده پاسخ‌دهنده به سمت گزینه‌های مربوط به اخلاقی بودن اقدام مشاور مالیاتی شرکت سوق داشته باشد (اعداد کوچک‌تر و نزدیک به یک)، اقدام پاسخ‌دهنده غیراخلاقی‌تر تلقی می‌شود. در کل این متغیر نمره‌ای بین ۲۰ تا ۲۰۰ می‌تواند به خود اختصاص دهد. هر چه میزان این متغیر بزرگ‌تر باشد، به این معنا است که پاسخ‌دهنده دارای قضاوت‌های اخلاقی‌تر است.

لازم به ذکر است که، ابتدا با توجه به ادبیات پیشین درزمینه تقلب مالیاتی مدیران مالی شرکت‌ها، قضیه‌های مالیاتی مذکور تهیه شد. سپس، جهت بررسی روایی پرسشنامه قضیه‌های مذکور به تعدادی از استادان و صاحب‌نظران حسابداری[1] ارسال و از آنان درخواست شد که نظرشان را نسبت به قضیه‌های مالیاتی مطرح‌شده جهت سنجش نگرش مدیران مالی شرکت‌ها در خصوص تقلب مالیاتی را مطرح کنند و اصلاحات لازم به عمل آمد. به‌منظور تعیین پایایی پرسشنامه از آلفای کرونباخ استفاده شد. پایایی پرسشنامه مربوط به نگرش‌های مالیاتی ۰/۹ به دست آمد.

۵-۱- تجزیه‌وتحلیل داده‌ها

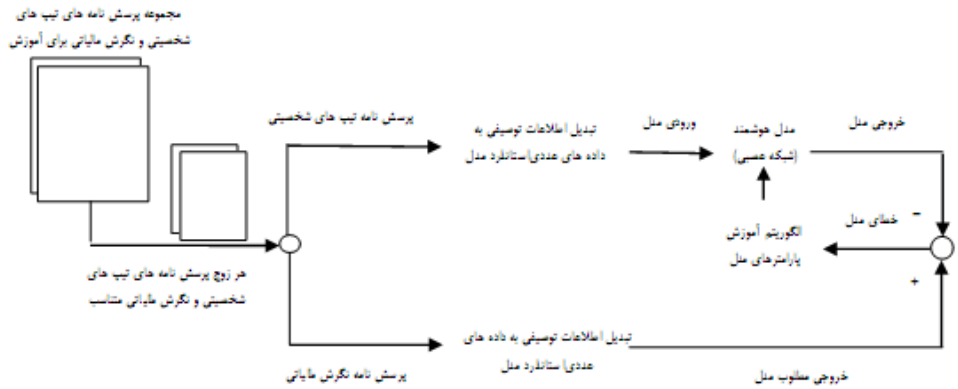
در این پژوهش برای تهیه الگوهای تقلب مالیاتی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. سپس، تأثیر تیپ‌های شخصیتی بر تقلب مالیاتی با استفاده از مدل رگرسیونی مورد آزمون قرار گرفت. شکل‌های شماره (۱) و (۲) به ترتیب الگوهای نگرش مالیاتی مدیران نسبت به تقلب که قرار است به‌وسیله شبکه‌های عصبی مصنوعی در این پژوهش ارائه گردد، را نشان می‌دهند.

۱. برای این کار، قضیه‌های مالیاتی مدنظر برای ۱۵ نفر از استادان و صاحب‌نظران حسابداری و اقتصاد ارسال شد. درصورت وجود هرگونه سؤال در مورد پرسشنامه فوق، با ایمیل ذکر شده در ابتدای مقاله ارتباط برقرار گردد.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

شکل (۱)ـ الگوی مفهومی پژوهش؛ فاز آموزش الگوی هوشمند (شبکه عصبی)



