Asset Management and Financing
Vol. 8, Issue 4, No. 31, Winter 2021
Document Type: Research Paper
Received:28.04.2019 Accepted:17.12.2019
PP: 21-38

فصلنامه علمی مدیریت دارایی و تأمین مالی
سال هشتم، شماره چهارم، شماره پیاپی (۳۱۹)، زمستان ۱۳۹۹
نوع مقاله: پژوهشی
تاریخ دریافت: ۹۸/۰۲/۰۸ تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۹/۲۶
صص ۲۱-۳۸

Evaluating the Role of Earnings Management in Identifying Fraudulent Financial Statements in Companies Listed in Tehran Stock Exchange

Hossein Alikhani Dehaghi [1], Naser Izadinia [2*], Gholam Hosein Kiani [3]
1- Ph.D. Student, Department of Accounting, College of Economic and Management, Khorasgan (Isfahan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran University, Yazd, Iran.
alikhani_hossein@yahoo.com
2- Associate Professor in Accounting, Administrative Sciences and Economics Faculty, University of Isfahan, Isfahan, Iran
n.izadinia@ase.ui.ac.ir
3- Assistant Professor in Economics, Administrative Sciences and Economics Faculty, University of Isfahan, Isfahan, Iran
gh.kiani@ase.ui.ac.ir

Abstract
Objective: Financial statements are of substantial significance to investors and other players in financial markets. Yet, these statements are sometimes misinforming and misleading. Thus, a potentially intricate issue for financial decision-makers is the prediction and detection of fraudulent financial statements.
Method: This research investigates the relationship between earnings management and fraudulent financial statements in Firms, listed in Tehran Stock Exchange in order to help identify fraudulent financial statements in the time interval from 2009 to 2016. In other words, the objective of this study is to evaluate the ability of the popular discretionary accrual models to detect fraudulent financial statements. For this mission, 189 companies (21 fraudulent companies and 168 non-fraudulent) are selected as the research sample. The data mining methods employed in this research are Decision Trees (REPTree), Artificial Neural Networks (ANNs), and Bayesian Networks. We evaluate the ability of 7 measures derived from the extant discretionary accruals models to detect the existence of fraudulence.
Results: The obtained results indicate that among all data mining methods, the Decision Trees method and among all accruals models, the Modified Jones model with book-to-market ratio have the greatest relationship with fraudulent financial statements.
Keywords: Fraudulent Financial Statement, Earnings Management, Data Mining Methods

نقش مدیریت سود در شناسایی صورت‌های مالی متقلبانه در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران

حسین علیخانی‌دهقی [۱]، ناصر ایزدی‌نیا [۲*]، غلامحسین کیانی [۳]
۱- دانشجوی دکتری حسابداری، گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی و حقوق، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران
alikhani_hossein@yahoo.com
۲- دانشیار، گروه حسابداری، دانشکدهٔ علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، ایران
n.izadinia@ase.ui.ac.ir
۳- استادیار، گروه اقتصاد، دانشکدهٔ علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، ایران
gh.kiani@ase.ui.ac.ir

چکیده
هدف: ارائهٔ گزارش‌های سالانه منبع باارزشی برای سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایر استفاده‌کنندگان اطلاعات حسابداری است؛ با این حال، بخشی از گزارش‌ها به دلایل مختلف به‌صورت واقعی ارائه نشده است و این موضوع سبب کاهش سودمندی گزارش‌ها می‌شود. مسئلهٔ مهم در حسابداری، پیش‌بینی و کشف صورت‌های مالی متقلبانه است.
روش: این پژوهش برای کمک به شناسایی این صورت‌های مالی، رابطهٔ مدیریت سود و صورت‌های مالی متقلبانه را در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بررسی کرده است. برای سنجش توانایی الگوهای مدیریت سود در شناسایی صورت‌های مالی متقلبانه، داده‌های ۱۳۰۳ سال – شرکت (شامل ۲۱ شرکت متقلب و ۱۶۸ شرکت غیرمتقلب) طی سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۴ انتخاب و تجزیه و تحلیل با استفاده از روش‌های داده‌کاوی شامل درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی و روش بیزین انجام شده است؛ بدین منظور ۷ معیار مشهور مدیریت سود استفاده‌شده در پژوهش‌های قبلی بررسی شده است.
نتایج: نتایج پژوهش نشان می‌دهد از بین الگوهای پژوهش، الگوی درخت تصمیم و از بین الگوهای اقلام تعهدی، الگوی اقلام تعهدی تعدیل‌شدهٔ جونز[۱] (۱۹۹۱) با نسبت ارزش دفتری، بیشترین ارتباط را با صورت‌های مالی متقلبانه دارد.
واژه‌های کلیدی: صورت‌های مالی متقلبانه، مدیریت سود، داده‌کاوی

1. Jones

* نویسنده مسؤول

Copyright©2021, University of Isfahan. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/BY-NC-ND/4.0), which permits others to download this work and share it with others as long as they credit it, but they can't change it in any way or use it commercially.
Doi:10.22108/amf.2019.116570.1413

مقدمه

آثار زیان‌بار ایجادشده به‌وسیلهٔ رسوایی‌های مالی در سال‌های اخیر، توجه به بحث تقلب و به‌ویژه تقلب در صورت‌های مالی را اجتناب‌ناپذیر کرده است. رسوایی‌های مالی علاوه بر داشتن زیان‌های اقتصادی مانند متضررکردن اعتباردهندگان، سرمایه‌گذاران و سهامداران، هزینه‌های سیاسی، قضایی و اجتماعی نیز به بار آورده است. گزارشگری مالی متقلبانه علاوه بر تأثیر مستقیم بر شرکت، بر کارکنان، اعتباردهندگان و سرمایه‌گذاران نیز تأثیر داشته و موجب تضعیف قابلیت اعتماد صورت‌های مالی و بازارهای سرمایه شده است (پرولز[1] و لوجی[2]، ۲۰۱۱)؛ بنابراین، از موضوع‌هایی که پژوهشگران به آن توجه کرده‌اند، پیش‌بینی و شناسایی شرکت‌های متقلب است. پژوهش دربارهٔ پیش‌بینی تقلب و تشخیص آن از این نظر اهمیت دارد که موجب افزایش توانایی حسابرسان و قانون‌گذاران و نهادهای نظارتی برای شناسایی تقلب یا به‌منزلهٔ پایه‌ای برای پژوهش‌های تقلب در آینده است (کویین‌لان[3]، ۱۹۸۷). اعتمادی و زلقی (۲۰۱۳) و صفرزاده (۲۰۱۰) معتقدند توجه به مسئلهٔ گزارشگری مالی متقلبانه در ایران با توجه به افزایش تعداد شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران ضروری است؛ بنابراین، نتایج این پژوهش علاوه بر گسترش ادبیات پژوهش دربارهٔ تقلب و مدیریت سود، سبب افزایش اعتماد استفاده‌کنندگان گزارش‌های مالی و درنتیجه، افزایش کارآیی عملیاتی بازار سرمایه می‌شود. حمایت از منافع ذینفعان واحدهای تجاری و کمک به بهبود سازوکارهای درونی حاکمیت شرکتی و نهادهای نظارتی بر بازار اوراق بهادار در شناسایی و پیش‌بینی احتمال وقوع تقلب در صورت‌های مالی قبل از رخداد آن ازجمله دلایل اهمیت موضوع پژوهش است؛ بنابراین، حسابرسان و سایر نهادهای نظارتی قادرند قبل از وقوع تقلب، اقدام به پیش‌بینی و جلوگیری از رویداد آن کنند. شرکت‌ها ازطریق مدیریت سود یا تقلب، صورت‌های مالی را دستکاری می‌کنند؛ اما با توجه به اینکه اقلام تعهدی با گذشت زمان معکوس می‌شوند (هلی[4]، ۱۹۸۵)، شرکت‌هایی که اقدام به مدیریت سود می‌کنند، در آینده باید پیامدهای عکس اقلام تعهدی را بپذیرند یا اقدام به تقلب کنند (بنیش[5]، ۱۹۹۹؛ دچو[6]، لارسون[7] و اسلوان[8]، ۲۰۱۱)؛ بنابراین، پیش‌بینی می‌شود بین مدیریت سود و تقلب ارتباطی وجود داشته باشد. پژوهش‌های اخیر نیز نشان می‌دهند یکی از روش‌های شناسایی شرکت‌های متقلب، استفاده از الگوهای اقلام تعهدی استفاده‌شده در اندازه‌گیری مدیریت سود است. در این زمینه، پژوهش‌های نصیر[9]، جهانگیر[10]، رشدی[11]، رزاق[12] و احمد[13] (۲۰۱۸) و رامیرز ارلانا[14]، ماریا[15]، مارتینز–رومرو[16] و ترسا–ماری[17] (۲۰۱۷) و پرولز و لوجی (۲۰۱۱) بیان‌کنندهٔ انجام مدیریت سود در شرکت‌های متقلب نسبت به سایر شرکت‌ها قبل از وقوع تقلب است. نتایج حاصل از پژوهش جونز، کریشنان[18] و ملندرز[19] (۲۰۰۸) نیز بیان‌کنندهٔ توانایی

