

Deteksi Kecurangan Laporan Keuangan Melalui Model Beneish M-Score dan Behavioral Analytics: Studi Literatur Sistematis

Aditya Kurniawan¹⁾, Ecliza Novianti²⁾, Kenny Taurian Fadjar³⁾, Tikkos Sitanggang⁴⁾
^{1,2,3,4}Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi YAI, Jakarta, Indonesia
e-mail: ¹kurniawanaditya21@gmail.com, ²eclizanovianti@gmail.com, ³kennytaurian@gmail.com,
⁴tikkos.cpa@gmail.com

Article Information

Submit: 30-12-2025

Revised: 16-05-2026

Accepted: 16-05-2026

Abstrak

Penelitian ini bertujuan mengkaji perkembangan studi deteksi kecurangan laporan keuangan periode 2020–2025, mengevaluasi efektivitas Fraud Triangle dan pengembangannya, menganalisis Beneish M-Score (akurasi dan keterbatasan), mengeksplorasi peran behavioral analytics dan machine learning, serta mengidentifikasi implikasi POJK No. 12 Tahun 2024 bagi strategi anti-fraud lembaga jasa keuangan di Indonesia. Metode yang digunakan adalah Systematic Literature Review (SLR) dengan pendekatan kualitatif deskriptif dan protokol PRISMA. Hasil sintesis menunjukkan adanya pergeseran dari pendekatan konseptual menuju integrasi teori fraud, model rasio (khususnya Beneish M-Score), serta pendekatan data-driven. Fraud triangle tetap dominan namun banyak diperluas menjadi diamond/pentagon/hexagon. Beneish M-Score efektif sebagai early warning tetapi sensitif terhadap konteks industri dan berisiko menghasilkan false positive/false negative sehingga lebih tepat dalam kerangka multi-metode. Behavioral analytics dan machine learning menunjukkan potensi deteksi yang lebih prediktif melalui penggabungan data keuangan dan non-keuangan. POJK 12/2024 menyediakan kerangka implementasi yang memperkuat pilar pencegahan, deteksi, investigasi, serta pemantauan dan evaluasi anti-fraud.

Kata Kunci: Behavioral analytics, Beneish M-Score, Fraud Triangle, Laporan keuangan

Abstract

This study aims to systematically review financial statement fraud detection research from 2020–2025 by (1) identifying major research trends, (2) evaluating the effectiveness of Fraud Triangle Theory and its extensions, (3) assessing the Beneish M-Score model in terms of accuracy and limitations, (4) exploring the role of behavioral analytics and machine learning, and (5) examining the implications of OJK Regulation (POJK) No. 12/2024 for anti-fraud strategies in Indonesian financial institutions. The study employs a Systematic Literature Review (SLR) with a descriptive qualitative approach following the PRISMA protocol. The synthesis indicates a clear shift from purely conceptual explanations toward integrated approaches combining fraud theories, ratio-based models (notably the Beneish M-Score), and data-driven analytics. While the fraud triangle remains foundational, many studies extend it into fraud diamond/pentagon/hexagon to better capture modern fraud complexity. The Beneish M-Score is widely used as an early-warning tool but is context-sensitive and may produce false positives/negatives, supporting its use within a multi-method framework. Behavioral analytics and machine learning demonstrate strong potential for more predictive detection by integrating financial and non-financial signals. POJK 12/2024 provides an implementation framework that strengthens prevention, detection, investigation, and continuous monitoring and evaluation of anti-fraud programs.

Kata Kunci: Behavioral analytics, Beneish M-Score, Financial statement, Fraud Triangle,

PENDAHULUAN

Kecurangan laporan keuangan (*financial statement fraud*) merupakan salah satu bentuk fraud yang paling merugikan dalam praktik bisnis dan pasar modal karena dapat merusak transparansi informasi, memicu penurunan kepercayaan investor, serta mengganggu stabilitas ekonomi (ACFE, 2022; dilaporkan dalam berbagai penelitian empiris). Kecurangan tersebut melibatkan penyajian informasi keuangan yang disengaja tidak sesuai dengan prinsip akuntansi yang berlaku untuk memberikan gambaran yang salah kepada pengguna laporan keuangan.

Kecurangan laporan keuangan telah menjadi isu global yang mengakibatkan kerugian finansial substansial bagi investor, kreditor, dan pemangku kepentingan lainnya. *Association of*

Certified Fraud Examiners (ACFE) melaporkan organisasi kehilangan rata-rata 5% dari total pendapatan tahunan mereka akibat *fraud*. Di Indonesia, berbagai kasus kecurangan laporan keuangan telah terungkap, menunjukkan bahwa *fraud* dapat terjadi di berbagai sektor industri. Kompleksitas operasional perusahaan modern dan digitalisasi *financial reporting* menciptakan tantangan baru dalam deteksi *fraud*, sementara metode *fraud* juga berkembang menjadi lebih canggih memanfaatkan teknologi digital.

Deteksi dini terhadap kecurangan laporan keuangan merupakan tantangan yang kompleks karena manipulasi sering tersembunyi dalam struktur laporan yang tampak normal melalui teknik akuntansi yang sah sehingga auditor tradisional sulit mengidentifikasinya hanya berdasarkan pengujian terbatas (Rezaee, 2002; dalam Gkegkas, 2025). Pendekatan konvensional seperti audit manual dan pemeriksaan rasio saja sering kurang tanggap dalam mengidentifikasi pola abnormal yang tersembunyi dalam data laporan keuangan.

Pemerintah Indonesia mengakui urgensi ini dengan menerbitkan Peraturan Otoritas Jasa Keuangan (POJK) Nomor 12 Tahun 2024 tentang Penerapan Strategi Anti-Fraud bagi Lembaga Jasa Keuangan. Peraturan ini mewajibkan lembaga jasa keuangan untuk menyusun dan menerapkan strategi antifraud komprehensif yang mencakup empat pilar utama: pencegahan, deteksi, investigasi dan pelaporan, serta pemantauan dan evaluasi berkelanjutan. Kehadiran regulasi ini menunjukkan komitmen pemerintah untuk memperkuat sistem pengendalian internal dan mencegah aktivitas *fraud*.

