

CÁC PHƯƠNG PHÁP HỮU HIỆU PHÁT HIỆN GIAN LẬN TRÊN BÁO CÁO TÀI CHÍNH HIỆN NAY

● PHẠM THỊ MỘNG TUYỀN

TÓM TẮT:

Gian lận thông tin trên báo cáo tài chính hiện đang được rất nhiều các bên liên quan quan tâm, đặc biệt là các nhà đầu tư, các kiểm toán viên. Bài viết tổng hợp lại các phương pháp phát hiện gian lận trên báo cáo tài chính hiện nay. Từ đó, tác giả đưa ra so sánh, nhận định về các phương pháp này để giúp các nhà đầu tư, các kiểm toán viên, cũng như các bên liên quan khác có thể lựa chọn ra các phương pháp phát hiện gian lận phù hợp với từng lĩnh vực, ngành nghề của mình.

Từ khóa: gian lận báo cáo tài chính, M-Score, F-Score, Z-Score.

1. Đặt vấn đề

Trong những năm gần đây, thị trường chứng khoán (TTCK) Việt Nam và trên thế giới đã chứng kiến nhiều vụ bê bối liên quan đến gian lận thông tin, đặc biệt là gian lận thông tin trên Báo cáo tài chính (BCTC). Điển hình là vụ việc gian lận tài chính đặc biệt nghiêm trọng của các công ty lớn như Enron, Lucent, WorldCom và Satyam,... Trong số các hành vi gian lận, gian lận thông tin trên BCTC là một vấn đề nan giải và rất khó phát hiện nếu sử dụng các thủ tục kiểm toán truyền thống và đôi khi không thể thực hiện được (Fanning, K. và Cogger, K., 1998).

Nhằm giúp cho các kiểm toán viên, các nhà đầu tư và các bên liên quan khác đưa ra các quyết định đúng đắn và kịp thời khi sử dụng các thông tin trên BCTC, tác giả đã tiến hành tìm hiểu các nghiên cứu trước đây, sau đó đưa ra so sánh, đánh giá và nhận định để tìm ra các phương pháp hữu hiệu giúp phát hiện gian lận thông tin trên BCTC.

2. Khái niệm

Theo Chuẩn mực kiểm toán quốc tế số 240 (IAS 240), gian lận BCTC là các sai phạm trọng yếu và hành vi này được thực hiện một cách cố ý để đánh

lừa người sử dụng thông tin nhằm tạo ra một khoản lợi ích cho đơn vị mình.

Nguyên nhân gian lận BCTC

Theo mô hình tam giác gian lận của Donal R. Cressy - nhà nghiên cứu về tội phạm vào những năm 40 của thế kỷ XX, gian lận thường phát sinh khi con người hội đủ 3 điều kiện là Áp lực/Động cơ, Cơ hội và Thái độ/Cá tính.

- Áp lực/Động cơ: Khi một nhân viên hoặc một người quản lý chịu một áp lực nào đó thì có thể sẽ dẫn đến hành vi gian lận hay nói cách khác là họ có động cơ để gian lận. Áp lực đó có thể là sự khó khăn về mặt tài chính.

- Cơ hội: Khi họ đã chịu áp lực thì nếu có cơ hội để thực hiện hành vi gian lận rất có thể họ sẽ gian lận. Và có 2 yếu tố tạo cơ hội cho họ là nắm bắt thông tin và có kỹ năng thực hiện hành vi gian lận đó.

- Thái độ/Cá tính: Theo Cressy, không phải tất cả mọi người khi chịu áp lực và có cơ hội gian lận thì họ sẽ gian lận mà còn phụ thuộc vào thái độ, cá tính của mỗi người.

VSA 240 cũng đã vận dụng mô hình này để giúp KTV có thể từng bước đánh giá được rủi ro gian lận trong quá trình kiểm toán.