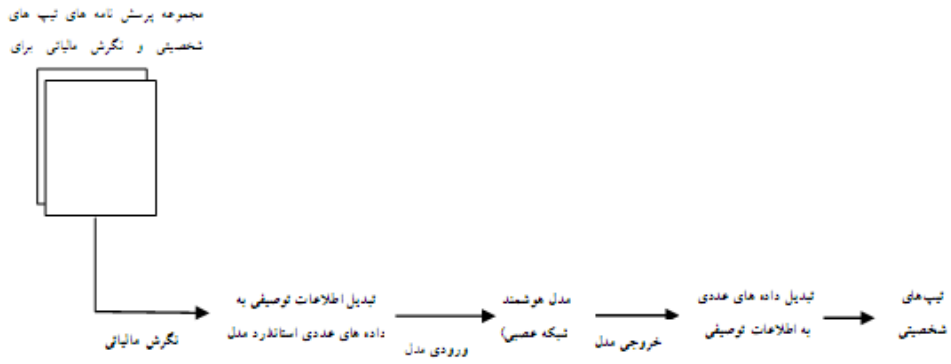
منبع: یافته‌های محقق

در شکل (۱)، خروجی مطلوب الگو همان داده‌های مربوط به وضعیت‌های مالیاتی سناریوسازی شده است. لذا الگوی هوشمند باید به‌گونه‌ای آموزش ببیند که خروجی آن همانند وضعیت‌های مالیاتی سناریوسازی شده موردنظر شود. به‌بیان‌دیگر، خطای الگو به صفر برسد. برای رسیدن به این هدف الگوریتم آموزش، پارامترهای آزاد درون الگو را طوری تنظیم می‌کند که خروجی الگو به خروجی مطلوب برسد. درروند یادگیری الگو، کل مجموعه پرسش‌نامه‌هایی که برای آموزش تهیه‌شده‌اند چندین بار (شاید چند صدبار) به الگوی هوشمند نشان داده می‌شود تا زمانی که خطای الگوی هوشمند قابل صرف‌نظر شود. سپس می‌توان بر اساس شکل (۲) از الگو در فاز آزمایش (یا تست) استفاده کرد. در این فاز آزمایش کافی است به الگوی هوشمند تعلیم‌دیده داده‌های تیپ شخصیتی داده شوند تا الگوی نگرش مدیر نسبت به تقلب مالیاتی متناظر با آن را پیش‌بینی کند. طبیعی است که مجموعه اطلاعات و داده‌های تیپ شخصیتی در فاز تست باید در محدوده اطلاعات تیپ شخصیتی فاز آموزش قرار داشته باشند، زیرا الگوی هوشمند بر طبق آن‌ها آموزش دیده است.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

شکل (۲)- الگوی مفهومی پژوهش؛ فاز آزمایش الگوی هوشمند (شبکه عصبی)



منبع: یافته‌های محقق

۵-۲- اعتبارسنجی ضربدری

با استفاده از روش اعتبارسنجی ضربدری مجموعه داده‌ها به دو دسته آموزشی و تست تقسیم می‌گردند. در این نوع اعتبارسنجی، داده‌ها به K زیرمجموعه افراز می‌شوند؛ از این K زیرمجموعه، هربار یکی برای اعتبارسنجی و K-۱تای دیگر رای آموزش بکار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها دقیقا یکبار برای آموزش و یکبار برای اعتبارسنجی بکار می‌روند. در نهایت میانگین نتیجه این K بار اعتبارسنجی به عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود. بنابراین در روش اعتبارسنجی ضربدری، روی مجموعه داده آموزشی هر دسته بند آموزش دیده و با داده تست دقت مدل ارزیابی می‌شود. مدلی که خطای پیش بینی کمتری داشته باشد نتایج دقیق تری دارد (Rezaie et al, 2021).

۵-۲-۱- پارامترهای ارزیابی

تشکیل ماتریس درهم ریختگی یکی از بهترین روش‌های ارزیابی دقت مدل‌های ایجاد شده برای انجام پیش‌بینی و دسته‌بندی به ویژه در مسائلی با بیش از دو دسته است. این ماتریس با مقایسه‌ی نتایج حاصل از مدل با واقعیت، پاسخ‌های به دست آمده از مدل‌ها در هر یک از دسته‌ها را با چهار حالت ممکن پاسخ مثبت درست (TP)، مثبت غلط (TF)، منفی درست (TN) و منفی غلط (FN) بررسی می‌کند (جدول (۱)).

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

جدول (۱)- ماتریس درهم ریختگی

		نمونه‌های تخمینی	
		دسته منفی (-)	دسته مثبت (+)
نمونه‌های واقعی	دسته منفی (-)	TN	FP
	دسته مثبت (+)	FN	TP

مثبت درست (TP): این مقدار بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و دسته‌بند نیز دسته آنها را به درستی مثبت تشخیص داده است.

مثبت غلط (TF): این مقدار بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و دسته‌بند دسته آنها را به نادرستی مثبت تشخیص داده است.

منفی درست (TN): این مقدار بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که دسته واقعی آنها منفی بوده و دسته‌بند نیز دسته آنها را به درستی منفی تشخیص داده است.

منفی غلط (FN): این مقدار بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که دسته واقعی آنها مثبت بوده و دسته‌بند دسته آنها را به نادرستی منفی تشخیص داده است.

معیارهای ارزیابی بر اساس مفاهیم ماتریس درهم ریختگی به شرح رابطه‌های (۳)، (۴)، (۵) و (۶) هستند:

معیار دقت مدل دسته‌بندی

رابطه (۳)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

معیار حساسیت مدل دسته‌بندی

رابطه (۴)

$$Sensitivity = \frac{TP}{FN+TP}$$

معیار مختصات مدل دسته‌بندی

رابطه (۵)

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP}$$

معیار ارزش پیش‌بینی مثبت

رابطه (۶)

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

۶- یافته‌های پژوهش

۶-۱- آماره‌های توصیفی

ابتدا آمار توصیفی بررسی می‌گردد. در جدول (۲) خلاصه اطلاعات استخراج‌شده از بخش اول پرسش‌نامه (اطلاعات جمعیت شناختی بر اساس جنسیت، میزان تحصیلات و تجربه) همچنین اطلاعات مربوط به تیپ‌های شخصیتی ارائه‌شده است.

جدول (۲)- بررسی ویژگی‌های جمعیت شناختی نمونه موردمطالعه

متغیر	ویژگی‌ها	فراوانی	درصد فراوانی
جنسیت	مرد	۲۵۷	۸۴
	زن	۴۹	۱۶
تحصیلات	کاردانی	-	-
	کارشناسی	۳۵	۱۱
	کارشناسی ارشد	۱۹۹	۶۵
	دکتری	۷۲	۲۴
میزان تجربه	کمتر از ۵ سال	۴۲	۱۴
	بین ۵ تا ۱۰ سال	۵۴	۱۸
	بین ۱۰ تا ۱۵ سال	۹۲	۳۰
	بیش از ۱۵ سال	۱۱۸	۳۸
تیپ‌های شخصیتی	تیپ شخصیتی N	۳۶	۱۲
	تیپ شخصیتی E	۶۲	۲۰
	تیپ شخصیتی O	۲۶	۹
	تیپ شخصیتی A	۵۲	۱۷
	تیپ شخصیتی C	۱۳۰	۴۲