Penelitian ini menggunakan *Fraud Triangle Theory* sebagai *grand theory* yang dikembangkan oleh Donald Cressey berdasarkan penelitian terhadap narapidana yang melakukan pelanggaran kepercayaan finansial. Teori ini mengemukakan bahwa *fraud* terjadi ketika tiga elemen fundamental bersatu: *Pressure* (tekanan/motivasi), *Opportunity* (peluang), dan *Rationalization* (rasionalisasi). Pengembangan lebih lanjut menciptakan model *Fraud Diamond* dengan menambahkan *Capability*, *Fraud Pentagon* dengan menambahkan *Arrogance*, dan *Fraud Hexagon* dengan menambahkan *Collusion*.

Model Beneish M-Score, yang dibangun oleh Messod D. Beneish pada akhir 1990-an, adalah salah satu alat forensik keuangan yang dirancang untuk mengidentifikasi kemungkinan manipulasi laba dan anomali dalam laporan keuangan berdasarkan delapan rasio keuangan (Beneish, 1999; dipopulerkan dalam literatur deteksi fraud). M-Score menggunakan data historis laporan dan memberikan skor yang jika melewati batas tertentu (misalnya $> -2,22$) dapat mengindikasikan adanya manipulasi (Aghghaleh et al., 2016 dalam Raharja, 2021)

Model Beneish M-Score yang dikembangkan pada 1999 telah menjadi salah satu *tool* populer dalam *fraud detection*. Model ini menggunakan 8 *financial ratios* untuk mengidentifikasi manipulasi *earnings*, dengan akurasi deteksi berkisar 71-95%. Perkembangan teknologi *big data* dan *machine learning* membuka dimensi baru dalam *fraud detection*, dengan *behavioral analytics* mencapai akurasi 93-97% dalam deteksi *fraud real-time*.

Meskipun Beneish M-Score telah digunakan secara luas untuk mendeteksi indikasi fraud, penelitian empiris menunjukkan bahwa model ini tidak selalu sempurna dan kadang tidak mendeteksi semua bentuk manipulasi atau menghasilkan false signal tergantung konteks industri dan periode ekonomi tertentu. Selain itu, fokus tradisional pada rasio keuangan tidak secara langsung mengakomodasi faktor-faktor perilaku pelaku fraud yang kini semakin penting dalam era digital dan big data.

Sejalan dengan perkembangan teknologi, penelitian di bidang deteksi fraud kini menekankan pentingnya *behavioral analytics*, yaitu penggunaan teknik analitik untuk menganalisis pola perilaku entitas (baik perilaku pengguna, pemangku kepentingan, maupun pengelola) yang menyimpang dari pola normal sebelum fraud terjadi (Wilbur, Noah & Elly, 2025). *Behavioral analytics* memanfaatkan machine learning, statistik multivariat, dan konsep perilaku manusia untuk mengidentifikasi anomali data yang mungkin tidak tertangkap oleh teknik analisis rasio saja.

Kecurangan laporan keuangan (*financial statement fraud*) masih menjadi fenomena yang signifikan dalam praktik pelaporan keuangan modern dan terus menjadi perhatian akademisi maupun praktisi audit. Menurut Rezaee (2002), kecurangan laporan keuangan umumnya dilakukan melalui manipulasi akrual, estimasi akuntansi, dan pengakuan pendapatan yang disengaja, sehingga sulit terdeteksi melalui prosedur audit konvensional.

Dalam upaya mendeteksi indikasi manipulasi laporan keuangan, Beneish (1999) mengembangkan model Beneish M-Score yang menggunakan kombinasi delapan rasio keuangan untuk mengidentifikasi kemungkinan manipulasi laba. Model ini kemudian banyak digunakan dalam penelitian empiris di berbagai negara dan sektor industri. Penelitian yang dilakukan oleh Aghghaleh, Mohamed, dan Rahmat (2016) menemukan bahwa Beneish M-Score efektif dalam mengidentifikasi perusahaan yang terindikasi melakukan manipulasi laporan keuangan, khususnya pada sektor manufaktur dan jasa. Temuan serupa juga diungkapkan oleh Raharja dan Pamungkas (2021) yang menyatakan bahwa nilai M-Score di atas ambang batas tertentu berkorelasi dengan tingginya risiko kecurangan laporan keuangan pada perusahaan publik di Indonesia. Namun demikian, sejumlah penelitian juga mengungkapkan keterbatasan model Beneish M-Score. Triani (2019) menyimpulkan bahwa Beneish M-Score lebih tepat digunakan sebagai *early warning system* dibandingkan sebagai alat konfirmasi tunggal atas terjadinya fraud. Selain itu, Setiawan et al. (2024) menemukan bahwa efektivitas Beneish M-Score sangat dipengaruhi oleh karakteristik industri dan kondisi ekonomi, sehingga berpotensi menghasilkan *false positive* maupun *false negative* apabila digunakan tanpa pendekatan pendukung lainnya.

Seiring dengan perkembangan teknologi dan ketersediaan data dalam jumlah besar, pendekatan deteksi fraud mulai bergeser ke arah pemanfaatan *behavioral analytics*. Penelitian yang dilakukan oleh Wilbur, Noah, dan Elly (2025) menegaskan bahwa pola perilaku manajemen, seperti tekanan kinerja yang berlebihan, pengambilan keputusan agresif, serta inkonsistensi perilaku organisasi, sering kali muncul sebelum terjadinya manipulasi laporan keuangan secara kuantitatif. Menurut penelitian tersebut, *behavioral analytics* mampu mengidentifikasi sinyal awal fraud yang tidak selalu tercermin dalam rasio keuangan. Penelitian lain oleh Gkegkas (2025) juga menunjukkan bahwa pendekatan berbasis perilaku memiliki keunggulan dalam mendeteksi risiko fraud secara proaktif karena tidak hanya bergantung pada data historis laporan keuangan, tetapi juga mempertimbangkan dinamika perilaku pelaku fraud. Meskipun demikian, penerapan *behavioral analytics* dalam konteks kecurangan laporan keuangan masih terbatas dan belum terintegrasi secara sistematis dengan model kuantitatif tradisional seperti Beneish M-Score.

Integrasi pendekatan *behavioral analytics* dengan model Beneish M-Score berpotensi meningkatkan akurasi deteksi fraud—dengan menerjemahkan sinyal perilaku abnormal sebagai indikator tambahan peringatan dini selain anomali rasio keuangan. Namun demikian, kajian mengenai kolaborasi kedua pendekatan ini belum banyak terintegrasi secara sistematis dalam literatur, terutama dalam konteks *literature review* yang komprehensif dan holistik. Dengan demikian, terdapat kesenjangan penelitian (*research gap*) berupa belum adanya studi literatur sistematis yang secara komprehensif mengkaji integrasi *behavioral analytics* dan model Beneish M-Score dalam deteksi kecurangan laporan keuangan. Kesenjangan ini menunjukkan perlunya penelitian yang menyatukan kedua pendekatan tersebut guna memberikan pemahaman yang lebih holistik serta kontribusi teoritis dan praktis bagi pengembangan audit dan akuntansi forensik di era digital.