3. Các phương pháp phát hiện gian lận trên Báo cáo tài chính hiện nay

3.1. Các mô hình, chỉ số giúp phát hiện gian lận trên Báo cáo tài chính

Các mô hình và chỉ số giúp phát hiện gian lận BCTC hiện nay. (Bảng 1)

Bảng 1. Thống kê các mô hình/chỉ số phát hiện gian lận trên Báo cáo tài chính

	Mô hình/Chỉ số	Tác giả	Năm
1	Mô hình Luật Benford	Frank Albert Benford	1938
2	Mô hình mạng thần kinh nhân tạo	Mc Culloch và Pitts	1943
3	Chỉ số Z-Score	EdWard I. Altman	1968
4	Mô hình dẫn tích có điều chỉnh	Friedlan	1994
5	Mô hình M-Score Beneish	Messod D. Beneish	1999
6	Mô hình F-Score	Dechow và các cộng sự	2011

Nguồn: Tác giả tự thống kê

3.1.1. Mô hình Luật Benford

Luật Benford hay còn gọi là Luật Chữ số đầu tiên được Frank Albert Benford - nhà khoa học người Mỹ, được công bố vào năm 1938. Luật Benford dựa trên việc quan sát đặc trưng rằng có một số con số thường xuyên xuất hiện trên Báo cáo tài chính hơn các con số khác. Việc phân tích các con số dựa trên định luật Benford sẽ giúp các kiểm toán viên phát hiện gian lận một cách hiệu quả. Nghiên cứu của các nhà khoa học như Nigrini (1996), Durtschi, C. (2004) đã chỉ ra rằng có hơn 30% các số bắt đầu với chữ số 1 và tỷ lệ này giảm dần đối với các chữ số lớn hơn. Tần suất xuất hiện các chữ số này dựa vào công thức như sau:

$$P(D1 = d1) = \log_{10}(1 + 1/d1)$$

Trong đó:

D_1 : vị trí đầu tiên trong số (trị số)

d_1 : chữ số đầu tiên (d_1 có thể nhận một trong các chữ số như 1, 2, 3, ..., 9)

P: xác suất

3.1.2. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo (neural network model)

Mạng thần kinh nhân tạo là một mạng bao gồm nhiều nơ-ron nhân tạo liên kết với nhau dựa trên đặc tính của mạng thần kinh con người, được McCulloch và Pitts giới thiệu đầu tiên vào năm 1943. Mô hình mạng thần kinh nhân tạo này bao gồm 3 phần: Đầu vào sử dụng các biến độc lập trong thống kê - đây là nơi các dây thần kinh kết nối

với nhau; Đầu ra chính là các biến phụ thuộc trong thống kê; Phần ẩn nằm giữa đầu vào và đầu ra, có chức năng truyền tín hiệu từ đầu vào đến đầu ra.

Nghiên cứu của Küçükkocaoglu, Benli và Kucuksozen (2007) đã sử dụng mô hình mạng thần kinh để phát hiện ra gian lận Báo cáo tài chính của 126 công ty phi tài chính đang niêm yết trên sàn giao dịch chứng khoán Istanbul trong giai đoạn 1992-2022. Trong đó, đầu vào tác giả sử dụng các biến của Mô hình M-Score Beneish (1999) và kết hợp với các biến: Phần trăm tỷ suất hàng tồn kho/Doanh thu; Phần trăm tỷ suất chi phí tài chính/Doanh thu. Đầu ra là phân loại các công ty có khả năng gian lận BCTC và không có khả năng gian lận BCTC.

3.1.3. Chỉ số Z-Score

Z-Score là hệ số nguy cơ phá sản. Hệ số này được dùng để dự đoán khả năng phá sản của một công ty trong hai năm sắp tới hoặc để dự đoán khả năng một công ty vỡ nợ. Chỉ số Z này được EdWard I. Altman đưa ra năm 1968 dựa trên nghiên cứu của William Beaver và các cộng sự. Sau đó, hàng loạt các thử nghiệm tiếp theo được thực hiện trong suốt hơn 30 năm. Cho tới năm 1999, 80-90% công ty phá sản được dự báo nhờ vào chỉ số Z trước ngày phá sản 1 năm và các gian lận trên BCTC cũng được phát hiện theo cách này. Năm 2006, Altman và Hotchkiss đã nghiên cứu thay đổi chỉ số Z-Score một lần nữa để tính được nguy cơ phá sản của hầu hết các ngành, các loại hình doanh nghiệp với độ chính xác cao hơn và gian lận BCTC cũng được phát hiện theo cách này tốt hơn. Theo Altman và Hotchkiss (2006), đã có hơn 20 nước trên thế giới sử dụng chỉ số Z này với độ tin cậy cao.

Công thức tính chỉ số Z-Score của Altman và Hotchkiss:

$$\begin{aligned} Z\text{-Score} = & 3,25 + 6,56X_1 \\ & + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4 \end{aligned}$$

Trong đó:

X_1 : Vốn lưu động/Tổng tài sản, X_2 : Lợi nhuận chưa phân phối/Tổng tài sản, X_3 : Lợi nhuận trước lãi vay và thuế/Tổng tài sản, X_4 : Vốn chủ sở hữu/Tổng nợ phải trả.