1. Perols
2. Lougee
3. Quinlan

4 . Healy
5. Beneish
6. Dechow
7. Larson
8. Sloan
9. Nasir
10. Jahangir
11. Rushdi
12. Razzaque
13. Ahmed
14. Ramírez-Orellana
15. María
16. Martínez-Romero
17. Teresa Mari˜
18. Krishnan
19. Melendrez

الگوهای دچو و دیچو[1] (۲۰۰۲) و مک‌نیکولز[2] (۲۰۰۲) برای شناسایی صورت‌های مالی متقلبانه است. نتایج پژوهش خلیفه‌سلطانی، حسینی و مددی‌ورزقانی (۲۰۱۳)، فرقاندوست‌حقیقی، هاشمی و فروغی‌دهکردی (۲۰۱۴) و قیداری (۲۰۱۹) نیز نشان می‌دهد در شرکت‌های دارای سابقهٔ مدیریت سود، احتمال ارتکاب تقلب وجود دارد. یافته‌های پژوهش مشایخی و حسین‌پور (۲۰۱۶) نشان می‌دهد در شرکت‌های بورسی مشکوک به تقلب، مدیریت سود واقعی بر مدیریت سود تعهدی در سطح اطمینان ۹۵درصد، تأثیر منفی و معنی‌داری دارد. نتایج پژوهش زادمهر، موسوی و جنانی (۲۰۱۸) نیز نشان‌دهندهٔ تأثیرگذاری انگیزهٔ تقلب بر مدیریت سود است. تفاوت پژوهش حاضر با پژوهش‌های قبلی انجام‌شده در این حوزه، در تعداد الگوهای بررسی‌شده، روش آماری و نحوهٔ شناسایی شرکت‌های متقلب است؛ بنابراین، هدف از انجام این پژوهش، ارزیابی توانایی الگوهای اقلام تعهدی استفاده‌شده در کشف مدیریت سود، در کشف صورت‌های مالی متقلبانه است و این مسئله بررسی می‌شود که آیا در شرکت‌های دارای سابقهٔ مدیریت سود، احتمال ارتکاب تقلب در صورت‌های مالی بیشتر است یا خیر.

مبانی نظری

طبق استانداردهای حسابرسی ایران (استاندارد حسابرسی شمارهٔ ۲۴۰)، (کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی، ۱۳۹۶) تقلب عبارت از هرگونه اقدام عمدی به‌وسیلهٔ یک یا چند نفر از مدیران اجرایی، ارکان راهبری، کارکنان یا اشخاص ثالث است که فریبکاری برای برخورداری از مزیتی ناروا یا غیرقانونی را شامل می‌شود. مبنای نظری دستکاری در اطلاعات و تقلب، بر امکان انتقال ثروت از یک ذینفع به سایر ذینفعان مبتنی است که از عدم تقارن اطلاعاتی نشئت می‌گیرد (ذاکری، ۲۰۱۰). تقلب و مدیریت سود هرچند مشابهت‌هایی دارند، لزوماً یکسان نیستند؛ زیرا تقلب خارج از اصول پذیرفته‌شدهٔ حسابداری قرار دارد. در صورتی که مدیریت سود در چهارچوب این اصول انجام می‌شود. با توجه به اینکه دستکاری صورت‌های مالی ممکن است در چهارچوب اصول پذیرفته‌شدهٔ حسابداری یا خارج از آن باشد، دستکاری صورت‌های مالی برابر با اقدام مدیران در مدیریت سود یا تقلب است (فرقاندوست‌حقیقی و همکاران، ۲۰۱۴). شرکت‌ها ازطریق روش‌های منطبق با اصول پذیرفته‌شدهٔ حسابداری یا روش‌های دیگری صورت‌های مالی را دستکاری می‌کنند. نقض اصول پذیرفته‌شدهٔ حسابداری عامل مهمی از گزارشگری متقلبانه است و در مقابل مدیریت سود در چهارچوب اصول پذیرفته‌شدهٔ حسابداری انجام می‌شود؛ به عبارت دیگر، دستکاری و تحریف صورت‌های مالی با استفاده از تقلب یا مدیریت سود انجام می‌گیرد (پرولز و لوجی، ۲۰۱۱) و این دو موضوع سبب شکست‌های شرکتی در سال‌های اخیر شده‌اند (خواجوی و ابراهیمی، ۲۰۱۸) و هر دو عامل بر قیمت و بازده سهام تأثیرگذارند. نتایج پژوهش اینس[3] (۲۰۱۷) نشان می‌دهد تقلب تأثیر معنی‌دار و بااهمیت‌تری نسبت به اقلام تعهدی اختیاری بر قیمت و بازده سهام دارد؛ ولی با توجه به اینکه اقلام تعهدی با گذشت زمان معکوس می‌شوند، شرکت‌هایی که اقدام به مدیریت سود می‌کنند، باید در آینده پیامدهای عکس اقلام تعهدی را بپذیرند یا اقدام به تقلب کنند (بنیش، ۱۹۹۷؛ دچو، اسلوان و سوینی[4]،

1. Dechow & Dichev
2. Mcnichols
3. Ines
4. Dechow & Sloan & Sweeney

۱۹۹۵؛ مشایخی و حسین‌پور، ۲۰۱۶)؛ به عبارت دیگر، هرچند شرکت‌ها ممکن است لزوماً سابقهٔ مدیریت سود نداشته باشند، شرکت‌هایی که مرتکب تقلب می‌شوند، شرکت‌هایی هستند که هم سابقهٔ مدیریت سود دارند و هم ممکن است جزء شرکت‌هایی باشند که سابقهٔ مدیریت سود نداشته‌اند؛ ولی می‌توان پیش‌بینی کرد زمانی که شرکت اقدام به انجام مدیریت سود می‌کند، احتمال بیشتری برای انجام تقلب وجود دارد؛ بنابراین، گزارشگری مالی متقلبانه ممکن است با مدیریت سود آغاز و با گذشت زمان به تقلب تبدیل شود (لندسیتل[1]، ۲۰۰۰). براساس پژوهش هو[2] (۱۹۹۹) نیز شرکت‌ها زمانی که از اصول پذیرفته‌شدهٔ حسابداری بیشترین بهره را می‌گیرند، به تقلب متوسل می‌شوند؛ یعنی ابتدا مدیریت سود انجام و با افزایش آن تقلب انجام می‌شود (پوول[3]، جاب[4]، لانگ[5] و اسمیت[6]، ۲۰۰۵). دچو و همکاران (۱۹۹۵) شواهدی ارائه می‌کنند که شرکت‌ها زمانی به تقلب روی می‌آورند که استفاده از مدیریت سود برای آنها محدود می‌شود. نتایج پژوهش نصیر و همکاران (۲۰۱۸)، هسنان[7]، عبدالرحمان[8] و ماهنثیران[9] (۲۰۱۳) و آسار[10] (۲۰۱۹) نیز استفادهٔ شرکت‌های متقلب از اقلام تعهدی برای دستکاری صورت‌های مالی را نشان می‌دهد؛ به عبارت دیگر، می‌توان پیش‌بینی کرد زمانی که شرکت اقدام به انجام مدیریت سود می‌کند، احتمال بیشتری برای انجام تقلب وجود دارد. الگوهایی که مدیریت سود را اندازه‌گیری می‌کنند، به‌طور کلی به دو دستهٔ الگوهای مبتنی بر اقلام تعهدی اختیاری و کل اقلام تعهدی تفکیک می‌شوند. مهم‌ترین الگوهای مبتنی بر اقلام تعهدی اختیاری عبارت‌اند از: الگوی جونز (جونز، ۱۹۹۱)، الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز (دچو و همکاران، ۱۹۹۵)، الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار و جریان‌های نقدی (لارکر[11] و ریچاردسون[12]، ۲۰۰۴)، الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت بازده دارایی‌های سال جاری و سال قبل (کوتاری[13]، لئون[14] و چارلز[15]، ۲۰۰۵). دچو و دیچو (۲۰۰۲) و مک‌نیکولز (۲۰۰۲) نیز دو الگوی معروف مبتنی بر کل اقلام تعهدی را ارائه می‌کنند که کیفیت اقلام تعهدی را اندازه‌گیری می‌کنند.

۱- الگوی جونز

براساس الگوی جونز (۱۹۹۱) مقدار باقی مانده در الگو، معیار اقلام تعهدی در نظر گرفته می‌شود. جونز تفاوت سود عملیاتی و وجوه نقد حاصل از عملیات را اقلام تعهدی شناسایی و در الگوی خود فرض کرد اقلام تعهدی غیراختیاری در طول زمان ثابت‌اند و درآمد فروش به‌صورت کامل غیراختیاری است؛ بنابراین، برای محاسبهٔ اقلام تعهدی اختیاری باید اقلام تعهدی غیراختیاری از مجموع اقلام تعهدی کسر شود. در این الگو، اقلام تعهدی به شرح زیر برآورد می‌شود:

$$TACC_t = B_0 + B_1\ 1(1/A_{it-1}) + B_2(\Delta REV_{it}/A_{it-1}) + B_3(PPE_{it}/A_{it-1}) + \epsilon_{it}$$

که $TACC_t$ کل اقلام تعهدی، A_{it-1} کل دارایی های ابتدای سال، ΔREV_{it} تغییرات کل درآمد فروش سال جاری نسبت به سال قبل و PPE_{it} اموال، ماشین آلات و

1. Landsittel
2. Howe
3. Powell
4. Jubb
5. Lange
6. Smith
7. Hasnan
8. Abdul Rahman
9. Mahenthiran
10. Asare
11. Larcker
12. Richardson
13. Kothari
14. Leone
15. Charles

تجهیزات را بیان می‌کنند. ϵ_{it} نیز نشان‌دهندهٔ خطای الگو و اقلام تعهدی اختیاری و معیاری از میزان اعمال مدیریت سود است.