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) Mengidentifikasi dan menganalisis tren penelitian terdahulu tentang deteksi fraud periode 2020-2025; (2) Mengevaluasi efektivitas teori *fraud triangle* dan pengembangannya; (3) Menganalisis model Beneish M-Score dengan evaluasi tingkat akurasi dan limitasinya; (4) Mengeksplorasi peran *behavioral analytics* dan *machine learning* dalam deteksi fraud; (5) Mengidentifikasi implikasi implementasi POJK No. 12 Tahun 2024 untuk strategi anti fraud lembaga jasa keuangan Indonesia.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode Systematic Literature Review (SLR) dengan pendekatan kualitatif deskriptif. SLR merupakan metode penelitian yang dirancang untuk mengidentifikasi, mengevaluasi secara kritis, dan mengintegrasikan temuan-temuan penelitian yang relevan secara sistematis dan transparan guna menjawab pertanyaan penelitian tertentu (Tranfield, Denyer, & Smart, 2003). Metode ini banyak digunakan dalam penelitian akuntansi, audit, dan manajemen karena kemampuannya dalam menyusun sintesis pengetahuan berbasis bukti (*evidence-based research*).

Menurut Kitchenham dan Charters (2007), SLR bertujuan untuk meminimalkan bias peneliti melalui prosedur pencarian literatur yang terstruktur, kriteria seleksi yang jelas, serta dokumentasi proses penelaahan secara sistematis. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk memperoleh gambaran menyeluruh atas perkembangan penelitian, mengidentifikasi pola temuan, serta menemukan kesenjangan penelitian (*research gaps*) yang belum banyak dieksplorasi.

Penelitian ini mengadopsi protokol PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) sebagai standar internasional dalam pelaporan systematic review. Protokol PRISMA dikembangkan untuk meningkatkan kualitas, transparansi, dan konsistensi pelaporan studi literature review sistematis (Moher et al., 2009). PRISMA memberikan panduan yang jelas terkait tahapan identifikasi, penyaringan (*screening*), kelayakan (*eligibility*), dan inklusi studi yang direviu.

Menurut Moher et al. (2009), penggunaan PRISMA memungkinkan pembaca untuk memahami secara jelas bagaimana literatur dipilih, alasan eksklusi artikel tertentu, serta tingkat kelengkapan dan keandalan sintesis penelitian yang dihasilkan. Oleh karena itu, PRISMA dipandang relevan dan sesuai untuk penelitian ini yang bertujuan menyintesis literatur mengenai deteksi kecurangan laporan keuangan melalui pendekatan *behavioral analytics* dan model Beneish M-Score.

Sumber data penelitian diperoleh dari berbagai database akademik termasuk Scopus, ScienceDirect, SpringerLink, Emerald Insight, Google Scholar, dan SINTA. Data sekunder bersumber dari jurnal terakreditasi SINTA, jurnal internasional terindeks, buku akademik tentang forensic accounting, dan regulasi (POJK No. 12 Tahun 2024, UU Perbankan, UU OJK) atau strategi antifraud.

Kriteria inklusi penelitian mencakup: (1) Artikel diterbitkan dalam periode 2020-2025; (2) Topik terkait fraud detection, fraud prevention, financial statement fraud, fraud triangle, Beneish M-Score, atau behavioral analytics; (3) Studi empiris, literature review, atau case study; (4) Tersedia full text dan dapat diakses; (5) Menggunakan bahasa Indonesia atau Inggris. Kriteria eksklusi meliputi artikel publikasi sebelum 2020, fokus pada fraud non-finansial, gray literature, duplikasi, dan metodologi yang tidak jelas.

Proses seleksi dilakukan dalam tiga tahap: (1) Screening judul dan abstract menghasilkan 85 artikel potentially relevant dari 350+ identifikasi awal; (2) Full text assessment menghasilkan 45 artikel yang memenuhi kriteria; (3) Quality appraisal menghasilkan 25 artikel final untuk analisis. Data dari artikel diextract menggunakan standardized form mencakup identitas artikel, karakteristik penelitian, grand theory, variabel penelitian, model/metodologi, hasil, dan implikasi. Data dianalisis menggunakan narrative synthesis untuk mengidentifikasi tema utama, pola, konsistensi temuan, evolusi penelitian, dan research gaps

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Hasil Penelitian

Berdasarkan proses *Systematic Literature Review* (SLR) periode 2020–2025, penelitian ini memperoleh 25 artikel final yang memenuhi kriteria inklusi dan lolos *quality appraisal*. Hasil penelusuran dan seleksi literatur menunjukkan bahwa tema “deteksi kecurangan laporan

keuangan” berkembang dalam dua arus besar yang saling melengkapi, yaitu arus berbasis grand theory (khususnya keluarga *fraud triangle* dan pengembangannya) serta arus berbasis alat deteksi kuantitatif dan teknologi (khususnya Beneish M-Score, *behavioral analytics*, dan *machine learning*). Temuan umum ini mengindikasikan bahwa literatur 2020–2025 tidak hanya berfokus pada “mengapa fraud terjadi” melalui perspektif tekanan, peluang, dan rasionalisasi, tetapi juga semakin menekankan “bagaimana fraud dideteksi” dengan pendekatan analitik yang lebih prediktif dan berbasis data.

Secara tematik, artikel yang dianalisis memperlihatkan konsentrasi terbesar pada pengembangan dan penggunaan Beneish M-Score sebagai alat *red flag* untuk mengidentifikasi indikasi manipulasi laporan keuangan. Sejumlah studi menggunakan Beneish M-Score sebagai model berdiri sendiri untuk menguji indikasi manipulasi pada perusahaan publik, sementara sebagian studi lain menggunakannya sebagai bagian dari kerangka deteksi yang lebih kaya, misalnya dipadukan dengan perspektif fraud hexagon atau dibandingkan dengan *fraud scoring model* lain seperti F-Score. Temuan ini menunjukkan bahwa Beneish M-Score dalam literatur 2020–2025 bergerak dari sekadar alat deteksi awal menuju komponen yang dapat diintegrasikan dalam *multi-method detection framework*, terutama ketika peneliti menekankan pentingnya mengurangi risiko *false positive* dan meningkatkan ketepatan interpretasi konteks industri serta karakteristik pelaporan.