Ý nghĩa độ lớn của chỉ số Z-Score:

$Z > 5,85$: Doanh nghiệp nằm trong vùng an toàn, chưa có nguy cơ phá sản

$4,35 < Z \leq 5,85$: Doanh nghiệp nằm trong vùng cảnh báo, có thể có nguy cơ phá sản

$Z \leq 4,35$: Doanh nghiệp nằm trong vùng nguy hiểm, nguy cơ phá sản cao.

3.1.4. Mô hình đòn tích có điều chỉnh của Friedlan (1994)

Mô hình đòn tích của Friedlan (1994) được phát triển từ mô hình đòn tích có điều chỉnh của DeAngele (1986). Mô hình này đã khắc phục được nhược điểm của mô hình DeAngele. Mô hình của Friedlan được đưa ra như sau:

Biến kế toán có thể điều chỉnh (DAT) = Biến kế toán đòn tích (TAT)/ Doanh thu t - Biến kế toán đòn tích năm t - 1 (TAT - 1)/ Doanh thu t-1

Chênh lệch giữa Lợi nhuận trên Báo cáo kết quả kinh doanh và dòng tiền trên Báo cáo lưu chuyển tiền tệ tạo ra biến kế toán gọi là biến kế toán đòn tích (TA).

Friedlan cho rằng nếu $DA \neq 0$ thì doanh nghiệp đó có hiện tượng gian lận và phần biến kế toán có thể điều chỉnh (DA) chính là lợi nhuận được điều chỉnh.

3.1.5. Mô hình M-Score Beneish

Mô hình M-Score của Messod D. Beneish (1999) là một mô hình thống kê giúp nhận diện được các công ty có điều chỉnh lợi nhuận và các công ty không điều chỉnh lợi nhuận. Kể từ khi được công bố, mô hình nghiên cứu này rất nổi tiếng, đặc biệt trong trường hợp tập đoàn Enron năm 2001, các sinh viên trường đại học Cornell đã sử dụng mô hình M-Score này để nhận diện được gian lận của Enron trước một năm thời điểm công ty này phá sản mà trong khi các kiểm toán viên không phát hiện được. Đồng thời, mô hình cũng được đưa vào chương trình giảng dạy chính thức.

Mô hình M-Score của Beneish:

$$\begin{aligned} \text{M-Score} = & -4,840 + 0,920\text{DSRI} + 0,528\text{GMI} \\ & + 0,0404\text{AQI} + 0,892\text{SGI} + 0,115\text{DEPI} \\ & - 0,172\text{SGAI} + 4,679\text{TATA} - 0,327\text{LVGI} \end{aligned}$$

Nếu điểm M-Score $> -1,78$, nó cho thấy công ty có khả năng gian lận BCTC và ngược lại.

Trong đó:

M-Score: Khả năng xảy ra gian lận trên BCTC.

Tám biến độc lập trong mô hình M-Score bao gồm: Chỉ số Phải thu khách hàng trên Doanh thu thuần (DSRI), Chỉ số Tỷ suất lợi nhuận gộp biên (GMI), Chỉ số chất lượng tài sản (AQI), Chỉ số tăng trưởng doanh thu (SGI), Chỉ số khấu hao TSCĐ (DEPI), Chỉ số chi phí bán hàng và quản lý doanh

nh nghiệp (SGAI), Chỉ số biến đòn tích kế toán so với tổng tài sản (TATA) và Chỉ số đòn bẩy tài chính (LVGI).

Mô hình M-Score đã được rất nhiều nhà nghiên cứu tiếp theo quan tâm và sử dụng vào bài nghiên cứu của mình, tiêu biểu như nghiên cứu của Burcu Diken và Guray (2010), Dechow và các cộng sự (2011), Muntari Mahama (2015),...