منبع: یافته‌های محقق

همان‌طور که در جدول (۲) مشاهده می‌شود ویژگی جمعیت شناختی نشان می‌دهد ۸۴ درصد (۲۵۷ نفر) نمونه موردمطالعه، مرد و ۱۶ درصد (۴۹ نفر) از پاسخ‌دهندگان زن بودند. آخرین مدرک تحصیلی مدیران مالی

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

مشارکت‌کننده در پژوهش به چهار گروه کاردانی، کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری تقسیم‌بندی گردید. ۱۱ درصد (۳۵ نفر) دارای مدرک کارشناسی، ۶۵ درصد (۱۹۹ نفر) دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۲۴ درصد (۷۲ نفر) دارای مدرک دکتری هستند. همچنین ۱۴ درصد نمونه انتخابی (۴۲ نفر) تجربه‌ای کمتر از ۵ سال دارند. ۱۸ درصد (۵۴ نفر) تجربه‌ای بین ۵ سال تا ۱۰ سال دارند. ۳۰ درصد (۹۲ نفر) تجربه‌ای بین ۱۰ تا ۱۵ سال دارند. ۳۸ درصد (۱۱۸ نفر) نیز دارای تجربه بیش از ۱۵ سال هستند.

در بخش پایانی جدول (۲) اطلاعات مربوط به تیپ‌های شخصیتی مدیران مالی در نمونه موردمطالعه ارائه گردیده است. همان‌طور که قبلاً بیان گردید در پژوهش حاضر متغیر تیپ شخصیتی شامل پنج گروه تیپ شخصیتی N، تیپ شخصیتی E، تیپ شخصیتی O، تیپ شخصیتی A و تیپ شخصیتی C می‌باشد. ۱۲ درصد (۳۶ نفر) از مشارکت‌کنندگان در پژوهش دارای تیپ شخصیتی N، ۲۰ درصد (۶۲ نفر) دارای تیپ شخصیتی E، ۹ درصد (۲۶ نفر) دارای تیپ شخصیتی O، ۱۷ درصد (۵۲ نفر) دارای تیپ شخصیتی A و ۴۲ درصد (۱۳۰ نفر) دارای تیپ شخصیتی C می‌باشند.

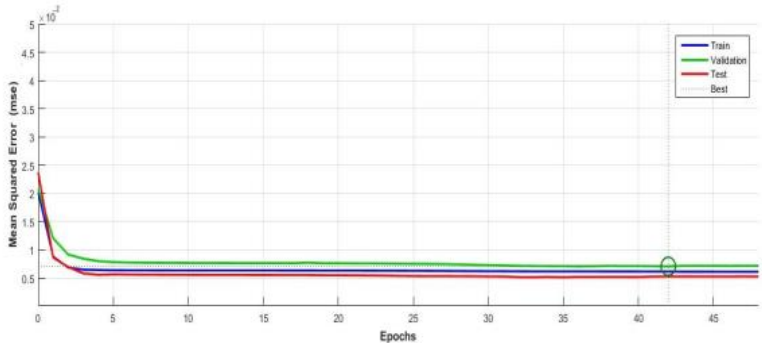
۶ـ۲ـ طراحی الگوی شبکه عصبی

جهت ارائه الگوی پژوهش ابتدا ورودی‌ها و خروجی‌ها مشخص گردید که با توجه مسئله موردبررسی متغیرهای ورودی و خروجی شامل اشخاص با تیپ شخصیتی مختلف و مقادیر به‌دست‌آمده از تقلب مالیاتی هر پرسش‌شونده می‌باشد. از تعداد ۳۰۶ داده ۸۰ درصد صرف آموزش، ۱۰ درصد صرف اعتبارسنجی و ۱۰ درصد دیگر صرف تست گردید. درنتیجه با توجه به تعداد داده‌ها برای هر متغیر (۳۰۶ مشاهده)، ۳۱ داده به‌عنوان تست و ۲۴۴ داده به‌عنوان آموزش انتخاب گردیدند. همچنین ۱۰ درصد از داده‌ها (شامل ۳۱ داده) جهت اعتبارسنجی انتخاب شدند. در استفاده از شبکه عصبی از MLP استفاده گردید. جهت آموزش روش‌های مختلفی نظیر گرادیان نزولی، فیلتر کالمن، کمترین مربعات خطا (MLS)، لونبرگ مارکوات و ... استفاده گردید که آموزش با روش لونبرگ مارکوات نتایج بهتری به دست داد. الگوریتم آموزش پس از ۴۱ تکرار متوقف گردید که علت آن عدم همگرایی بیشتر در ۶ تکرار آخر بود. الگوریتم پس از اتمام آموزش، عمل اعتبارسنجی و تست را انجام و خروجی‌های مربوطه به شرح زیر را ارائه داد.

تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر ۶۰ نرون می‌باشد که برابر با تعداد متغیرهای ورودی شبکه است. همچنین تعداد نرون خروجی شبکه برابر با ۱ نرون معادل تعداد متغیر وابسته می‌باشد. در این پژوهش از ۱ تا ۱۰ نرون به‌عنوان نرون‌های پنهان استفاده گردید. نمودارهای (۱) تا (۶) نشان‌دهنده بهینه‌ترین حالت شبکه عصبی طراحی شده است.