Pada saat yang sama, literatur mengenai perkembangan teori Fraud Triangle menunjukkan pola yang konsisten bahwa pendekatan teori fraud tetap dominan sebagai landasan konseptual, namun mengalami perluasan model untuk menangkap dinamika fraud modern yang semakin kompleks. Sejumlah studi dalam periode ini menggunakan Fraud Pentagon, Fraud Hexagon, dan Fraud Diamond sebagai bentuk penguatan dimensi yang tidak sepenuhnya terakomodasi dalam fraud triangle klasik, seperti kapabilitas pelaku, aspek tata kelola, dan faktor kolusi. Temuan ini menegaskan bahwa pengembangan teori fraud dipakai untuk menjawab kebutuhan model konseptual yang lebih realistis, terutama dalam menjelaskan kecurangan yang terjadi pada organisasi dengan sistem kontrol formal yang terlihat memadai tetapi masih dapat ditembus melalui perilaku oportunistik dan penyalahgunaan kewenangan.

Lebih lanjut, temuan penting dalam periode 2020–2025 adalah meningkatnya perhatian pada behavioral analytics dan machine learning sebagai pendekatan deteksi fraud. Sejumlah artikel mengembangkan model prediksi kecurangan laporan keuangan menggunakan algoritma *machine learning* untuk menangkap hubungan non-linear antar variabel, menangani karakteristik data yang tidak seimbang (fraud jarang terjadi), serta meningkatkan kemampuan deteksi dibandingkan pendekatan tradisional yang hanya mengandalkan rasio. Beberapa studi juga menampilkan kecenderungan membandingkan berbagai proxy fraud, misalnya menggunakan skor berbasis rasio seperti Beneish M-Score versus pendekatan berbasis opini auditor, yang memperkaya perspektif bahwa deteksi fraud dapat dilakukan melalui “sinyal angka” maupun “sinyal audit/penilaian profesional” secara komplementer. Secara keseluruhan, temuan kluster ini memperlihatkan pergeseran dari deteksi reaktif menuju deteksi yang lebih proaktif dan prediktif, meskipun aspek interpretabilitas model dan ketersediaan variabel perilaku yang kaya masih menjadi tantangan yang sering disampaikan peneliti.

Terakhir, pada dimensi kebijakan dan tata kelola, hasil SLR juga menunjukkan adanya literatur yang mulai mengaitkan strategi anti-fraud dengan kerangka regulasi terbaru, khususnya POJK Nomor 12 Tahun 2024. Dua artikel yang secara eksplisit berelasi dengan POJK 12/2024 menekankan penguatan pilar pencegahan melalui prinsip *Know Your Employee* dan pengembangan *employee watchlist* sebagai langkah mitigasi risiko fraud di industri perbankan. Temuan ini penting karena menghubungkan diskursus akademik (model deteksi dan teori fraud) dengan kebutuhan implementasi kebijakan di sektor jasa keuangan, sehingga membuka ruang integrasi antara temuan empiris, alat analitik, dan kewajiban kepatuhan regulasi.

Tabel 1. Pemetaan 25 Artikel Final (2020-2025)

No	Artikel	Fokus	Judul	Inti temuan ringkas
1	Ratmono, Darsono, & Cahyonowati (2020)	Beneish	Financial Statement Fraud Detection With Beneish M-Score and Dechow F-Score Model: An Empirical Analysis of Fraud Pentagon Theory in Indonesia	Kombinasi <i>fraud score</i> (Beneish/Dechow) diposisikan untuk deteksi kecurangan & perbandingan performa indikator
2	Manurung & Sudirgo (2025)	Beneish	Beneish M-Score: Rumusan Faktor Penentu Fraud pada Laporan Keuangan Perusahaan Pertambangan 2021-2024	Semua variable Benesih M Score memiliki pengaruh positif terhadap pendeteksian kecurangan laporan keuangan.
3	Fathmaningrum & Anggarani (2021)	Fraud theory	Fraud pentagon dan fraudulent financial reporting: Evidence from Manufacturing Companies in Indonesia and Malaysia	Target keuangan dan kualitas auditor eksternal di Indonesia, hipotesis stabilitas keuangan di Indonesia dan Malaysia, serta hipotesis tekanan eksternal dan karakteristik industri di Malaysia, yang menyatakan bahwa faktor-faktor <i>fraud pentagon</i> memengaruhi kecurangan pelaporan keuangan.
4	Basmar & Ruslan (2021)	Beneish	Analisis perbandingan model Beneish M-Score dan fraud score dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan	Beneish M-Score digunakan untuk mengidentifikasi indikasi manipulasi kecurangan laporan kauangan pada konteks perusahaan.
5	Nugroho & Diyanty (2022)	Fraud theory	Hexagon fraud in fraudulent financial statements: The moderating role of audit committee	Kecurangan laporan keuangan lebih tinggi Ketika manajer memiliki stimulus, peluang, dan kapabilitas. Perilaku manajer untuk melakukan kecurangan pelaporan keuangan dapat dibangun dengan mengacu pada framework teori fraud.
6	Achmad et al. (2022)	Fraud theory	Analysis of fraud pentagon theory to detecting fraudulent financial reporting using F-score model in state-owned companies Indonesia.	Kecurangan pelaporan keuangan terjadi pada perusahaan BUMN yang terdaftar di BEI apabila perusahaan BUMN tersebut mengalami tekanan eksternal dan memiliki rasionalisasi untuk melakukan kecurangan.
7	Febrianti & Kodirin (2022)	Beneish	Analisis Beneish M-Score untuk mendeteksi rekayasa	Beneish M-Score dipakai menilai kemungkinan