۲- الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز

دچو و همکاران (۱۹۹۵) بیان می‌کنند که الگوی جونز به‌صورت ضمنی فرض کرده است درآمدها غیراختیاری‌اند؛ در صورتی که در الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز فرض می‌شود همهٔ تغییرات در فروش‌های نسیه در سال رخداد به‌دلیل مدیریت سود است؛ بنابراین، برای اندازه‌گیری بهتر اقلام تعهدی الگوی زیر ارائه شد:

$$TACC_t= B_0+B_1 1(1/A_{it-1})+B_2((\Delta REV_{it}-\Delta AR_{it})/A_{it-1}))+B_3(PPE_{it}/A_{it-1})+\epsilon_{it}$$

که ΔAR_{it} عبارت از تغییر در حساب‌های دریافتنی نسبت به سال قبل است. سایر متغیرها مشابه الگوی جونز است.

۳- الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار و جریان‌های نقدی

لارکر و ریچاردسون (۲۰۰۴) دو نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار و جریان‌های نقدی عملیاتی را به الگوی جونز افزودند. نسبت ارزش دفتری به ارزش بازار رشد موردانتظار در عملیات را کنترل می‌کند؛ زیرا در غیر این صورت رشد شرکت، اقلام تعهدی اختیاری در نظر گرفته می‌شود. جریان‌های نقدی عملیاتی نیز عملکرد عملیاتی جاری را کنترل می‌کنند؛ زیرا پژوهش‌ها نشان داد در شرکت‌های دارای عملکرد غیرعادی، اقلام تعهدی اختیاری به احتمال زیاد به‌درستی نشان داده نمی‌شوند.

$$TACC_t=B_0+B_1 1(1/A_{it-1})+B_2(\Delta REV_{it}/A_{it-1})+B_3(PPE_{it}/A_{it-1})+B_4BM_{it}+B_5(CFO_{it}/A_{it-1})+\epsilon_{it}$$

که BM_{it} عبارت از ارزش دفتری سهام عادی به ارزش بازار سهام عادی و CFO_{it} عبارت از جریان‌های نقدی عملیاتی است. سایر متغیرها مشابه الگوی جونز است.

۴ و ۵- الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز با ROA

کوتاری و همکاران (۲۰۰۵) استدلال می‌کنند که اقلام تعهدی شرکت‌هایی که عملکرد غیرعادی را تجربه کرده‌اند، به‌صورت سیستماتیک صفر نیست؛ بنابراین، اقلام تعهدی با عملکرد شرکت همبستگی دارد و برای بهبود اندازه‌گیری اقلام تعهدی معیار بازده دارایی‌ها در سال جاری و سال قبل را به الگوی تعدیل‌شدهٔ جونز اضافه کردند.

$$TACC_t= B_0+B_1 1(1/A_{it-1})+B_2(\Delta REV_{it}/A_{it-1})+B_3(PPE_{it}/A_{it-1})+B_4ROA_{it}+\epsilon_{it}$$

$$TACC_t= B_0+B_1 1(1/A_{it-1})+B_2(\Delta REV_{it}/A_{it-1})+B_3(PPE_{it}/A_{it-1})+B_4ROA_{it-1}+\epsilon_{it}$$

۶- الگوی دچو و دیچو

دچو و دیچو (۲۰۰۲) معتقدند اقلام تعهدی در هر سال با جریان های نقدی سال قبل، سال جاری و سال بعدی ارتباط دارد و بر وجه نقد این سه دوره تأثیر می‌گذارد یا خواهد گذاشت. در این الگو مقدار خطای حاصل از تخمین الگو، شاخص کیفیت سود در نظر گرفته می‌شود. این الگو به شرح زیر است:

$$\Delta WC_{it}=B_0+B_1CFO_{it-1}+B_2CFO_{it}+B_3CFO_{it+1}+\epsilon_{it}$$

که ΔWC_{it} تغییرات سرمایه در گردش در سال جاری نسبت به سال قبل، CFO_{it-1} جریان نقد عملیاتی در سال قبل، CFO_{it} جریان نقد عملیاتی در سال جاری و CFO_{it+1} جریان نقد عملیاتی در سال بعد است.

۷- الگوی مک‌نیکولز

ازنظر دچو و دیچو (۲۰۰۲)، اقلام تعهدی تعدیل‌های موقتی‌اند که جریان‌های نقدی را میان دوره‌های زمانی مختلف جابه‌جا می‌کنند؛ بنابراین، الگوی خود را بر پایهٔ اقلام تعهدی سرمایه در گردش قرار دادند. نتایج آزمون الگوی ترکیبی که در آن از اقلام تعهدی و جریان‌های نقدی استفاده شده است، نشان می‌دهد به‌کارگیری جریان‌های نقدی در الگوی ترکیبی جونز در کنترل عملکرد مالی شرکت‌ها و تبیین رفتارهای مدیریت، توانمندی بهتری دارد (کردستانی و مدافعی، ۲۰۱۲). در ادامهٔ پژوهش‌های قبلی، مک‌نیکولز (۲۰۰۲) شواهدی ارائه کرد که در صورت اضافه‌کردن دو متغیر تغییرات فروش در سال جاری نسبت به سال قبل و اموال، ماشین‌آلات و تجهیزات به الگوی دچو و دیچو (۲۰۰۲)، قدرت الگو افزایش می‌یابد.

$$\Delta WC_{it}=B_0+B_1CFO_{it-1}+B_2CFO_{it}+B_3CFO_{it+1}+ B_4(\Delta REV_{it}/A_{it-1})+B_5(PPE_{it}/A_{it-1})+\epsilon_{it}$$

روش پژوهش

این پژوهش ازلحاظ هدف، کاربردی و از نوع پژوهش‌های تجربی و پس‌رویدادی است که بر اطلاعات واقعی صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران مبتنی است. برای مبانی نظری از روش کتابخانه‌ای استفاده و اطلاعات لازم برای محاسبه و پردازش متغیرها به روش اسنادکاوی از بانک‌های اطلاعاتی و صورت‌های مالی و نرم‌افزار ره‌آورد نوین و بانک اطلاعاتی جامعهٔ حسابداران رسمی جمع‌آوری شده است. جامعهٔ آماری از همهٔ شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازهٔ زمانی ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۴ تشکیل شده است که صورت‌های مالی و یادداشت‌های همراه آن در دورهٔ زمانی اشاره‌شده موجود باشد و جزء بانک‌ها و مؤسسه‌های مالی (شرکت‌های سرمایه‌گذاری، واسطه‌گری مالی، شرکت‌های هلدینگ و لیزینگ‌ها) نباشد؛ درنهایت، با اعمال شرایط تعداد ۱۸۹ شرکت (شامل ۲۱ شرکت متقلب و ۱۶۸ شرکت غیرمتقلب) انتخاب شده است. روش آماری انتخاب‌شده برای تدوین الگوی پژوهش، روش داده‌کاوی شامل روش‌های درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی و یادگیری بیزین است. دلیل اصلی استفاده از این روش‌ها شناخته‌شده بودن آنها در حوزهٔ داده‌کاوی و مزایای استفاده از آنهاست. نتایج پژوهش لین[1]، چیو[2]، هوانگ[3] و ین[4] (۲۰۱۵) نشان می‌دهد شبکهٔ عصبی و درخت تصمیم نسبت به روش رگرسیون دقت بیشتری برای شناسایی شرکت‌های متقلب دارند. نتایج پژوهش راویسانکار[5]، راوی[6]، راجاوا رائو[7] و باس[8] (۲۰۱۱) نیز نشان‌دهندهٔ دقت بالای شبکه‌های عصبی برای کشف تقلب است. شبکهٔ عصبی، روشی است که توانایی الگوسازی روابط پیچیدهٔ غیرخطی را دارد؛ ازاین‌رو، برای الگوسازی مسائل واقعی که به‌طور معمول ماهیت غیرخطی دارند، استفاده می‌شود. از مزایای دیگر شبکه‌های عصبی قدرت بالای تعمیم‌دهی آنهاست که قادرند با تعداد محدودی نمونه، قانونی کلی از آن به دست آورند (جهانپور و صادقی، ۲۰۱۶). از مزایای درخت تصمیم نیز ایجاد الگویی است که بتوان آن را فهمید و شبکه‌های عصبی آن را ندارند (خلیلی و پاشازاده، ۲۰۱۴). روش بیزین نیز الگویی بدون پارامتر است که به‌طور معمول برای طبقه‌بندی کردن مسائل

1. Lin
2. Chiu
3. Huang
4. Yen
5. Ravisankar
6. Ravi
7. Raghava Rao
8. Bose

واقعی استفاده می‌شود؛ درواقع، مسئلهٔ پژوهش به‌صورت مسئله‌ای طبقه‌بندی[1] در حوزهٔ داده‌کاوی در نظر گرفته و از الگوریتم‌های موفق برای طبقه‌بندی استفاده شده است.