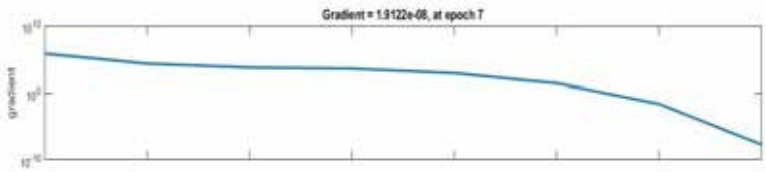
[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]



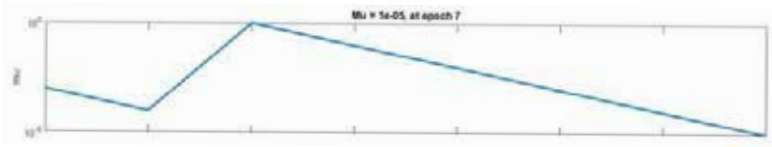
نمودار (۱)ـ منحنی‌های درصد خطای آموزش، تست و اعتبارسنجی

منبع: یافته‌های محقق



نمودار(۲)ـ منحنی‌های Gradiant مربوط به الگوریتم لونبرگ مارکوات

منبع: یافته‌های محقق



نمودار (۳)ـ منحنی GradianMU مربوط به الگوریتم لونبرگ مارکوات

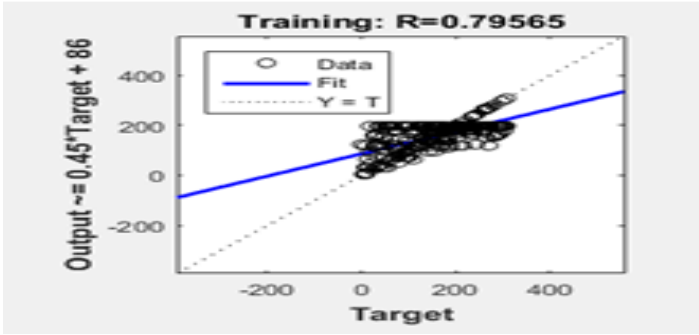
منبع: یافته‌های محقق

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

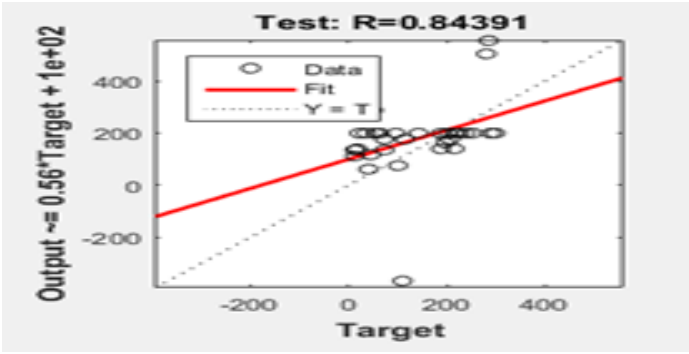
نمودار (۴)- منحنی Validation Check مربوط به الگوریتم لونبرگ مارکوات

منبع: یافته‌های محقق



نمودار (۵)- منحنی رگرسیون داده‌های آموزش شبکه عصبی

منبع: یافته‌های محقق



نمودار (۶)- منحنی رگرسیون داده‌های تست شبکه عصبی

منبع: یافته‌های محقق

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

خلاصه نتایج حاصل از الگوهای مختلف شبکه‌های عصبی طراحی‌شده در جدول (۳) نشان داده‌شده است. نتایج حاصل از بررسی نمودارهای (۱) تا (۶) و جدول (۳) نشان می‌دهد که شبکه عصبی طراحی‌شده با ۱۰ نرون در لایه پنهان، دارای دقت ۷۹/۵ درصد در پیش‌بینی و کشف تقلب مالیاتی است. طبق جدول (۳) شبکه عصبی طراحی‌شده با ۱۰ نرون در لایه پنهان، ۷۹/۵ درصد داده‌های آموزش را به‌طور صحیح طبقه‌بندی کرده است. افزون بر این، داده‌های اعتبارسنجی دارای ۸۳/۳ درصد صحیح و درمجموع کل داده‌ها ۸۴/۳ درصد به‌صورت صحیح طبقه‌بندی‌شده است.

جدول (۳)ـ خلاصه نتایج شبکه‌های عصبی طراحی‌شده

تعداد نورون	درصد طبقه‌بندی صحیح داده‌های آموزش	درصد طبقه‌بندی داده‌های اعتبارسنجی	درصد طبقه‌بندی صحیح داده‌های آزمون	درصد طبقه‌بندی کل داده‌ها
۱	۵۶/۱	۷۸/۶	۴۲/۸	۷۵/۳
۲	۶۸/۶	۷۵/۴	۶۰/۸	۶۷/۷
۳	۷۲/۷	۴۵/۰	۷۴/۲	۷۵/۸
۴	۷۵/۱	۷۹/۳	۶۲/۳	۷۱/۵
۵	۶۶/۷	۸۶/۲	۸۹/۷	۷۲/۳
۶	۶۷/۱	۶۷/۸	۹۱/۸	۷۰/۲
۷	۶۸/۷	۴۴/۶	۶۲/۸	۶۶/۷
۸	۶۸/۵	۷۹/۱	۷۷/۷	۶۶/۴
۹	۶۷/۵	۶۰/۶	۸۲/۶	۶۸/۵
۱۰	۷۹/۵	۸۳/۳	۸۴/۳	۷۶/۱

منبع: یافته‌های محقق

۶ـ۲ـ۱ـ ارزیابی عملکرد مدل

در جداول (۴) و (۵) به ترتیب ماتریس درهم ریختگی و مقادیر هر یک از معیارهای ارزیابی دقت مدل ارائه شده است.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

جدول (۴)ـ ماتریس درهم ریختگی (داده‌های آموزشی)

		نمونه‌های تخمینی	
		دسته منفی (ـ)	دسته مثبت (+)
نمونه‌های واقعی	دسته منفی (ـ)	۵۹	۳۷
	دسته مثبت (+)	۲۶	۱۸۴

منبع: یافته‌های محقق

تعداد داده‌هایی که دسته واقعی آن‌ها مثبت (وجود فرار مالیاتی) بوده و دسته بند نیز آن‌ها را به درستی مثبت تشخیص داده، تعداد ۱۸۴ داده می‌باشد.