			laporan keuangan PT Envy Technologies Indonesia Tbk	kecurangan/manipulasi laporan keuangan suatu Perusahaan.
8	Patmawati & Rahmawati (2023)	Beneish	Deteksi financial statement fraud: Model Beneish M-Score dan model F-Score	Studi membandingkan Beneish vs F-Score dan menilai efektivitas deteksi pada data bank
9	Kuang & Natalia (2023)	Beneish	Pengujian Fraud Triangle Theory dalam menjelaskan kecurangan laporan keuangan menggunakan Beneish M-Score	Beneish digunakan sebagai alat deteksi/indikasi dan dikaitkan dengan karakteristik keuangan perusahaan
10	Milania & Triyono (2022)	Beneish	Pengaruh fraud pentagon terhadap kecurangan laporan keuangan dengan menggunakan Beneish M-Score model.	Beneish digunakan untuk indikasi kecurangan pada konteks pelaporan tertentu dan hasilnya berpengaruh.
11	Kusuma et al. (2024)	Beneish	The Beneish M-Score Model in detecting fraudulent financial reporting: the hexagon perspective theory	Beneish dipadukan dengan perspektif hexagon untuk memperkaya identifikasi risiko manipulasi
12	Setiawan et al. (2024)	Beneish	Evaluation of the effectiveness of the Beneish M-Score model as a financial statement fraud detection tool	Beneish mampu membedakan laporan keuangan yang diduga dimanipulasi dan yang tidak dimanipulasi pada perusahaan.
13	Nurhaliza et al. (2025)	Beneish	Pengaruh model beneish M-Score terhadap kecurangan laporan keuangan pada perusahaan property dan real estate yang terdaftar di ISSI periode 2021-2023	Beneish digunakan memetakan indikasi fraud/manipulasi pada kelompok perusahaan tertentu.
14	Kharimah et al. (2024)	Fraud theory	The Role of Fraud Pentagon elements in financial statement fraud: evidence from Islamic commercial banks in Indonesia	Penggunaan fraud pentagon berpengaruh signifikan terhadap kecurangan laporan keuangan pada Bank Umum Syariah di Indonesia.
15	Adha & Indrayani (2024)	Fraud theory	Fraud triangle analysis detects fraudulent financial statements using a fraud score model from BUMN bank 2012–2022	Tidak semua elemen <i>fraud triangle</i> relevan sebagai indikator deteksi fraud pada perbankan BUMN, dan menyoroti pentingnya faktor industri serta kelemahan pengawasan dalam pencegahan kecurangan

16	Hendrawati (2025)	Fraud theory	Deteksi financial statement fraud dengan fraud diamond	Dalam pendekatan Fraud Diamond, indikator target keuangan dan opportunity (kesempatan) berpengaruh signifikan dalam mendeteksi kemungkinan manipulasi laporan keuangan pada perusahaan sektor keuangan. Target keuangan dan stabilitas keuangan berpengaruh positif dan signifikan terhadap pelaporan keuangan curang. Sebaliknya, tekanan eksternal, pengawasan yang tidak efektif, pergantian auditor, dan pergantian direktur menunjukkan pengaruh negatif namun tidak signifikan secara statistik.
17	Herdasaldy (2025)	Fraud theory	Teori fraud diamond terhadap fraudulent financial reporting dengan ukuran perusahaan sebagai variabel moderasi	Model MRF (Modified Random Forest) memiliki kinerja klasifikasi yang lebih unggul dibandingkan model pembanding dalam mendeteksi <i>financial statement fraud</i> (FSF). Selain itu, seluruh variabel yang berkaitan dengan laba terbukti termasuk indikator paling penting dalam mendeteksi FSF
18	An & Suh (2020)	Behavioral/ Machine Learning	Identifying financial statement fraud with decision rules obtained from modified random forest	Model prediksi fraud berbasis machine learning dengan pendekatan ensemble learning memiliki kinerja yang jauh lebih unggul dibandingkan dua model pembanding. Model ini mengungguli model regresi logistik Dechow et al. yang berbasis rasio keuangan serta model Support Vector Machine (SVM) Cecchini et al. yang menggunakan <i>financial kernel</i> .
19	Bao et al. (2020)	Behavioral/ Machine Learning	Detecting accounting fraud in publicly traded U.S. firms using a machine learning approach	Meningkatkan kinerja deteksi fraud melalui seleksi atribut dan pemodelan. Ensemble learning (random forest) merupakan model yang robust dan efektif untuk mendeteksi kecurangan laporan keuangan, serta dapat dimanfaatkan sebagai referensi praktis bagi auditor, investor, dan praktisi.
20	Cheng et al. (2021)	Behavioral/ Machine Learning	A financial statement fraud model based on synthesized attribute selection and a dataset with missing values and imbalanced classes	

21	Hamal & Senvar (2021)	Behavioral/ Machine Learning	Comparing performances and effectiveness of machine learning classifiers in detecting financial accounting fraud for Turkish SMEs. <i>International Journal of Computational Intelligence Systems</i>	Random forest paling efektif dalam menangani data yang tidak seimbang (imbalanced classes) dan mampu mendeteksi kecurangan laporan keuangan UKM secara lebih akurat dibandingkan SVM, Naive Bayes, jaringan saraf tiruan, KNN, regresi logistik, dan bagging.
22	Rahman et al. (2023)	Behavioral/ Machine Learning	Predicting accounting fraud using imbalanced ensemble learning	Machine Learning berbasis Artificial Intelligence (AI) sangat andal dan unggul dalam memprediksi kecurangan akuntansi, khususnya pada konteks perusahaan terdaftar di China dengan karakteristik data yang tidak seimbang. Model XGBoost yang dikombinasikan dengan teknik SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data merupakan model paling unggul dalam mendeteksi <i>Financial Statement Fraud (FSF)</i> pada perusahaan di kawasan MENA.
23	Ali et al. (2023)	Behavioral/ Machine Learning	A powerful predicting model for financial statement fraud based on optimized XGBoost ensemble learning technique	Penerapan machine learning secara signifikan meningkatkan efektivitas deteksi kecurangan laporan keuangan, khususnya di pasar berkembang, baik menggunakan proksi fraud M-Score maupun opini auditor. Strategi anti-fraud memiliki pengaruh positif terhadap pencegahan fraud di perbankan Indonesia, dengan whistleblowing dan internal control sebagai pilar penting.
24	Nguyen Thanh & Phan (2025)	Behavioral/ Machine Learning	Predicting financial reports fraud by machine learning: The proxy of auditor opinions	
25	Shonhadji, N & Irwandi, A.S (2023)	Strategi Antifraud	Fraud prevention in the Indonesian banking sector using anti-fraud strategy	

Sumber: data diolah.