یادگیری درخت تصمیم[2] روشی برای تخمین مقادیر هدف گسسته است که یک درخت، الگوی ساخته‌شده در آن را نمایش می‌دهد و الگوی به‌دست‌آمده برای انسان خوانا و فهمیدنی است. این روش یادگیری از رایج‌ترین الگوریتم‌های استنتاج قیاسی است که روی حیطهٔ وسیعی از کاربردها از تشخیص‌های پزشکی تا ارزیابی ریسک اعتباردهی وام، به‌صورت موفقیت‌آمیز اعمال شده است. یک درخت براساس مجموعهٔ آموزشی ایجاد می‌شود. در این درخت هر گره داخلی، یک آزمون را روی یک ویژگی و هر شاخه، نتیجه‌ای از آزمایش را نشان می‌دهد و هر برگ برچسب یک طبقه را نگهداری می‌کند. برای هر نمونهٔ جدید از داده، ویژگی‌های این نمونه در درخت آزمون و یک مسیر از ریشه به‌سمت یک برگِ دارای برچسب یک طبقه ایجاد و برچسب نمونهٔ جدید مشخص می‌شود. برای انتخاب ویژگی‌ها در هر گره درخت، از معیارهای آماری متفاوتی چون بهرهٔ اطلاعاتی[3]، نسبت بهره[4] و شاخص جی نی[5] استفاده می‌شود. این معیارها برای هر گره وظیفهٔ انتخاب ویژگی را دارند که مقادیر مختلف آن، بیشترین خلوص را ازنظر طبقه در داده‌های تقسیم‌شده در شاخه‌های آن گره ایجاد کند. برای جلوگیری از تطابق بیش از حد[6] درخت با داده‌های آموزشی، از روش‌هایی برای کنترل عمق درخت استفاده می‌شود. اندازهٔ درخت‌ها با قوانین توقف، کنترل می‌شود یا پس از پایان ساخت، درخت هرس می‌شود. الگوریتم REPTree[7] از الگوریتم‌های شناخته‌شدهٔ یادگیری درخت تصمیم است که در این مقاله نتایج خوبی را برای الگوسازی داده‌های مسئله در بر داشته است. الگوریتم REPTree الگوریتم طبقه‌بندی سریعی است که بر مبنای محاسبهٔ بهرهٔ اطلاعاتی و آنتروپی عمل می‌کند و خطای حاصل از واریانس را به حداقل می‌رساند (ویتن[8] و فرانک[9]، ۲۰۰۵). این روش که ابتدا کوئین‌لان (۱۹۸۷) آن را پیشنهاد داد، از درخت‌های رگرسیونی بهره می‌برد و چندین درخت در تناوب‌های مختلف الگوریتم ایجاد می‌کند؛ درنهایت، بهترین درخت از میان درختان تولیدشده به‌منزلهٔ الگو انتخاب می‌شود؛ سپس درخت مدنظر با استفاده از روش هرس کاهش خطا[10] هرس می‌شود. این روش قادر است داده‌های پیوسته و داده‌های مفقود[11] را مدیریت کند (جایانتی[12] و سسیکالا[13]، ۲۰۱۳).

شبکه‌های عصبی، فن پردازش اطلاعات‌اند که به‌طور چشمگیر در زمینه‌هایی چون تعیین الگو، طبقه‌بندی و پیش‌بینی سری‌های زمانی (راعی و بستان‌آرا، ۲۰۱۶) و برای مسائل طبقه‌بندی (که خروجی یک کلاس است) یا مسائل رگرسیون (که خروجی مقدار عددی است) استفاده می‌شوند. یک شبکهٔ عصبی[14] به این صورت تعریف می‌شود: «سیستم انطباقی که تعدادی عناصر پردازش ساده را شامل می‌شود و از شبکهٔ اعصاب مغز الگوبرداری شده است. عناصر پردازش که درواقع همان نرون‌ها هستند، به هم

1. Classification
2. Decision Trees
3. Information Gain
4. Gain Ratio
5. Gini Index
6. Overfitting
7. Reduces error pruning (REP) tree
8. Witten
9. Frank
10. Reduced error pruning
11. Missing value
12. Jayanthi
13. Sasikala
14. Neural networks

می‌پیوندند تا یک مسیر پردازش را کامل کنند» (عالم‌تبریز، زندیه و محمدرحیمی،۲۰۱۱). در روش شبکهٔ عصبی فرض غیرخطی بودن و استقلال متغیرهای توضیحی حذف شده است و در آن روابط پنهان بین متغیرهای توضیحی به‌منزلهٔ متغیری اضافی وارد تابع می‌شود. شبکهٔ عصبی همانند مغز انسان از گره‌هایی تشکیل شده است که عمل پردازش عناصر را انجام می‌دهند و همانند نرون‌های واقعی ازطریق اتصال‌های داخلی موزونی به همدیگر مرتبط شده‌اند. هر گره علائم ورودی را دریافت و به خروجی تبدیل می‌کند که اگر مفهوم و علامت قانع‌کننده‌ای نباشد، دوباره به‌منزلهٔ علامت ورودی به گره‌های دیگر وارد و ارسال می‌شود. منظور از یادگیری شبکه‌های عصبی، یافتن مقادیر وزن‌های اتصالات است؛ به‌طوری که تابع ایجادشده به‌وسیلهٔ شبکه، به بهترین وجه ورودی را به خروجی تبدیل کند. شبکه‌های عصبی، معماری‌های متفاوتی دارند. از معروف‌ترین معماری‌های آنها، پرسپترون چندلایه[1] است؛ زیرا این معماری هر دو مزیت غیرخطی بودن و در نظر گرفتن اثرات متقابل متغیرها را فراهم می‌کند. به‌علاوه این روش «طبقه‌بندی جامع[2]» شناخته می‌شود؛ به این دلیل که ازلحاظ نظری در صورت داشتن تعداد گره و لایهٔ نهان کافی، قادر به طبقه‌بندی هر فرایند تصمیم‌گیری است (رحمانی و اسماعیلی، ۲۰۱۱). هدف از یادگیری بیزین، تخمین احتمال طبقهٔ یک نمونه از داده‌هاست. استفاده از این روش برای طبقه‌بندی داده‌های زیاد به‌دلیل دقت بالای آن است (قادرزاده، کردستانی و حقیقت، ۲۰۱۷).

به‌دلیل نامتعادل‌بودن داده‌ها و اهمیت شناسایی شرکت‌های متقلب به‌وسیلهٔ الگو از روش یادگیری حساس به هزینه استفاده شده است. مجموعه داده‌های نامتعادل[3]، داده‌هایی هستند که در آنها توزیع نمونه‌ها میان طبقه‌های مختلف نامتعادل است. در این نوع مسائل تعداد نمونه‌ها در طبقه‌های خاصی بسیار کمتر از سایر طبقه‌هاست. برای مثال در مسئلهٔ بررسی‌شده در این مقاله تعداد داده‌های طبقهٔ تقلب بسیار کمتر از داده‌های طبقهٔ نرمال است. در بسیاری از کاربردهای واقعی، توزیع داده‌ها نامتعادل است؛ مانند تشخیص بیماری‌ها، تشخیص تقلب، تشخیص حمله به شبکه‌های کامپیوتری و غیره. اصولاً از الگوریتم‌های طبقه‌بندی انتظار می‌رود نتایج یادگیری را روی نمونه‌های مشاهده‌نشدهٔ متعلق به طبقه‌های مختلف، با دقت برابری تعمیم دهند؛ اما در عمل الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌طور معمول روی داده‌های نامتعادل ضعیف عمل می‌کنند؛ زیرا به‌راحتی قادرند الگویی ارائه دهند که تمام نمونه‌ها را متعلق به طبقهٔ بزرگ‌تر پیش‌بینی کند (زجاجی، ۲۰۰۸). در این حالت پیش‌بینی نمونه‌های طبقهٔ بزرگ‌تر ۱۰۰ درصد درست است؛ اما دقت پیش‌بینی روی طبقهٔ کوچک‌تر کاملاً غلط و صفر خواهد بود و با توجه به تعداد کم نمونه‌های این طبقه در مجموعه داده‌ها، دقت کلی پیش‌بینی هم نزدیک به ۱۰۰ خواهد شد که ازنظر الگوریتم کافی است. حال آنکه در بیشتر کاربردها هدف از الگوسازی غالباً تشخیص نمونه‌های طبقهٔ کوچک‌تر است؛ بنابراین، اصلاح داده‌ها یا روش یادگیری برای این نوع مسائل ضروری به نظر می‌رسد. فن‌های برخورد با این نوع داده‌ها، به دو دستهٔ اصلی تقسیم می‌شوند: فن‌های سطح داده و فن‌های سطح الگوریتم. در روش‌های سطح دادهٔ هدف، متعادل‌سازی توزیع طبقه‌ها با استفاده از نمونه‌گیری دوباره[4] از داده‌هاست. ازسوی دیگر، روش‌های سطح الگوریتم می‌کوشند الگوریتم‌های طبقه‌بندی‌کنندهٔ موجود را با

1. Multi-layer perceptron
2. Universal classifier
3. Imbalanced data set
4. Re-sampling

داده‌های نامتعادل مطالعه‌شده وفق دهند و توجه و توانایی آنها را در یادگیری طبقهٔ کوچک‌تر تقویت کنند. یادگیری حساس به هزینه[1] یکی از انواع این روش‌هاست که در این مقاله به آن توجه شده است. طبقه‌بندی حساس به هزینه برای خطاهای طبقه‌بندی مختلف، هزینه‌های متفاوتی در نظر می‌گیرد.