3.1.6. Mô hình F-Score

Dechow và các cộng sự (2011) đã thực hiện một nghiên cứu về gian lận trên 2.190 BCTC trong giai đoạn 1982-2005 và đã xây dựng lên 3 mô hình F-Score giúp phát hiện gian lận BCTC ở 3 mức độ khác nhau. Tất cả 3 mô hình này đều được tác giả phát triển từ mô hình M-Score của Beneish. Cụ thể 3 mô hình như sau:

Mô hình 1: Sử dụng các biến số thu thập từ báo cáo tài chính

$$\begin{aligned} \text{F-Score 1} = & -7,893 + 0,790\text{sst} + 2,158\Delta\text{recv} \\ & + 1,19\Delta\text{inv} + 1,970\text{softassets} \\ & + 0,171\Delta\text{cs} \pm 0,932\Delta\text{roa} + 1,029\text{issue} \end{aligned}$$

Trong đó:

sst: Biến kế toán đòn tích

Δrecv : Sự thay đổi khoản phải thu khách hàng,

Δinv : Thay đổi hàng tồn kho

softassets: Tài sản ngắn hạn

Δcs : Sự thay đổi tiền trong doanh thu

Δroa : Sự thay đổi tỷ suất sinh lợi tài sản

Issue: Biến giả issue bằng 1 nếu năm đó công ty phát hành cổ phiếu bằng 0 nếu không phát hành

Mô hình 2: Sử dụng các biến trong Mô hình 1 đồng thời thêm các biến phi tài chính và ngoài bảng cân đối.

$$\begin{aligned} \text{F-Score 2} = & -8,252 + 0,665\text{sst} + 2,457\Delta\text{recv} \\ & + 1,393\Delta\text{inv} + 2,011\text{softassets} + 0,159\Delta\text{cs} \\ & - 1,029\Delta\text{roa} + 0,983\text{issue} \\ & - 0,150\Delta\text{emp} + 0,419\text{leasedum} \end{aligned}$$

Trong đó:

Δemp : Sự thay đổi số lượng nhân viên

Leasedum: Biến giả leasedum bằng 1 khi có cho thuê hoạt động, bằng 0 khi không cho thuê hoạt động.

Mô hình 3: Bao gồm các biến trong mô hình 2 và bổ sung thêm các biến đo lường thị trường.

$$\begin{aligned} \text{F-Score 3} = & -7,966 + 0,909\text{sst} + 1,731\Delta\text{recv} \\ & + 1,447\Delta\text{inv} + 2,265\text{softassets} + 0,160\Delta\text{cs} \\ & - 1,455\Delta\text{roa} + 0,653\text{issue} - 0,121\Delta\text{emp} \\ & + 0,345\text{leasedum} + 0,082\text{ret}_t + 0,098\text{ret}_{t-1} \end{aligned}$$

Trong đó:

ret_t : Tỷ suất sinh lợi điều chỉnh theo thị trường trong hiện tại

ret_{t-1} : Độ trễ của chính biến $rett$

Dechow và các cộng sự đã kết luận rằng nếu F-Score > 1 thì khả năng cao là các công ty có sai phạm về BCTC và bóp méo thu nhập. Kết quả, F-Score đã dự đoán đúng 65,9% đối với mô hình thứ nhất, mô hình thứ hai là 65,78% và cuối cùng là 63,36%. Mặc dù mô hình F-Score của Dechow và

các cộng sự đánh giá gian lận trên nhiều khía cạnh hơn, toàn diện hơn nhưng xác suất dự đoán của mô hình này vẫn thấp hơn mô hình M-Score của Beneish (1999).

3.2. So sánh các mô hình phát hiện gian lận trên báo cáo tài chính

Sau khi tìm hiểu tổng quan về các mô hình/chỉ số giúp phát hiện gian lận trên BCTC, tác giả đã đưa ra một số so sánh, nhận định như Bảng 2.