تعداد داده‌هایی که دسته واقعی آن‌ها منفی (عدم وجود فرار مالیاتی) بوده و دسته‌بند، دسته ان‌ها را به نادرستی مثبت تشخیص داده، تعداد ۳۷ داده بوده است.

تعداد داده‌هایی که دسته واقعی آن‌ها منفی (عدم وجود فرار مالیاتی) بوده و دسته‌بند نیز دسته آنها را به درستی منفی تشخیص داده، تعداد ۵۹ داده بوده است.

تعداد داده‌هایی که دسته واقعی آنها مثبت (وجود فرار مالیاتی) بوده و دسته‌بند، دسته آن‌ها را به نادرستی منفی تشخیص داده، تعداد ۲۶ داده است.

جدول (۵)ـ نتایج ارزیابی دقت مدل

Precision	Specificity	Sensitivity	Accuracy
٪ ۸۳/۳۲	٪ ۶۱/۴۵	٪ ۸۷/۶۱	٪ ۷۹/۴۱

منبع: یافته‌های محقق

۶ـ۳ـ بررسی نتایج مدل رگرسیونی

در این بخش نتایج حاصل از آزمون تأثیر تیپ‌های شخصیتی بر تقلب مالیاتی با استفاده از مدل رگرسیونی (۱) ارائه‌شده در جدول (۶) موردبررسی قرار می‌گیرد.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

جدول (۶)ـ خلاصه آزمون مدل رگرسیونی

مدل (۱) $TF = \beta_0 + \beta_1 N + \beta_2 E + \beta_3 O + \beta_4 A + \beta_5 C + \varepsilon$

متغیر	نماد	ضریب	خطای استاندارد	آماره t	احتمال	عامل تورم واریانس
مقدار ثابت	Constant	۸/۰۴۷	۵/۲۱۴	۱/۵۴۳	۰/۱۲۴	ـ
تیپ شخصیتی روان‌رنجوری	N	۰/۸۹۴	۰/۰۵۹	۱۵/۰۵۷	۰/۰۰۰	۱/۳۵۲
تیپ شخصیتی برون‌گرایی	E	۰/۸۷۸	۰/۰۵۳	۱۶/۴۸۳	۰/۰۰۰	۱/۵۷۳
تیپ شخصیتی انعطاف‌پذیری	O	۰/۷۹۲	۰/۰۷۲	۱۱/۰۱۹	۰/۰۰۰	۱/۲۷۹
تیپ شخصیتی توافق‌پذیری	A	۰/۷۹۲	۰/۰۴۸	۱۶/۴۸۴	۰/۰۰۰	۱/۵۰۶
تیپ شخصیتی باوجدان بودن	C	ـ۰/۸۷۲	۰/۰۳۴	ـ۲۵/۷۵۴	۰/۰۰۰	۱/۹۷۰
آماره دوربین‌ـواتسون	مقدار معناداری آماره F		آماره F	ضریب تعیین تعدیل‌شده		ضریب تعیین
۱/۶۲	۰/۰۰۰		۱۳۶/۶۸	۰/۶۹۰		۰/۶۹۵

منبع: یافته‌های محقق

طبق جدول سطح احتمال آماره t برای انواع تیپ‌های شخصیتی کمتر از ۰/۰۵ می‌باشد، ازاین‌رو تأثیر تیپ‌های شخصیتی بر تقلب مالیاتی در سطح اطمینان ۹۵ درصد مشاهده می‌گردد. علامت مثبت ضرایب رگرسیونی برای تیپ‌های شخصیتی روان‌رنجوری، برون‌گرایی، انعطاف‌پذیری و توافق‌پذیری حاکی از تأثیر مثبت این تیپ‌های شخصیتی بر تقلب مالیاتی می‌باشد درحالی‌که علامت منفی ضریب رگرسیونی برای تیپ شخصیتی باوجدان بودن نشان‌دهنده تأثیر منفی تیپ شخصیتی باوجدان بودن بر تقلب مالیاتی است. مقدار ضریب تعیین تعدیل‌شده برابر با ۰/۶۹ نشان می‌دهد که متغیر تقلب مالیاتی ۶۹ درصد تحت تأثیر متغیرهای مستقل می‌باشد. آماره دوربین‌ـ واتسون حاکی از آن است که مقادیر خطای خط رگرسیون فاقد هرگونه خودهمبستگی می‌باشد. همچنین ازآنجاکه میزان عامل تورم واریانس متغیرها کمتر از ۵ می‌باشد، می‌توان گفت میان متغیرهای مستقل هم خطی وجود ندارد.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