متغیر وابسته در این پژوهش، صورت‌های مالی متقلبانه است که ماهیت کیفی و مقیاس سنجش اسمی دارد. در اندازه‌گیری این متغیر، به شرکت‌های متقلب عدد یک و به سایر شرکت‌ها عدد صفر تخصیص داده می‌شود. برای تشخیص و طبقه‌بندی واحدهای اقتصادی متقلب از بانک اطلاعاتی جامعهٔ حسابداران رسمی استفاده شده است. با مدیران و حسابرسانِ شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار که اقدام به ارائهٔ صورت‌های مالی متقلبانه می‌کنند، برخورد شده است. این موضوع به‌وسیلهٔ کمیتهٔ نظارت بر شرکت‌های بورسی محرز می‌گردد و به جامعهٔ حسابداران رسمی نیز منعکس می‌شود. جامعهٔ حسابداران رسمی نیز به‌صورت سالانه مؤسسه‌های حسابرسی را ازنظر کیفی بررسی کرده یا اگر شکایتی ازطرف هر ذینفعی (مانند سهامداران یا اعتباردهندگان) ارائه شود، موضوع را بررسی می‌کند و در صورت قطعی‌شدن تخلف حسابرس با آن برخورد می‌شود؛ بنابراین، با استفاده از بانک اطلاعاتی موجود در جامعهٔ حسابداران رسمی، می‌توان اطلاعات شرکت‌های ارائه‌کنندهٔ صورت‌های مالی متقلبانه را به دست آورد. براساس پژوهش جونز و همکاران (۲۰۰۸) علاوه بر خطای برآورد اقلام تعهدی، از متغیرهای زیر به‌منزلهٔ متغیرهای کنترلی استفاده شده است: کل دارایی‌ها (TA) که عبارت از مجموع دارایی‌ها در پایان هر سال، بازده دارایی‌ها (ROA) که عبارت از نسبت سود خالص به مجموع دارایی‌ها در پایان هر سال، اهرم مالی (LEVERAGE) که عبارت از کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها در پایان هر سال، بهره‌وری سرمایه (CP) که عبارت از تقسیم دارایی‌ها به فروش و کل فروش (TS) که عبارت از مجموع فروش در پایان هر سال است.

یافته‌ها

براساس نتایج آمار توصیفی و مقایسهٔ دو گروه شرکت‌های متقلب و شرکت‌های کنترل، تفاوت میانگین اهرم مالی بین دو گروه شرکت‌ها ازنظر آماری در سطح ۵٪ معنی‌دار است. به‌صورت متوسط در شرکت‌های متقلب اهرم مالی بزرگ‌تری گزارش شده است. نتایج پژوهش جونز و همکاران (۲۰۰۸) نشان می‌دهد شرکت‌های متقلب اهرم مالی کوچک‌تری گزارش کرده‌اند که تفاوت نتایج احتمالاً به‌دلیل تفاوت چگونگی تأمین مالی در شرکت‌های خارجی نسبت به شرکت‌های ایرانی است. اختلاف میانگین پسماند اقلام تعهدی در همهٔ الگوها که به‌وسیلهٔ دارایی‌های اول دوره همگن شده است، در سطح ۵٪ معنی‌دار است که با پژوهش جونز و همکاران (۲۰۰۸) هماهنگ است. به‌علاوه دربارهٔ سایر متغیرها تفاوت معنی‌داری بین شرکت‌های دو گروه ملاحظه نشد و معیار اقلام تعهدی اختیاری محاسبه‌شده در همهٔ الگوها قدرت کشف تقلب را دارد و بیشترین تفاوت بین نمونه‌های متقلب و کنترل برای معیارهای دچو و دیچو و مک‌نیکولز است.

الگوی درخت تصمیم با استفاده از نرم‌افزار وکا[2] ساخته شده است. این الگو با به‌کارگیری یادگیری حساس به هزینه آموزش داده شده است. نمونه‌ها با روش ارزیابی متقابل به ۱۰ قسمت تقسیم شده و

1. Cost-sensitive learning

2. https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/

آموزش و آزمون انجام شده است. ماتریس هزینهٔ استفاده‌شده برای الگوسازی با درخت تصمیم به کمک یادگیری حساس به هزینه به‌صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 70 & 0 \end{bmatrix}$$

همان طور که در ماتریس مشخص شده است، هزینهٔ تشخیص نمونه‌های تقلب به‌صورت طبیعی، ۷۰ برابر خطای تشخیص طبیعی به‌منزلهٔ متقلب در نظر گرفته شده است تا سیستم به‌سمت کشف نمونه‌های متقلب متمایل شود. این مقدار هزینه با آزمایش و خطا به دست آمده است. برای جلوگیری از فراتطابق[1] در الگوریتم REPTree نیز از هرس استفاده شده است.

همان گونه که در جدول ۱ ملاحظه می‌شود، دقت کلی درخت تصمیم بین ۶۰ تا ۷۰ درصد برای الگوهای مختلف اقلام تعهدی است و سطح زیر منحنی راک نیز بین ۵۳ تا ۶۵ درصد است و الگوی اقلام تعهدی تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری بیشترین ارتباط با تقلب را نشان می‌دهد (با دقت کلی ۷۰ درصد و سطح زیر منحنی ۶۵ درصد و خطای نوع اول ۳۰ درصد).

برای الگوسازی شبکه‌های عصبی از روش پرسپترون چندلایه با یک لایهٔ نهان استفاده شد که در نرم‌افزار وکا پیاده‌سازی شده است. به‌علاوه از یادگیری حساس به هزینه برای افزایش حساسیت شبکهٔ عصبی به طبقهٔ تقلب استفاده شده است. در یادگیری حساس به هزینه با شبکهٔ عصبی، بهترین ماتریس هزینه به شکل زیر یافت شد:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 60 & 0 \end{bmatrix}$$

به‌علاوه معماری پرسپترون چندلایه با یک لایهٔ نهان و ۴ نود نهان تنظیم شده است. میزان یادگیری و ممنتم به ترتیب برابر ۰/۳ و ۰/۲ در نظر گرفته شدند. تعداد تکرارها در فرایند یادگیری شبکه ۵۰۰ بار تنظیم شده است. همان گونه که در جدول ۲ ملاحظه می‌شود، دقت کلی عملکرد شبکهٔ عصبی بین ۴۲ تا ۷۱ درصد برای الگوهای مختلف اقلام تعهدی نوسان می‌کند که الگوی دچو و دیچو با دقت ۷۱ درصد و کمترین میزان خطای نوع اول (۲۸ درصد) بیشترین ارتباط با تقلب را نشان می‌دهد.

در قسمت بعدی از روش بیز ساده[2] برای الگوسازی داده‌های در حال بررسی استفاده شد. این الگوریتم نیز با روش یادگیری حساس به هزینه اعمال شده است تا قادر به نمونه‌سازی داده‌های نامتعادل در حال بررسی باشد. دقت کلی شبکهٔ بیزین برای الگوهای مختلف بین ۴۹ تا ۵۶ درصد نوسان می‌کند.

1. Overfitting

2. Naive bayes

جدول (۱) دقت هر الگو براساس خروجی درخت تصمیم

الگو	تقلب					کنترل				
	AUR	F-measure	Precision	FP Rate	TP Rate	AUR	F-measure	Precision	FP Rate	TP Rate
جونز	۰/۵۳	۰/۰۴۶	۰/۰۲۴	۰/۳۴	۰/۵۲	۰/۵۳	۰/۷۸	۰/۹۹	۰/۴۸	۰/۶۵
تعدیل‌شدهٔ جونز	۰/۶۴	۰/۰۵۱	۰/۰۲۷	۰/۳۴	۰/۵۷	۰/۶۴	۰/۷۹	۰/۹۹	۰/۴۳	۰/۶۵
تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری	۰/۶۵	۰/۰۵۹	۰/۰۳	۰/۳۰	۰/۵۷	۰/۶۵	./۸۲	۰/۹۹	۰/۴۳	۰/۷۰
تعدیل‌شدهٔ جونز با بازده دارایی سال جاری	۰/۵۹	۰/۰۴۸	۰/۰۲	۰/۳۶	۰/۵۷	۰/۵۹	۰/۷۷	۰/۹۹	۰/۴۳	۰/۶۳
تعدیل‌شدهٔ جونز با بازده دارایی سال قبل	۰/۶۳	۰/۰۵۲	۰/۰۳	۰/۳۰	۰/۵۲	۰/۶۴	۰/۸۱	۰/۹۹	۰/۴۸	۰/۶۹
دچو و دیچو	۰/۵۶	۰/۰۴۶	۰/۰۲	۰/۴۰	۰/۵۷	۰/۵۶	۰/۷۵	۰/۹۹	۰/۴۳	۰/۶۱
مک‌نیکولز	۰/۶۰	۰/۰۴۵	۰/۰۲	۰/۳۹	۰/۵۷	۰/۶۰	۰/۷۵	۰/۹۸	۰/۴۲	۰/۶۰