Bảng 2. So sánh các mô hình/chỉ số phát hiện gian lận trên báo cáo tài chính

STT	Tên mô hình	Khả năng dự báo	Ưu điểm	Nhược điểm
1	Z-Score của EdWard I. Altman (1968)	90%	Được kiểm nghiệm trong thực tiễn rất nhiều năm với độ tin cậy cao, được nhiều nhà nghiên cứu vận dụng để phát hiện gian lận như Charalambos T. Spathis, (2002), Lalith P. Samarakoon & Tanweer Hasan (2003), Muntari Mahama (2015),... và được chấp nhận rộng rãi bởi các KTV, kế toán quản trị, hệ thống đánh giá cho vay,... Có hơn 20 nước trên thế giới sử dụng chỉ số Z này với độ tin cậy cao.	Không nên chỉ dựa vào chỉ số Z-Score để nhận diện khả năng gian lận trên BCTC. Nên kết hợp chỉ số này với các mô hình hoặc chỉ số phát hiện gian lận khác như mô hình M-Score Beneish hoặc F-Score,... để tăng thêm mức độ dự báo của mô hình nghiên cứu.
2	Mô hình dồn tích có điều chỉnh của Freidlan (1994)		Mô hình này đơn giản, dễ sử dụng. Được nhiều nhà nghiên cứu vận dụng trong việc đánh giá gian lận trên BCTC.	Chỉ sử dụng biến dồn tích để đánh giá khả năng gian lận.
3	Mô hình M-Score của Messod D. Beneish (1999)	76%	Kết hợp cả biến chỉ số tài chính và biến dồn tích nên xác suất phát hiện sai sót trên BCTC sẽ cao hơn các mô hình chỉ sử dụng chỉ số tài chính hoặc biến dồn tích. Đây là một mô hình rất nổi tiếng và đáng tin cậy: đã nhận diện được gian lận của tập đoàn Enron năm 2001 và được đưa vào chương trình giảng dạy chính thức; được rất nhiều các nghiên cứu quan tâm và sử dụng. Khả năng dự báo cao	Chưa đánh giá được gian lận trên nhiều khía cạnh như mô hình F-Score.
4	Mô hình F-Score của Dechow và các cộng sự (2011)	Mô hình 1: 65,9% Mô hình 2: 65,78% Mô hình 3: 63,36%.	Mô hình F-Score của Dechow và các cộng sự được phát triển từ mô hình M-Score của Beneish, mô hình này đánh giá gian lận trên nhiều khía cạnh hơn, toàn diện hơn.	Xác suất dự đoán của mô hình này vẫn thấp hơn mô hình M-Score của Beneish (1999).
5	Mô hình Luật Benford của Frank Albert Benford (1938)		Luật Benford dựa trên việc quan sát đặc trưng rằng có một số con số thường xuyên xuất hiện trên Báo cáo tài chính hơn các con số khác. Việc phân tích các con số dựa trên định luật Benford sẽ giúp các kiểm toán viên phát hiện gian lận một cách hiệu quả.	Chưa được nhiều nhà nghiên cứu áp dụng để đánh giá khả năng gian lận trên BCTC. Nên kết hợp mô hình này với các chỉ số mô hình/chỉ số phát hiện gian lận khác để tăng thêm nữa khả năng dự báo của mô hình.

STT	Tên mô hình	Khả năng dự báo	Ưu điểm	Nhược điểm
6	Mô hình mạng thần kinh nhân tạo (neutral networkmodel)		Đây là một mô hình phát hiện gian lận mới, được tạo ra dựa trên đặc tính của mạng thần kinh con người, độ chính xác khá cao.	Mô hình khá phức tạp, đòi hỏi người sử dụng phải có khả năng am hiểu tốt về toán học. Vì vậy chưa được nhiều nhà nghiên cứu áp dụng để đánh giá khả năng gian lận trên BCTC.

Nguồn: Tác giả tự so sánh

4. Kết luận

Qua tìm hiểu tổng quan về các phương pháp phát hiện gian lận trên BCTC, tác giả nhận thấy rằng có nhiều mô hình để phát hiện gian lận. Tuy nhiên, nhìn chung các nghiên cứu chủ yếu dựa trên mô hình M-Score của Beneish (1999), mô hình dồn tích có điều chỉnh của Freidlan (1994) và chỉ số Z-Score để xây dựng mô hình mới, đặc trưng cho từng đối tượng nghiên cứu, cụ thể trong từng lĩnh vực. Vì

vậy, có thể thấy rằng 3 phương pháp phát hiện gian lận trên BCTC này là nền tảng cho sự ra đời của các mô hình phát hiện gian lận trên BCTC sau này.

Bên cạnh đó, mô hình mạng thần kinh nhân tạo là một mô hình được tạo ra dựa trên đặc tính của mạng thần kinh con người, độ chính xác khá cao. Vì vậy, tác giả khuyến nghị rằng các đề tài nghiên cứu trong tương lai xem xét áp dụng mô hình này để nghiên cứu cho từng lĩnh vực, ngành nghề cụ thể ■