۷ـ نتیجه‌گیری

در این پژوهش الگویی برای کشف تقلب مالیاتی بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران مالی شرکت‌ها با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی ارائه و در ادامه تأثیر تیپ‌های شخصیتی بر تقلب مالیاتی با استفاده از مدل رگرسیونی بررسی گردید. اکثر سهامداران و مدیران شرکت‌ها در تصمیم‌گیری‌های خود بر استفاده از الگوهای مالی و اطلاعات حسابداری استاندارد تأکید دارند و نوع شخصیت (که جنبه‌های روانی را لحاظ می‌کند) را نادیده می‌گیرند. این در حالی است که گرایش‌های رفتاری سهامداران و مدیران می‌تواند بر استفاده آن‌ها درزمینه اطلاعات حسابداری موردعلاقه‌شان تأثیر بگذارد. دیدگاه افراد، یک شاخص بدون جهت‌گیری برای رفتار پرداخت‌کنندگان مالیات است. با توجه به نتایج پژوهش حاضر می‌توان دریافت که تیپ‌های شخصیتی پرداخت‌کنندگان مالیات یکی از شاخص‌هایی است که در شاخه الگوهای روان‌شناسی مالی می‌توان به آن توجه کرد. وقتی‌که تصمیم‌گیرندگان درزمینه امور مالیاتی نوعی معینی از اطلاعات را مبنای تصمیم‌گیری قرار می‌دهند، ممکن است دررسیدن به تصمیم‌های بهینه با شکست مواجه شده و با زیان‌های هنگفتی مواجه شوند. افراد به فرآیندهای ادراک و قضاوت، که ناشی از تیپ شخصیتی آنان است، جهت تصمیم‌گیری اتکا می‌کنند. در شکل‌گیری ادراک، عوامل محیطی و غیر محیطی زیادی تأثیرگذارند که یکی از مهم‌ترین این عوامل تیپ شخصیتی است. درنتیجه می‌توان دریافت که تیپ‌های شخصیتی مدیران نقش مؤثری در تعیین نگرش آن‌ها ایفا می‌کند. یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد شخص روان‌رنجور (N)، با توجه به اینکه ناامن بوده و نگران پرداخت مالیات نیست، ازنظر مالیاتی مقررات را رعایت نمی‌کند. شخص برونگرا (E) با شایستگی اجتماعی (معنویت، پرحرفی، خودانگیختگی و احساسات) از هوشیاری مداوم و «خوب» برخوردار است. این به‌خودی‌خود مشکلی نیست، مسئله این است که فرد برون‌گرا درعین‌حال یک شخص خودمحور است که شرایط را دست‌کاری می‌کند زیرا تمایل به سلطه بر امور دارد و مایل است تصمیم بگیرد که چگونه کارها باید انجام شود. او ماجراجو (جسور و بی‌توجه) است و از این بابت شوخی ندارد تا خودش را درجایی که می‌تواند به خود ببالد و در آن اعتبار بگیرد، برساند. او فردی کاملاً باهوش است و همیشه راه خود را انتخاب می‌کند. برای فرد برون‌گرا پیشرفت اهمیت خاصی دارد و این موضوع که ریسک‌پذیری بخش لازم برای موفقیت کاری است و مقاومت در برابر سختی‌ها بدون پاداش نخواهد بود، یکی از ویژگی‌های مهمی است که باعث می‌شود به انجام جرائم اقتصادی ازجمله تقلب مالیاتی دست بزند. تیپ شخصیتی انعطاف‌پذیری (O)، از تغییر و پیچیدگی زندگی لذت می‌برد و سطح بالاتری از تحمل ابهام را نشان دهد. طبق یافته‌ها، بدیهی است که افراد تحت این حوزه از شخصیت احساس می‌کنند عدم تطابق درست است و درنتیجه گرایش به تقلب مالیاتی دارند. تیپ شخصیتی توافق‌پذیری (A) شامل صفاتی مانند نوع‌دوستی، لطافت، اعتماد و فروتنی است. موافقت در خصوصیات اجتماعی مانند مهربانی آشکار می‌شود. این نشان می‌دهد که این افراد نسبت به دیگران تأکید خواهند کرد، به این معنی

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

که این پرداخت‌کنندگان مالیات استنباط می‌کنند که در صورت کاهش مبلغ مالیات مبلغی که کسر گردیده است برای بهبود شرکت استفاده می‌شود تا همه کارکنان از آن بهره‌مند شوند. بنابراین این پرداخت‌کنندگان مالیات نیز دست‌کاری گزارشگری مالیاتی را انجام می‌دهند. تیپ شخصیتی باوجدان (C)، به دلیل داشتن احساس مسئولیت بیشتر، قضاوت خود را تابع رأی دیگران قرار نمی‌دهد. این فرد مصمم، بااراده، قابل‌اعتماد و خوش‌قول است و کوششی منظم برای رسیدن به اهداف و پیروی جدی از اصول دارد و درنتیجه تمایل کمتری به تقلب مالیاتی و خدشه‌دار کردن اعتبار خود دارد. نتیجه پژوهش حاضر از جنبه تأثیر تیپ‌های شخصیتی بر تقلب و فرار مالیاتی با نتایج (Olexova and Sudzina, 2019) و (Almlund et al, 2011) مطابقت دارد.

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد تاکنون پژوهشی که الگویی برای کشف تقلب مالیاتی بر اساس تیپ‌های شخصیتی مدیران مالی شرکت‌ها با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی ارائه کرده باشد صورت نگرفته است، درنتیجه پژوهشی در این زمینه جهت مقایسه یافت نگردید. نتیجه پژوهش حاضر از جنبه کشف تقلب و فرار مالیاتی با استفاده از شبکه‌های عصبی با نتایج پژوهش (Jamshidinavid et al, 2020)، (nazarpoor et al, 2019)، (Dastgir and Qaribi, 2016)، (Rahimikia et al, 2015)، (Sameerad et al, 2016)، (Yan et al, 2020)، (Asha and Kumar, 2021)، و (López et al, 2019) مطابقت دارند.