جدول (۲) دقت هر الگو براساس خروجی شبکه‌های عصبی

الگو	تقلب					کنترل				
	AUR	F-measure	Precision	FP Rate	TP Rate	AUR	F-measure	Precision	FP Rate	TP Rate
جونز	۰/۶۱	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۴۲	۰/۵۲	۰/۶۱	۰/۷۳	۰/۹۸	۰/۴۷	۰/۵۸
تعدیل‌شدهٔ جونز	۰/۵۰	۰/۰۳	۰/۰۱۵	۰/۵۷	۰/۵۲	۰/۵۰	۰/۵۹	۰/۹۸	۰/۴۸	۰/۴۳
تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری	۰/۵۹	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۴۷	۰/۵۷	۰/۵۹	۰/۶۹	۰/۹۹	۰/۴۳	۰/۵۳
تعدیل‌شدهٔ جونز با بازده دارایی سال جاری	۰/۵۳	۰/۰۳	۰/۰۱۶	۰/۵۳	۰/۵۲	۰/۵۳	۰/۶۳	۰/۹۸	۰/۴۸	۰/۴۷
تعدیل‌شدهٔ جونز با بازده دارایی سال قبل	۰/۶۰	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۴۴	۰/۵۷	۰/۶۰	۰/۷۱	۰/۹۹	۰/۴۳	۰/۵۶
دچو و دیچو	۰/۶۰	۰/۰۵۳	۰/۰۲۸	۰/۲۸	۰/۴۸	۰/۶۰	۰/۸۳	۰/۹۹	۰/۵۲	۰/۷۲
مک‌نیکولز	۰/۵۹	۰/۰۴	۰/۰۲	۰/۴۳	۰/۵۲	۰/۵۹	۰/۷۲	۰/۹۹	۰/۴۸	۰/۵۷

جدول (۳) دقت هر الگو براساس خروجی بیزین

الگو	تقلب					کنترل				
	AUR	F-measure	Precision	FP Rate	TP Rate	AUR	F-measure	Precision	FP Rate	TP Rate
جونز	۰/۵۳	۰/۰۳۵	۰/۰۱۸	۰/۵۰	۰/۵۷	۰/۵۳	۰/۴۹	۰/۹۹	۰/۴۲	۰/۴۹
تعدیل‌شدهٔ جونز	۰/۴۷	۰/۰۳۵	۰/۰۱۸	۰/۴۶	۰/۵۲	۰/۴۶	۰/۶۹	۰/۹۹	۰/۴۷	۰/۵۳
تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری	۰/۴۷	۰/۰۳۶	۰/۰۱۹	۰/۴۹	۰/۵۷	۰/۴۷	۰/۶۷	۰/۹۸	۰/۴۳	۰/۵۱
تعدیل‌شدهٔ جونز با بازده دارایی سال جاری	۰/۴۸	۰/۰۳۵	۰/۰۱۸	۰/۴۷	۰/۵۲	۰/۴۸	۰/۶۹	۰/۹۹	۰/۴۷	۰/۵۳
تعدیل‌شدهٔ جونز با بازده دارایی سال قبل	۰/۴۷	۰/۰۳۵	۰/۰۱۸	۰/۴۶	۰/۵۲	۰/۴۷	۰/۷۰	۰/۹۹	۰/۴۷	۰/۵۴
دچو و دیچو	۰/۵۰	۰/۰۳۸	۰/۰۲	۰/۴۳	۰/۵۲	۰/۵۰	۰/۷۱	۰/۹۹	۰/۴۷	۰/۵۶
مک‌نیکولز	۰/۴۱	۰/۰۳۴	۰/۰۱۸	۰/۴۵	۰/۴۷	۰/۴۲	۰/۷۰	۰/۹۹	۰/۵۲	۰/۵۵

برای ارزیابی الگوهای ارائه‌شده از سه معیار مطرح در حوزهٔ الگوسازی استفاده شده است. ابتدا از اعتبارسنجی متقابل[1] استفاده شد. برای ارزیابی یک الگو به‌طور معمول داده‌ها به دو دستهٔ آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند: داده‌های آموزش برای ساخت الگو و داده‌های آزمون که هنگام ساخت الگو دیده نشده‌اند، برای ارزیابی به کار می‌روند. از آنجا که در مسئلهٔ بررسی‌شده تعداد داده‌های تقلب بسیار کم است، تقسیم این داده‌ها به آموزش و آزمون موجب می‌شود تعداد بسیار کمی از داده‌های تقلب در زمان ارزیابی حضور داشته باشند و به نتایج به‌دست‌آمده به اندازهٔ کافی اعتماد نمی‌شود. در روش ارزیابی متقابل، تک‌تک داده‌ها هم در زمان آموزش و هم در زمان ارزیابی استفاده می‌شوند؛ بنابرین، نتایج نشان می‌دهد الگوی مرتبط تا چه اندازه تعمیم‌پذیر و مستقل از داده‌های آموزشی است. روش کار بدین صورت است که داده‌های دردسترس به k قسمت مساوی تقسیم می‌شوند و هر مرتبه یک قسمت برای آزمون و سایر قسمت‌ها برای آموزش استفاده می‌شوند؛ درنتیجه، K مجموعه دادهٔ آموزش و آزمون به وجود می‌آید و برای هر یک الگویی جداگانه ساخته می‌شود و معیارهای ارزیابی محاسبه می‌شوند؛ درنهایت، میانگین نتیجهٔ ارزیابی به‌منزلهٔ تخمین نهایی برای کارآیی الگوی بررسی‌شده گزارش می‌شود. در این پژوهش داده‌ها به ۱۰ قسمت تقسیم شدند و در گام اول، یک قسمت برای آزمون و ۹ قسمت دیگر برای آزمایش استفاده و الگوسازی انجام شده است و به همین ترتیب ۱۰ الگوی ارائه‌شده و درنهایت، میانگین الگوها در نظر گرفته شده است. نکتهٔ جالب‌توجه دیگر در هنگام سنجش عملکرد یک الگو، میزان خطای نوع اول[2] و خطای نوع دوم[3] است. خطای نوع اول زمانی رخ می‌دهد که یک شرکت متقلب،

1. Cross validation

2. False negative (FN)
3. False positive (FP)

شرکتی بدون تقلب معرفی شود و خطای نوع دوم هنگامی به وقوع می‌پیوندد که شرکتی بدون تقلب در طبقهٔ شرکت‌های متقلب قرار گیرد. طبقه‌بندی یک شرکت متقلب به‌منزلهٔ شرکتی بدون تقلب سبب گرفتن تصمیمات اشتباهی می‌شود که ممکن است خسارت مالی شدیدی را به‌دنبال داشته باشد. طبقه‌بندی اشتباه یک شرکت بدون تقلب به‌منزلهٔ متقلب ممکن است با هدردادن زمان موردنیاز، به بررسی‌های بیشتر احتیاج پیدا کند و هزینه‌های حسابرسی را افزایش دهد. اگرچه هدف همهٔ الگوها کاهش هر دو نوع این خطاهاست، الگویی برتری دارد که در آن میزان خطای نوع اول کمتر از نوع دوم باشد. به‌علاوه سطح زیر منحنی مشخصهٔ عملکرد سیستم (ROC) نموداری است که برای ارزیابی یک الگوریتم طبقه‌بندی دودویی به کار می‌رود. این منحنی میزان TPR براساس FPR در رابطهٔ زیر نشان داده شده است. در این روابط، TP و TN به ترتیب نشان‌دهندهٔ تعداد شرکت‌های متقلب و غیرمتقلب است که به‌درستی تشخیص داده شده‌اند. مقادیر FP و FN نیز به ترتیب، تعداد شرکت غیرمتقلب و متقلبی را نشان می‌دهد که اشتباه تشخیص داده شده‌اند.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$
$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

نقاط روی این نمودار مقادیر FPR و TPR را به ازای پیکربندی‌های مختلف الگوریتم نشان می‌دهد. سطح زیر منحنی مشخصهٔ سیستم (AUR)، از معیارهای ارزیابی عملکرد سیستم است و هرچه مقدار آن بیشتر باشد، الگوریتم بررسی‌شده بهتر ارزیابی می‌شود.

نتایج و پیشنهادها

پیش‌بینی شرکت‌های متقلب، از مطالعه‌های بااهمیت در حوزهٔ مالی است. با پیش‌بینی تقلب و جلوگیری از آن، نتایج بسیار رضایت‌بخشی به دست می‌آید. در این پژوهش از الگوی درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی و روش بیزین که از روش‌های داده‌کاوی‌اند، برای پیش‌بینی تقلب و بررسی آن با مدیریت سود استفاده شده است.