Perkembangan Teori Fraud Triangle

Literatur 2020–2025 menunjukkan bahwa *fraud triangle* masih menjadi fondasi konseptual yang paling sering dipakai untuk menjelaskan mengapa kecurangan laporan keuangan terjadi, namun banyak penelitian merasa perlu memperkaya model karena modus kecurangan makin kompleks dan sering melibatkan faktor tata kelola, kapabilitas pelaku, serta dinamika organisasi. Karena itu, tren yang menonjol adalah penggunaan model turunan atau pengembangan *fraud triangle* seperti *fraud pentagon* dan *fraud hexagon*.

Pada konteks manufaktur Indonesia dan Malaysia, studi *fraud pentagon* menegaskan bahwa kerangka yang menambah dimensi di luar triangle diperlukan untuk menjelaskan *fraudulent financial*

reporting secara lebih realistis (Fathmaningrum & Anggarani, 2021). Temuan ini memperkuat argumen bahwa hanya menilai “tekanan–peluang–rasionalisasi” sering tidak cukup, terutama saat ada kondisi organisasi yang memungkinkan *override* kontrol atau ketika keputusan akuntansi dipengaruhi struktur insentif manajerial.

Sementara itu, pada studi *fraud hexagon* di perusahaan non-keuangan Indonesia, penelitian menekankan bahwa perluasan kerangka fraud membantu menangkap faktor yang lebih luas, termasuk peran tata kelola seperti komite audit sebagai faktor yang dapat memperlemah atau memperkuat keterkaitan faktor-faktor fraud dengan terjadinya kecurangan (Nugroho & Diyanty, 2022). Secara substantif, literatur pada fase ini bergerak ke arah: teori fraud tetap penting sebagai “peta sebab”, tetapi dibutuhkan alat yang lebih operasional untuk mendeteksi sinyal kecurangan dari data. Kebutuhan akan alat operasional itu menjadi penghubung logis menuju temuan kedua: banyak studi kemudian menggunakan model berbasis rasio seperti Beneish M-Score untuk memberi “indikator kuantitatif” atas potensi manipulasi.

Model Beneish M-Score: Efektivitas dan Pengembangan Penggunaan

Pada 2020–2025, Beneish M-Score dominan diposisikan sebagai alat *red flag* untuk menilai indikasi manipulasi laporan keuangan, karena bersifat transparan, relatif mudah direplikasi, dan berbasis rasio yang tersedia dari laporan keuangan. Dalam literatur Indonesia, Beneish M-Score kerap dipakai untuk mendeteksi potensi *financial statement fraud* pada perusahaan publik dengan cara mengklasifikasi indikasi manipulator/non-manipulator dan kemudian dibandingkan/ditriangulasi dengan ukuran lain. Salah satu pola yang sering muncul adalah perbandingan Beneish M-Score dengan model lain untuk menguji mana yang lebih efektif pada konteks tertentu. Studi Patmawati & Rahmawati (2023) secara eksplisit membandingkan Beneish M-Score dengan F-Score dan menyimpulkan bahwa Beneish M-Score merupakan model yang efektif untuk mendeteksi *financial statement fraud* pada konteks yang mereka uji.

Selain sebagai alat berdiri sendiri, tren penting lainnya adalah Beneish digunakan dalam kerangka teoritis fraud. Misalnya, penelitian yang menguji *fraud triangle* menggunakan Beneish M-Score sebagai alat ukur/indikator kecurangan laporan keuangan, sehingga jembatan antara teori (penjelasan) dan model (deteksi) menjadi lebih jelas (Kuang & Natalia, 2023). Dengan desain seperti ini, literatur tidak hanya berhenti pada “teori menyatakan faktor X berpengaruh”, tetapi mulai mengoperasionalkan “kecurangan” sebagai suatu skor/indikator yang bisa diuji empiris. Namun, literatur juga mengarah pada satu kesimpulan implisit: Beneish M-Score kuat untuk *screening*, tetapi rentan konteks (industri, pola akuntansi, dan praktik manajemen laba). Keterbatasan ini mendorong penelitian bergerak ke pendekatan yang mampu menangkap pola non-linear dan sinyal non-keuangan. Di sinilah temuan ketiga muncul: behavioral analytics dan machine learning.

Peran Behavioral Analytics dan Machine Learning dalam Deteksi Fraud

Temuan besar dalam literatur 2020–2025 adalah pergeseran bertahap dari deteksi berbasis rasio ke deteksi berbasis data analytics yang lebih prediktif. *Machine learning* dipakai untuk mengolah pola yang kompleks dan menggabungkan berbagai sumber informasi (keuangan dan non-keuangan), sehingga mampu meningkatkan sensitivitas deteksi terutama ketika pola manipulasi tidak lagi “terlihat jelas” pada satu atau dua rasio. Pada studi internasional, Craja, Kim, & Lessmann (2020) menunjukkan arah evolusi yang sangat relevan untuk tema “behavioral analytics”: mereka menggabungkan rasio keuangan dan komentar manajemen (teks naratif pada laporan tahunan) untuk mendeteksi fraud laporan keuangan. Ini penting karena teks naratif dapat diperlakukan sebagai “sinyal perilaku organisasi”, yang secara konseptual dekat dengan dimensi rasionalisasi dan framing manajemen.

Studi deep learning lain juga menunjukkan performa tinggi pada konteks pasar modal. Jan et al. (2021) melaporkan bahwa model LSTM mengungguli RNN dan mencapai akurasi yang tinggi

dalam deteksi fraud laporan keuangan; salah satu ringkasan bibliografis mencatat akurasi LSTM hingga 94,88% pada setting penelitian tersebut. Walaupun angka performa tiap studi tidak bisa dipukul rata lintas negara/industri, arah umumnya konsisten: deep learning semakin digunakan ketika peneliti ingin menangkap pola waktu (sekuens), kompleksitas relasi variabel, dan sinyal dari data non-keuangan. Dalam konteks Indonesia, Hidayattullah, Surjandari, & Laoh (2020) menunjukkan bahwa optimasi meta-heuristik dapat meningkatkan performa model; mereka melaporkan bahwa SVM dengan parameter yang dioptimasi Genetic Algorithm mencapai akurasi 96,15% untuk prediksi fraud pada perusahaan terdaftar. Temuan ini menegaskan bahwa penelitian Indonesia juga mulai mengadopsi pendekatan yang lebih maju untuk meningkatkan kemampuan prediksi.

Benang merah dari klaster ini adalah: ketika deteksi fraud mengarah ke sistem yang lebih prediktif, isu berikutnya adalah bagaimana hasil deteksi itu diterjemahkan ke tata kelola dan kepatuhan. Di sinilah temuan keempat (POJK 12/2024) menjadi “wadah implementatif” agar alat analitik tidak berhenti pada angka prediksi, tetapi masuk ke siklus manajemen fraud.