با توجه به نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی به مدیران شرکت‌ها پیشنهاد می‌گردد که در هنگام جذب و به‌کارگیری مدیران مالی شرکت‌های خود در ابتدا به مسائل رفتاری توجه خاصی داشته و با استفاده از روش‌های مختلف به شناسایی و بررسی تیپ شخصیتی مدیران مالی جذب‌شده در شرکت بپردازند تا از عواقب احتمالی کشف تقلب در مرحله حسابرسی در امان باشند. همچنین پیشنهاد می‌گردد که سرپرستان و مدیران حسابرسی شاغل در سازمان حسابرسی و مؤسسات حسابرسی از الگوی ارائه‌شده در این پژوهش جهت کشف تقلب مالیاتی احتمالی در شرکت‌ها بهره گیرند. به سازمان مالیاتی پیشنهاد می‌شود که از الگوی ارائه‌شده در این پژوهش استفاده نماید و قبل از رسیدگی مالیاتی، مؤدیان را به دودسته دارای مدیران با تیپ‌های شخصیتی متمایل به تقلب مالیاتی و دارای مدیران با تیپ‌های شخصیتی غیرمتمایل به تقلب مالیاتی دسته‌بندی کند تا با برنامه‌ریزی بهتر و مناسب‌تر، زمان بیشتری را برای رسیدگی به پرونده مالیاتی مؤدیان دارای تیپ شخصیتی متمایل به تقلب مالیاتی اختصاص دهند. به پژوهشگران علاقه‌مند پیشنهاد می‌گردد تا الگوی ارائه‌شده در این پژوهش را با استفاده از داده‌های حاصل از انواع دیگر پرسشنامه‌های تیپ شخصیتی بررسی نمایند. همچنین با توجه به اینکه دوره تحقیق مصادف با بحران ویروس کرونا در کشور بود و این مسئله به‌عنوان محدودیتی در جمع‌آوری داده‌ها و یکی از دلایل عدم همکاری مدیران مالی شرکت‌ها می‌باشد پیشنهاد می‌گردد پژوهش حاضر در دوره‌هایی پس از رفع کامل این بحران انجام گردد.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

فهرست منابع

1. Adili, M., Khodami Poor, A., Poor Heydari, O. (2020). Investigating the Impact of Auditing Institute Ethical Culture and Auditors' Personality Types on Auditor Objectivity, Accounting and Auditing Research, 12(46), 5_20 (Persian).
2. Baradaran Hassanzade, R., Fatahi Asl, B., Aboalhasanzadeh, S. (2013). The Study of the Effects of Auditors' Personality Types on the Report Content, Management Accounting and Auditing Knowledge, 2(6), 89_100 (Persian).
3. Dastgir, M., Qaribi, M. (2016). Using Data Mining Techniques to Enhance Tax Evasion Detection performance, Tax Research, 23(28), 95_116 (Persian).
4. Falahati, A., Soheyli, K., Noori, F. (2012). The Effect of Inflation on the Performance of Financial Markets in Iran, Economic Research, 12(3), 133_163 (Persian).
5. karimi nejad, K., Farhadi, A., Movahedi, Y., azizi, A., GhasemiKeli, F. (2014). The Effectiveness of Social Skills, Training on Promoting the Theory of Mind in Aggressive Adolescents, Social cognition, 6(3), 1_26 (Persian).
6. Khajavi, Sh., Ghasemi, M. (2005). Efficient Market Theory and Behavioral Finance, Financial Research, 7(2), 49_69 (Persian).
7. Momeni, M. (2007). Statistical Analysis Using SPSS. Third Edition. Tehran: New Book Publishing (Persian).
8. Monadjemi, A. H., Abzari, M., rayati. (2009). Predicting Stock Prices in the Stock Market Using Fuzzy Neural Network and Genetic Algorithms and Comparing it with Artificial Neural Network, Quantitative Economics (Economic Studies), 6(3), 1_26 (Persian).
9. Namazi M, Sadeghzadeh Maharluie M. (2019). Predicting Tax Evasion by Decision Tree Algorithms, Financial Accounting, 9(36), 76_101 (Persian).
10. Namazi, M., Mansoori, SH. (2014). Entropy Theory from a Psychological Perspective and its Impact on Behavioral Finance Investment Knowledge, Investment Knowledge, 3(11), 239_258 (Persian).
11. Naser Abadi, d., Jamshidinavid, B., Taher Abadi, A. A., Ghanbari, M. (2019). The Comparison of Multi_variable Linear Regression and Artificial Neutral Networks in Tax Evasion of Legal Persons in Iranian Tax System, Tax Research, 26(40), 157_185 (Persian).