نتایج به‌دست‌آمده از پژوهش نشان داد اطلاعات صورت‌های مالی، قدرت پیش‌بینی‌کنندهٔ بالایی دارند و همهٔ الگوهای اقلام تعهدی با تقلب ارتباط دارند و الگوی درخت تصمیم نسبت به شبکه‌های عصبی و روش بیزین ارتباط بیشتری را نشان می‌دهد. از بین الگوهای اقلام تعهدی نیز الگوی اقلام تعهدی تعدیل‌شدهٔ جونز با نسبت ارزش دفتری بیشترین دقت و بالاترین ارتباط با تقلب را نشان می‌دهد. نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش مشایخی و حسین‌پور (۲۰۱۶) مبنی بر استفادهٔ مدیریت شرکت‌های مشکوک به تقلب از یکی از روش‌های مدیریت سود و نیز پژوهش هسنان و همکاران (۲۰۱۳) مبنی بر افزایش اقلام تعهدی در سال‌های منتهی به ارائهٔ صورت‌های مالی متقلبانه مطابقت دارد. به‌علاوه با نتایج پژوهش آسار (۲۰۱۹) مبنی بر اینکه افزایش غیرعادی اقلام تعهدی ممکن است نشانه‌ای از وجود تقلب باشد، هماهنگی دارد. هرچند نتایج پژوهش جونز و همکاران (۲۰۰۸) نشان‌دهندهٔ وجود ارتباط بین مدیریت سود و صورت‌های مالی متقلبانه است، نتایج نشان می‌دهد الگوهای دچو و دیچو (۲۰۰۲) و مک‌نیکولز (۲۰۰۲) قدرت پیش‌بینی‌کنندگی بیشتری برای تقلب دارند که شاید به‌دلیل تفاوت در نوع جامعهٔ آماری باشد.

یافته‌های این پژوهش برای استفاده‌کنندگان از صورت‌های مالی و پژوهشگرانی کاربرد دارد که در زمینهٔ مدیریت سود و تقلب پژوهش انجام می‌دهند؛ به عبارت دیگر، سازمان بورس اوراق بهادار تهران می‌تواند با تولید نرم‌افزاری کاربردی، شرکت‌های دارای مدیریت سود را شناسایی و با بررسی آنها از وقوع تقلب جلوگیری کند و از این طریق اعتماد سهامداران را افزایش دهد. به‌علاوه سهامداران و اعتباردهندگان - به‌منزلهٔ اشخاصی که از تقلب ضرر و زیان جبران‌ناپذیری بر آنها وارد می‌شود - از این طریق قادرند ضرر و زیان خود را کاهش دهند. حسابرسان و سایر ناظران بر بازار سرمایه نیز قادرند بدین وسیله قدرت کشف تقلب خود را افزایش دهند؛ البته باید در نظر داشت که به‌دلیل ماهیت شرکت‌های واسطه‌گری، این شرکت‌ها از نمونهٔ انتخابی حذف شده‌اند که سبب می‌شود امکان تعمیم یافته‌های پژوهش به همهٔ شرکت‌ها وجود نداشته باشد و بررسی موضوع در اینگونه شرکت‌ها باید به‌صورت جداگانه بررسی شود. دسترسی‌نداشتن به اطلاعات شرکت‌های غیربورسی از محدودیت‌های دیگر این پژوهش است که سبب می‌شود امکان تعمیم نتایج پژوهش به همهٔ شرکت‌ها وجود نداشته نباشد. متأسفانه از بزرگ‌ترین محدودیت‌های پژوهش دسترسی‌نداشتن به همهٔ شرکت‌های متقلب به‌دلیل انتشارنیافتن به‌وسیلهٔ بورس اوراق بهادار و جامعهٔ حسابداران رسمی یا دسترسی‌نداشتن به اطلاعات آنها در سال‌هایی است که تقلب آنها محرز شده است. از محدودیت‌های دیگر این پژوهش وجودنداشتن معیاری برای اندازه‌گیری میزان اهمیت تقلب انجام‌شده است. در پژوهش‌های بعدی می‌توان نتایج را ازطریق اضافه‌کردن ویژگی‌های حاکمیت شرکتی بهبود بخشید. در نظر گرفتن سایر روش‌های انجام تقلب مانند ارائهٔ کمتر یا بیشتر از واقع سود یا تفکیک مدیریت سود واقعی از مدیریت سود تعهدی نیز ممکن است سبب بهبود نتایج در پژوهش‌های بعدی شود. در ضمن بررسی اقلام صورت‌های مالیِ دستکاری‌شده به‌وسیلهٔ مدیریت و میزان فراوانی نحوهٔ انجام تقلب نیز ممکن است به پیش‌بینی و کشف تقلب کمک شایانی کند. به‌علاوه باید تغییرات اقلام تعهدی در شرکت‌های متقلب قبل از انجام تقلب و بعد از کشف تقلب بررسی شود.

منابع فارسی

اعتمادی، ح.، و زلقی، ح. (۱۳۹۲). کاربرد رگرسیون لجستیک در شناسایی گزارشگری مالی متقلبانه. *مجلهٔ دانش حسابرسی*، ۱۳، ۱۶۳-۱۴۵.

جهانپور، ک.، و صادقی، ح. (۱۳۹۴). انواع شبکه‌های عصبی، ساختار و مزایای آنها. دومین کنفرانس بین‌المللی آینده‌پژوهی، مدیریت و توسعهٔ اقتصادی. دانشگاه تربت حیدریه.

خلیفه‌سلطانی، الف.، حسینی، ع.، و مددی‌ورزقانی، ب. (۱۳۹۲). بررسی رابطهٔ بین مدیریت سود و تقلب در صورت‌های مالی (پایان‌نامهٔ کارشناسی‌ارشد). دانشگاه الزهرا. تهران.

خلیلی، ش.، و پاشازاده، س. (۱۳۹۳). طبقه‌بندی داده‌های حساب‌های جاری بانک با استفاده ازدرخت تصمیم. دومین کنفرانس دانش‌پژوهان کامپیوتر و فناوری اطلاعات. دانشگاه تبریز.

خواجوی، ش.، و ابراهیمی، م. (۱۳۹۷). بررسی تأثیر سازوکارهای حاکمیت شرکتی در تقلب در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در

بورس اوراق بهادار تهران. *مجلهٔ مدیریت دارایی و تأمین مالی*، ۶ (۲)، ۸۴-۷۱.

ذاکری، ح. (۱۳۸۹). چارچوب نظری دستکاری در حساب‌ها. *دانش و پژوهش حسابداری*، ۲۱، ۴۴-۳۶.

راعی، ر.، و بستان‌آرا، م. (۱۳۹۵). مقایسهٔ کارآیی مدل‌های رگرسیون با رویکرد تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بازده غیرعادی. *مجلهٔ مدیریت دارایی و تأمین مالی*، ۴ (۱)، ۱۸-۱.

رحمانی، ع.، و اسماعیلی، غ. (۱۳۸۹). کارآیی شبکه‌های عصبی رگرسیون لجستیک و تحلیل تمایزی در پیش‌بینی نکول. *مجلهٔ اقتصاد مقداری*، ۷ (۴)، ۱۷۲-۱۵۱.

زادمهر، الف.، موسوی، ن.، و جنانی، م (۱۳۹۷). بررسی تأثیر انگیزهٔ تقلب بر مدیریت سود شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. هفتمین کنفرانس ملی کاربردهای حسابداری و مدیریت. تهران.

زجاجی، ز (۱۳۸۷). تشخیص نفود در شبکه‌های کامپیوتری با استفاده از یادگیری حساس به هزینه (پایان‌نامهٔ کارشناسی). دانشگاه اصفهان.

صفرزاده، م. (۱۳۸۹). توانایی نسبت‌های مالی در کشف تقلب در گزارشگری مالی: تحلیل لاجیت. *مجلهٔ دانش حسابداری*، ۱، ۱۶۳-۱۳۷.

عالم‌تبریز، الف.، زندیه، م.، و محمدرحیمی، ع. (۱۳۸۷). *الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی ترکیبی: شبکهٔ عصبی، آنیل شبیه‌سازی‌شده*. تهران: صفار-اشراقی.

فرقاندوست‌حقیقی، ک.، هاشمی، ع.، و فروغی‌دهکردی، الف. (۱۳۹۳). مطالعهٔ رابطهٔ مدیریت سود و امکان تقلب در صورت‌های مالی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران. *مجلهٔ دانش حسابرسی*، ۱۴ (۵۶)، ۶۸-۴۷.

قادرزاده، ک.، کردستانی، غ.، و حقیقت، ح. (۱۳۹۶). شناسایی و رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر سطح افشای مسئولیت اجتماعی شرکت‌ها با رویکرد داده‌کاوی، *مجلهٔ پژوهش‌های کاربردی در گزارشگری مالی*، ۱۱، ۴۶-۷.

قیداری، ع. (۱۳۹۸). تأثیر مدیریت سود بر تقلب مالی و بحران مالی. سومین کنفرانس ملی پژوهش‌های نوین حسابداری و مدیریت در هزارهٔ سوم. تهران.

کردستانی، غ.، و مدافعی، پ. (۱۳۹۱). بررسی توانایی مدل مبتنی بر درآمد اختیاری در مقایسه با مدل مبتنی بر اقلام تعهدی برای ارزیابی مدیریت سود. همایش ملی حسابداری و حسابرسی. دانشگاه سیستان و بلوچستان، ۹۳۰- ۹۱۶.