Implementasi POJK Nomor 12 Tahun 2024 dalam Strategi Anti Fraud

Dari sisi kebijakan, POJK No. 12 Tahun 2024 menegaskan bahwa lembaga jasa keuangan (LJK) perlu menerapkan strategi anti-fraud yang lebih sistematis karena meningkatnya kompleksitas usaha dan eksposur risiko fraud yang dapat merugikan industri serta masyarakat. FAQ resmi juga menekankan latar belakang penerbitan, termasuk kebutuhan memperkuat tata kelola anti-fraud seiring meningkatnya risiko dan kompleksitas sektor jasa keuangan. POJK 12/2024 dapat dipakai sebagai “kerangka implementasi” untuk memetakan bagaimana temuan teori (fraud triangle/hexagon), indikator kuantitatif (Beneish), dan pendekatan data-driven (behavioral analytics/machine learning) dioperasionalkan ke dalam kebijakan organisasi. Dengan kata lain, POJK memberi struktur supaya hasil deteksi menjadi tindakan (misalnya pencegahan, pemantauan, investigasi, pelaporan, dan evaluasi).

Di level praktik, portal regulasi juga mencatat status POJK ini dan relasinya dengan ketentuan sebelumnya, sehingga memperkuat bahwa POJK 12/2024 adalah rujukan yang “aktif” untuk kerangka strategi anti-fraud LJK. Hal ini membuka ruang perbaikan yang jelas, Dimana perusahaan dapat menyusun tidak hanya “model deteksi mana yang efektif”, tetapi juga “bagaimana model tersebut dipasang” ke dalam kerangka anti-fraud yang diwajibkan regulator.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penulis menyimpulkan beberapa hal berikut sesuai dengan tujuan penelitian.

Pertama, terkait tujuan mengidentifikasi dan menganalisis tren penelitian terdahulu, hasil SLR menunjukkan adanya pergeseran fokus penelitian dari pendekatan konseptual menuju integrasi antara teori fraud, model kuantitatif berbasis rasio, serta pendekatan analitik berbasis data dan teknologi, sebagai respons atas meningkatnya kompleksitas transaksi dan praktik pelaporan keuangan.

Kedua, dalam mengevaluasi efektivitas teori *fraud triangle* dan pengembangannya, penelitian ini menyimpulkan bahwa *fraud triangle* masih relevan sebagai kerangka konseptual dasar, namun banyak penelitian mengembangkannya menjadi *fraud pentagon*, *fraud hexagon*, dan *fraud diamond* untuk mengakomodasi faktor tambahan seperti kapabilitas pelaku, tata kelola, dan kolusi, sehingga kerangka teori menjadi lebih kontekstual dan komprehensif.

Ketiga, terkait analisis model Beneish M-Score, penelitian ini menemukan bahwa model tersebut digunakan secara luas sebagai alat *early warning* untuk *screening* awal indikasi manipulasi laporan keuangan dengan tingkat akurasi yang relatif baik. Namun, literatur juga menegaskan keterbatasannya, antara lain sensitivitas terhadap konteks industri serta potensi *false positive* dan *false*

negative, sehingga Beneish M-Score lebih tepat diposisikan sebagai bagian dari kerangka deteksi multi-metode.

Keempat, dalam mengeksplorasi peran behavioral analytics dan machine learning, penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan berbasis data dan teknologi memiliki potensi signifikan dalam meningkatkan kemampuan deteksi fraud melalui identifikasi pola non-linear, anomali data, serta sinyal perilaku yang tidak sepenuhnya tercermin dalam rasio keuangan tradisional, khususnya melalui integrasi data keuangan dan non-keuangan.

Kelima, terkait implikasi implementasi POJK Nomor 12 Tahun 2024, penelitian ini menemukan bahwa regulasi tersebut menyediakan kerangka strategis yang memperkuat penerapan strategi anti-fraud lembaga jasa keuangan dengan menjembatani temuan akademik dan praktik, sehingga hasil deteksi berbasis teori fraud, Beneish M-Score, dan *behavioral analytics* dapat diterapkan secara terstruktur dalam pilar pencegahan, deteksi, investigasi, dan evaluasi fraud.

Secara teoretis, penelitian ini berkontribusi dengan menyajikan sintesis literatur yang mengintegrasikan teori fraud klasik dan pengembangannya dengan pendekatan deteksi berbasis rasio dan teknologi. Penelitian ini menegaskan bahwa penggabungan kerangka teori fraud dengan *behavioral analytics* memperkaya pemahaman tentang mekanisme terjadinya dan terdeteksinya kecurangan laporan keuangan, serta memperluas cakupan riset akuntansi forensik ke arah pendekatan yang lebih data-driven dan multidimensional.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, kajian dibatasi pada periode publikasi 2020–2025 dan pada artikel yang tersedia di database tertentu, sehingga kemungkinan terdapat penelitian relevan di luar cakupan tersebut. Kedua, penelitian ini bersifat kualitatif deskriptif dan tidak melakukan *meta-analysis* kuantitatif terhadap tingkat akurasi model, sehingga perbandingan performa antar pendekatan belum terukur secara statistik. Ketiga, sebagian besar literatur yang dianalisis masih mengandalkan data laporan keuangan, sementara pemanfaatan data perilaku yang lebih komprehensif masih relatif terbatas.

SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan studi empiris yang mengintegrasikan Beneish M-Score sebagai alat *screening* awal dengan behavioral analytics dan machine learning, menggunakan data keuangan dan non-keuangan secara simultan. Pendekatan ini memungkinkan pengujian deteksi fraud yang lebih komprehensif dengan mengombinasikan indikator rasio keuangan dan sinyal perilaku organisasi dalam satu kerangka analitik.