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

12. Nasl Moosavi, S. H., Hoseyni Shirvani, M. S., Nazar Poor, M. (2020). A Model for Tax Evasion Forcasting based on ID3 Algorithm and Bayesian Network, Tax Research, 28(45), 59_87 (Persian).
13. Raee, R., Fallah Poor, M. (2004). Behavioral Finance, a Different Approach to Finance, Financial Research, 6(18), 77_106 (Persian).
14. Rahimikia, E., Mohamadi, S., Ghazanfari, M. (2015). Tax Evasion Detection by Using Combinatory Intelligent System, Tax Research, 23(26), 136_164 (Persian).
15. Rezaie, M., Nazemi Ardakani, M., Naser Sadrabadai, A. (2021). Predicting financial statement fraud using The CRISP approach, Management Accounting and Auditing Knowledge, 10(40), 135_150 (Persian).
16. Saeidi Goraghani, M., Naseri, A. (2017). Individual Differences and the Auditor's Professional Judgment, Financial Accounting and Auditing Research, 9(36), 111_130 (Persian).
17. Sameerad, M., Shahbahrami, A. (2016). Improving Performance of Tax Fraud Detection Algorithms using Parallel Processing Patterns. Tax Research, 24 (29), 11_32 (Persian).
18. Sayadi Somar, A., sabzali poor, F., nazarbigi dehbalae, H., radmehr, R. (2018). Investigation Persistence Component Earning in Economic Foundations with Calculation Coefficient Sensitivity Each Industry and Comparison with Persistence Component Earnings in Accounting Fundamentals, Accounting reviews, 5(19), 69_92 (Persian).
19. Seyed Mohammadi, Y. (2013). Personality Theories. Eighth edition. Tehran: Ravan Publications (Persian).
20. Talangi, A. (2004). Confrontation of new Financial Theory and Behavioral Finance, Financial Research, 6(17), 3_26 (Persian).
21. Tashdidi, E., Sepasi, S., Etemadi, H., Azar, A. (2019). New Approach to Predicting and Detecting Financial Statement Fraud, Using the Bee Colony, Accounting Knowledge, 10(3), 139_167 (Persian).
22. Vakili Fard, H. R., Jafari, A. R., Torkani, SH. (2009). A Survey of Compliance with Iranian Accounting Standards, Stock Exchange Regulations and Commercial Law in Companies Listed on the Tehran Stock Exchange, Financial Accounting, 1(2), 81_105 (Persian).
23. Zehi, N, Mohammadkhanli, S. (2011). A Study on Factors Affecting Tax Evasion

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

(A Case Study of East Azerbaijan Province), Tax Research, 18(9), 25_60 (Persian).
24. Abdixhiku, L., Krasniqi, B., Pugh, G., and Hashi, I. (2017). Firm_level Determinants of Tax Evasion in Transition Economies. http://dx.doi.org/10.1016/j.ecosys.2016.12.004.
25. Ahmad, M., and Hassan, A. (2016). Impact of Investor Personality Types with interaction Effects of Demographics on Investment Behavior: Evidence from Pakistan, Pakistan Journal of Commerce and Social Sciences, 10(3), 638_658.
26. Alalehto, T. (2003). Economic Crime: Does Personality Matter?, International Journal of Offender Therapy and Comparative Criminology, 47(3), 335 – 355.
27. Almlund, M., Duckworth, A. L., Heckman, J., and Kautz, T. (2011). Personality Psychology and Economics. [Working Paper, No. 5500.] Bonn: IZA. 254.
28. Asha, R. B., and Suresh Kumar, KR. (2021). Credit Card Fraud Detection Using Artificial Neural Network. Global Transitions Proceedings, doi: https://doi.org/10.1016/j.gltp.2021.01.006
29. Bumblauskas, D., Nold, H., Bumblauskas, P., and Igou, A. (2017). Big Data Analytics: Transforming Data to Action. Business Process Management Journal, 23(3), 703_720.
30. Dong, m., Yao, L., Wang, X., Benatallah, B., Huang, Ch., and Ning, X. (2020). Opinion Fraud Detection via Neural Autoencoder Decision Forest, Pattern Recognition Letters, 132, 21_29.
31. Feinstein, J. S. (1991). An Econometric Analysis of Income Tax Evasion and its Detection, Rand J. Econ, 22(1), 14–35.
32. FES. (2013). To Pay or Not to Pay. A Business Perspective of Informality in Kosovo. Friedrich Ebert Foundation, Kosovo.
33. Haroon, E., Raison, Ch. L., and Miller, A. H. (2012). Psychoneuroimmunology Meets Neuropsychopharmacology: Translational Implications of the Impact of Inflammation on Behavior, Neuropsychopharmacology, 37(1), 137_62.
34. Hendriksen, E., Van Breda, S., and Michael, F. (1992). Accounting Theory, 5th Edition, Homewood. IL. Irwin. First Edition 1965.
35. Johnson, S., Kaufmann, D., McMillan, J., and Woodruff, C. (2000). Why Do Firms Hide? Bribes and Unofficial Activity after Communism, J. Public Econ, 76(3), 495–520.
36. López, C. P., Rodríguez, M. J. D., and Santos, S. L. (2019). Tax Fraud Detection

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]

through Neural Networks: An Application Using a Sample of Personal Income Taxpayers, Future Internet, 11, 1_13.

37. Nur_tegin, K. D. (2008). Determinants of Business Tax Compliance. B.E. J. Econ, Anal. Policy, 8(1), 1–26.
38. Olexova, C., and Suszina, F. (2019). Does Personality Influence Willingness to Pay Taxes?, Ekonomický časopis, 67(10), 1055 – 1069.
39. Shah, Kh. M. M., Farah, Y., and Talat, H. (2015). Intellectual Capital and Financial Performance: An Evaluation of Islamic Banks, Islamic Banking and Finance Review, 2(1), 59_75.
40. Slemrod, J. (2007). Cheating Ourselves: The Economics of Tax Evasion, J. Econ. Perspect, 21(1), 25–48.
41. Vanhoeyvelda, J., Martensa, D., and Peetersb, B. (2020). Value_Added Tax Fraud Detection with Scalable Anomaly Detection Techniques. Applied Soft Computing, 86. doi: https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105895.
42. Yan, Ch., Li, M., Liu, W., and Qi, M. (2020). Improved Adaptive Genetic Algorithm for the Vehicle Insurance Fraud Identification Model based on a BP Neural Network, Theoretical Computer Science, 817, 12_23.

[Downloaded from taxjournal.ir on 2025-06-01]

[DOI: 10.52547/taxjournal.30.53.3]