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

1. Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 9, 589-609.
2. Altman, E. I., & Hotchkiss, E., (2006). *Corporate financial distress and bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*, Hoboken, N.J, Wiley.
3. Beneish, M. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55, 13.
4. Bộ Tài chính (2012). *Chuẩn mực kiểm toán Việt Nam số 240: Trách nhiệm của KTV liên quan đến gian lận trong quá trình kiểm toán báo cáo tài chính*. Thông tư số 214/2012/TT-BTC ngày 06/12/2012.
5. Burcu Dikmen, Guray Kucukkocaoglu (2010). The Detection of Earnings Manipulation: The Three Phase Cutting Plane Algorithm using Mathematical Programming. *Journal of Forecasting*, 29(5), 442-446.
6. Cressey, D. R. (1953). *Other's People's Money. A Study in a Social Psychology of Embezzlement*. US: Free Press.
7. DeAngelo, E.L. (1986). Accounting Numbers as market Valuation Substitutes: A Study of Management Buyouts of Public Stockholders. *Accounting Review*, 61(1), 400-422.
8. Dechow, P. M., Ge, W., Larson, C. R. & Sloan, R. G. (2011). Predicting Material Accounting Misstatements. *Contemporary Accounting Research*, 28(1), 17-82.
9. Durtschi, C., Hillison, W., Pacini, C. (2004). The Effective Use of Benford's Law to Assist in Detecting Fraud in Accounting Data. *Journal of Forensic Accounting* 1524-5586/Vol. V (2004), 17-34.
10. Fanning M.K. and Cogger, K.O. (1998). Neural detection of management fraud using published financial data. *International Journal of Intelligent System in Accounting, Finance and Management*, 7(1), 21-41.
11. Frank A. Benford (1938). The law of anomalous numbers, *Proceedings of the American Philosophical Society* 78(4), 551-572.
12. Friedlan, J.M. (1994). Accounting choices of issuers of initial public offerings. *Contemporary Accounting Research*, 11(1), 1-31.

13. Hải, T. V. (2017). Nhận diện gian lận báo cáo tài chính của các công ty niêm yết trên thị trường chứng khoán Việt Nam - Bằng chứng thực nghiệm tại sàn giao dịch chứng khoán HOSE. Truy cập tại: <https://digital.lib.ueh.edu.vn/handle/UEH/54747>.
14. International Standard on Auditing (240) (ISA 240) (2015). The Auditors Responsibilities Relating to Fraud in an Audit of Financial Statement. IFAC.
15. Küçükkoçaoğlu, G., Benli, Y. K., Küçüksoğlen, C. (2007). Finansal Bilgi Manipülasyonunun Tespitinde Yapay Sinir Ağ Modelinin Kullanımı, İMKB Dergisi, Yıl:9, Sayı:36, İstanbul, ss.1-30
16. Lê, D. M. (2017). Nhận diện gian lận báo cáo tài chính các công ty xây dựng niêm yết trên thị trường chứng khoán Việt Nam. Truy cập tại: <http://192.168.0.108/jspui/handle/123456789/257>.
17. Mahama, M. (2015). Detecting corporate fraud and financial distress using the Altman and Beneish models: The case of enron corp. International Journal of Economics, Commerce and Management, 3(1), 1-8.
18. Nigrini, M. J. (1996). A taxpayer compliance application of Benfords Law. Journal of the American Taxation Association, 18(1).
19. Tuyền, T. P. T. M (2019). Kết hợp mô hình M-Score Beneish và chỉ số Z-Score để nhận diện khả năng gian lận báo cáo tài chính. Truy cập tại: <https://digital.lib.ueh.edu.vn/handle/UEH/>.
20. Trần, T. B. T. B., & Nguyễn, V. H. V. H. (2016). Nghiên cứu phương pháp kiểm tra sai sót của dữ liệu kế toán hỗ trợ kiểm toán báo cáo tài chính. Tạp chí Khoa học Đại học quốc gia Hà Nội: Kinh tế và Kinh doanh, 32(3).
21. Warren S. McCulloch, Walter Pitts (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5(4), 115 - 133.

Ngày nhận bài: 6/6/2023

Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 15/6/2023

Ngày chấp nhận đăng bài: 17/7/2023

Thông tin tác giả:

ThS. PHẠM THỊ MỘNG TUYỀN

Khoa Kế toán - Kiểm toán, Trường Đại học Văn Lang

Email: tuyen.ptm@vlu.edu.vn

EFFECTIVE METHODS TO DETECT FINANCIAL STATEMENT FRAUDS

● MA. PHAM THI MONG TUYEN

Faculty of Accounting and Auditing
Van Lang University

ABSTRACT:

Many stakeholders, especially investors and auditors, pay special attention to financial statement frauds. This paper presents an overview of the financial statement fraud detection methods. This paper compares and analyzes these methods to help investors, auditors, and other stakeholders choose appropriate fraud detection methods.

Keywords: financial statement fraud, M-Score, F-Score, Z-Score.