کمیتهٔ تدوین استانداردهای حسابرسی. (۱۳۹۶). استانداردهای حسابرسی. استاندارد حسابرسی ۲۴۰. سازمان حسابرسی.

مشایخی، ب.، و حسین‌پور، الف. (۱۳۹۵). بررسی رابطهٔ بین مدیریت سود واقعی و مدیریت سود تعهدی در شرکت‌های مشکوک به تقلب بورس اوراق بهادار تهران. *فصلنامهٔ علمی ـ پژوهشی مطالعات تجربی حسابداری مالی*، ۴۹، ۵۲-۲۹.

References

Alamtabriz, A., Zandiye, M., & Mohammadrahimi, A. R. (2011). Meta-Heuristic Algorithms in Combinatorial Optimization, Neural Networks, Simulated

using data mining. Journal Management System, 6 (2), 7-46. (In Persian).

[30]Gheidari, A. (2019). The impact of earnings management on financial fraud and financial crisis. Third national conference on accounting and management research in the third millennium.Tehran. (In Persian).

Hasnan, S., Abdul Rahman, R., & Mahenthiran, S. (2013). Management motive, weak governance, earnings management and fraudulent financial reporting malaysian evidence. Journal of International Accounting Reserch, 12, 1-27. Doi: 10.2308/jiar-50353

Healy, P. (1985). The effect of bonus schemes on accounting decisions. Journal of Accounting and Economics, 7, 85–107.

Howe, M. A. (1999). Management fraud and earnings management: Fraud versus GAAP as a means to increase reported income (Ph.D. Dissertation). University of Connecticut.

Ines, A. (2017). The value relevance of accounting fraud and discretionary accruals. International Research Journal of Finance and Economics, 163, 73-89.

Jahanpur, K., & Sadeghi, H. (2016). Types of neural networks, their structure and their benefits. 2nd International conference on futures study, management and economical development. University of Torbat Heydarieh. (In Persian).

Jayanthi, S. K., & Sasikala, S. (2013). REPtree classifier for indentifying spam in web search earnings. IJSC, 3 (2), 498–505. Doi: 10.21917/ijsc.2013.0075.

Jones, J. (1991). Earnings management during import relief investigations. Journal of Accounting Research, 29, 193-228. Doi: 10.2307/2491047.

Jones, K. L., Krishnan, G. V., & Melendrez, K. D. (2008). Do models of discretionary accruals detect actual cases of fraudulent and restated earnings? An empirical analysis. Contemporary Accounting Research, 25 (2), 499-531. Doi: 10.1506/car.25.2.8.

Khajavi, S., & Ebrahimi, M. (2018). Investigating the impact of corporate governance mechanisms on financial Annealing, Genetic Algorithms, Eta. Tehran: Safar - Eshraghi press. (In Persian).

Asare, K. (2019). How informative are fraud and non-fraud firms' earnings? Journal of Forensic and Investigative Accounting, 11, 309-331.

Audit Standards Committee. (2017). Audit standards, audit standard 240. Audit org. (In Persian).

Beneish, M. D. (1997). Detecting GAAP violation: Implications for assessing earnings management among firms with extreme financial performance. Journal of Accounting and Public Policy, 16 (3), 271-309. Doi: 10.1016/S0278-4254(97)00023-9.

Beneish, M. D. (1999). The detection of earnings manipulation. Financial Analysts Journal, 55 (5), 24-36. Doi: 10.2469/faj.v55.n5.2296.

Dechow, P., & Dichev, I. (2002). The quality of a accruals and earnings: The role of accrual estimation errors. The Accounting Review, 77 (1), 35-59. Doi: 10.2308/accr.2002.77.s-1.35.

Dechow, P., Larson, C., & Sloan, R. (2011). Predicting material accounting misstatements. Contempory Accounting Research, 28 (1), 17-82. Doi: 10.1111/j.1911-3846.2010.01041.x

Dechow, P., Sloan, R., & Sweeney, A. (1995). Detecting earnings management. The Accounting Review, 70 (2), 193-225. Doi: stable/248303.

Etemadi, H., & Zalaghi, H. (2013). Logistic regression in detecting of fraudmental financial statements with using financial ratios. Journal of Audit Science, 13 (51), 5-23. (In Persian).

Forghandost Haghighi, K., Hashemi, S. A., & Foroghi Dehkordi, A. (2014). Study of the relationship between earnings management and fraudulent financial statements of companies listed in Tehran Stock Exchange. Audit Science, 56, 47-68. (In Persian).

Ghaderzadeh, S. K., Kordestani, G., & Haghighat, H. (2017). Identifying and ranking factors influencing levels of corporate social responsibility disclosure

Emprical Studies in Financial Accounting Quarterly, 13 (49), 29-52. (In Persian).

Mcnichols, M. F. (2002). Discussion of the quality of accruals and earnings: The role of accrual estimation errors. The Accounting Review, 77, 61-69. Doi: 10.2308/accr.2002.77.s-1.61.

Nasir, A., Jahangir, A., Rushdi, M., Razzaque, R. M. R., & Ahmed, K. (2018). Real earnings management and financial statement fraud: Evidence from Malaysia. International Journal of Accounting and Information Management, 26 (2), 508-526.

Perols, J. L., & Lougee, B. A. (2011). The relation between earnings management and financial statement fraud. Advances in Accounting, 27 (1), 39-53. Doi: 10.1016/j.adiac.2010.10.004.

Powell, L., Jubb, C., Lange, P., & Smith, K. L. (2005). The distinction between aggressive accounting and financial reporting fraud: Perception of auditors. Afaanz Conference, July 3–5, Auckland, New Zealand.

Quinlan, J. (1987). Simplifying decision trees. International Journal of Man Machine Studies, 27 (3), 221–234. Doi: 1721.1/6453.

Raei, R., & Bostanara, M. (2016). Artificial neural networks versus old regression models using principal components analysis in forecasting unexpected returns. Asset Management & Financing, 4 (1), 1-18. (In Persian).

Rahmani, A., & Esmaili, Gh. (2011). The efficiency of neural networks, logistic regression & discriminant analysis in defaults prediction. Quantitative Economics, 7 (4), 151-172. (In Persian).

Ramírez-Orellana, A., María, J., Martínez-Romero, A., & Teresa Mari˜, N. (2017). Measuring fraud and earnings management by a case of study: Evidence from an international family business. European Journal of Family Business, 7, 41-53. Doi: 10.1016/j.ejfb.2017.10.001.

Ravisankar, P., Ravi, V., Raghava Rao, R., & Bose, I. (2011). Detection of financial statement fraud and feature selection using data mining techniques. Decision Support Systems, 50, 491-500. Doi: 10.1016/j.dss.2010.11.006.

statements fraud of the listed companies in Tehran Stock Exchange. Asset Management & Financing, 6 (2), 71-84. (In Persian).

Khalifeh Soltani, S. A., Hosseini, A., & Madadi Varzeghani, B. (2013). Investigate the relationship between earnings management and fraud in financial statements. (MA Thesis). Tehran, Alzahra University. (In Persian).

Khalili, Sh., & Pashazade, S. (2014). Classification of current bank accounts data using decision tree. Second Computer science conference on computer and information technology. Tabriz University. (In Persian).

Kordestani, G. & Modafei, P. (2012). Investigating the ability of optional income model in comparison with accrual based model for earning management. Conference on Accounting and Auditing. University Sistan and Baluchestan. (In Persian).

Kothari, S., Leone, A., & Charles, W. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. Journal of Accounting and Economics, 39 (1), 163-97. Doi: 10.1016/j.jacceco.2004.11.002.

Landsittel, D. L. (2000). Auditing: Some current challenges. Paper presented at the plenary session of the AAA Auditing Section Mid-Year Conference, Newport Beach, CA.

Larcker, D. F., & Richardson, S. A. (2004). Fees paid to audit firms, accrual choices and corporate governance. Journal of Accounting Research, 42 (3), 625–56. Doi: 10.1111/j.1475-679X.2004.t01-1-00143.x.

Lin, C., Chiu, A., Huang, S., & Yen, D. (2015). Detecting the financial statement fraud: The analysis of the differences between data mining techniques and experts' judgments. Knowledge-Based Systems, 89, 459-470. Doi: 10.1016/j.knosys.2015.08.011.

Mashayekhi, B., & Hosseinpour, A. H. (2016). The relationship between real earnings management and accrual earnings management in companies suspected of fraud listed in Tehran Stock Exchange.

in Tehran Stock Exchange. 7th national conference on accounting and management applications. (In Persian).

Zakeri, H. (2010). Theoretical framework for manipulating accounts. Accounting Research and Science, 21, 36-44. (In Persian).

Zojaji, Z. (2008). Detect penetration in computer networks using cost-conscious learning. Faculty of computer engineering. (Master's Thesis). University of Isfahan. (In Persian).

Safarzadeh, M. H. (2010). The ability of financial ratios in detecting fradulent financial reporting: Logit analysis. Journal of Accounting Knowledge, 1 (1), 137-163. (In Persian).

Witten, I. H., & Frank, E. (2005). Data mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. The United States of America, Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems. America: Morgan.

Zadmehr, E., Mousavi, S. N., & Jenani, M. H. (2018). The effect of fraud motivation on earnings management of companies listed