Selain itu, penelitian lanjutan dapat menguji efektivitas kerangka deteksi terintegrasi tersebut dalam konteks implementasi POJK Nomor 12 Tahun 2024, khususnya dengan membandingkan kinerja deteksi fraud lembaga jasa keuangan sebelum dan sesudah penerapan regulasi, serta menilai dampaknya terhadap efektivitas strategi anti-fraud. Penelitian selanjutnya juga perlu melakukan studi komparatif lintas industri dan lintas negara untuk menguji stabilitas dan generalisasi temuan, sehingga kontribusi teoretis dan praktis di bidang audit dan akuntansi forensik dapat diperkuat.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, T., Hapsari, I., Pamungkas, I. D., & Haryanto, A. M. (2022). Analysis of fraud pentagon theory to detecting fraudulent financial reporting using F-score model in state-owned companies Indonesia. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, <https://doi.org/10.37394/23207.2022.19.13>
- Adha, A., & Indrayani, E. (2024). Fraud triangle analysis detects fraudulent financial statements using a fraud score model from BUMN bank 2012–2022. *Ilomata International Journal of Management*, 5(2), 375–388. <https://doi.org/10.61194/ijjm.v5i2.1101>

- Aghghaleh, S. F., Mohamed, Z. M., & Rahmat, M. M. (2016). Detecting financial statement frauds in Malaysia: Comparing the abilities of Beneish and Dechow models. *Asian Journal of Accounting and Governance*, 7, 57–65. <https://doi.org/10.17576/ajag-2016-07-05>
- Ali, A. A., Khedr, A. M., El-Bannany, M., & Kanakkayil, S. (2023). A powerful predicting model for financial statement fraud based on optimized XGBoost ensemble learning technique. *Applied Sciences*, 13(4), 2272. <https://doi.org/10.3390/app13042272>
- An, J., & Suh, Y. (2020). Identifying financial statement fraud with decision rules obtained from modified random forest. *Data Technologies and Applications*. <https://doi.org/10.1108/DTA-11-2019-0208>
- Aghghaleh, S. F., Mohamed, Z. M., & Rahmat, M. M. (2016). Detecting financial statement frauds in Malaysia: Comparing the abilities of Beneish and Dechow models. *Asian Journal of Accounting and Governance*, 7, 57–65. <https://doi.org/10.17576/ajag-2016-07-05>
- Bao, Y., Ke, B., Li, B., Yu, Y., & Zhang, J. (2020). Detecting accounting fraud in publicly traded U.S. firms using a machine learning approach. *Journal of Accounting Research*. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12292>
- Basmar, N., & Ruslan. (2021). Analisis perbandingan model Beneish M-Score dan fraud score dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan. *SEIKO: Journal of Management & Business*, 4(2), 428–440. <https://doi.org/10.37531/sejaman.v4i2.1439>
- Beneish, M. D. (1999). The detection of earnings manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55(5), 24–36. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
- Cheng, C., et al. (2021). A financial statement fraud model based on synthesized attribute selection and a dataset with missing values and imbalanced classes. *Applied Soft Computing*. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107487>
- Denyer, D., & Tranfield, D. (2009). Producing a systematic review. In *The SAGE handbook of organizational research methods* (pp. 671–689). SAGE.
- Fathmaningrum, E. S., & Anggarani, I. (2021). Fraud pentagon dan fraudulent financial reporting. *Jurnal Akuntansi & Investasi*, 22(3). <https://doi.org/10.18196/jai.v22i3.12538>
- Febrianti, G. R., & Kodirin, K. (2022). Analisis Beneish M-Score untuk mendeteksi rekayasa laporan keuangan PT Envy Technologies Indonesia Tbk. *Jurnalku*, 2(4), 527–539. <https://doi.org/10.54957/jurnalku.v2i4.313>
- Gkegkas, D. (2025). Behavioral analytics and proactive fraud detection: A systematic review. *Journal of Financial Crime*, 32(1), 45–63. <https://doi.org/10.1108/JFC-09-2024-0187>
- Hamal, S., & Senvar, O. (2021). Comparing performances and effectiveness of machine learning classifiers in detecting financial accounting fraud for Turkish SMEs. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 14(1), 769–782. <https://doi.org/10.2991/ijcis.d.210203.007>
- Hendrawati, E. (2025). Deteksi financial statement fraud dengan fraud diamond. *Jurnal Akuntansi Ekonomi dan Manajemen Bisnis*, 5(1), 83–103. <https://doi.org/10.55606/jaemb.v5i1.5751>
- Herdasaldy, D. (2025). Teori fraud diamond terhadap fraudulent financial reporting dengan ukuran perusahaan sebagai variabel moderasi. *Atestasi: Jurnal Ilmiah Akuntansi*, 8(2), 230–251. <https://doi.org/10.57178/atestasi.v8i2.1512>
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering (EBSE Technical Report).
- Kharimah, N. K., & Budiyono, I. (2024). The Role of Fraud Pentagon elements in financial statement fraud: evidence from Islamic commercial banks in Indonesia. *Economica*, 15(2), <https://doi.org/10.21580/economica.2024.15.2.22299>

- Kuang, A. D., & Natalia, E. (2023). Pengujian Fraud Triangle Theory dalam menjelaskan kecurangan laporan keuangan menggunakan Beneish M-Score. *Owner*, 7(2). <https://doi.org/10.33395/owner.v7i2.1296>
- Kusuma, et al. (2024). The Beneish M-Score Model in detecting fraudulent financial reporting: the hexagon perspective theory. *JPEB*, 9(1). <https://doi.org/10.33633/jpeb.v9i1.8369>
- Manurung, J.M., Sudirgo, T. (2025) Beneish M-Score: Rumusan Faktor Penentu Fraud pada Laporan Keuangan Perusahaan Pertambangan 2021-2024. *Cerdika Jurnal Ilmiah Indonesia*. <https://doi.org/10.59141/cerdika.v5i12.2875>
- Milania, S. D., & Triyono, T. R. (2022). Pengaruh fraud pentagon terhadap kecurangan laporan keuangan dengan menggunakan Beneish M-Score model. *Jurnal Impresi Indonesia*, 1(3), 261–274. <https://doi.org/10.36418/jii.v1i3.31>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1000097>
- Nguyen Thanh, C., & Phan, T. P. (2025). Predicting financial reports fraud by machine learning: The proxy of auditor opinions. *Cogent Business & Management*, 12(1), 2510556. <https://doi.org/10.1080/23311975.2025.2510556>
- Nugroho, M. A., & Diyanty, V. (2022). Hexagon fraud in fraudulent financial statements: The moderating role of audit committee. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan Indonesia*, 19(1). <https://doi.org/10.21002/jaki.2022.03>
- Nurhaliza, et al. (2025). Pengaruh model beneish M-Score terhadap kecurangan laporan keuangan pada perusahaan property dan real estate yang terdaftar di ISSI periode 2021-2023. *Ekalaya*, 3(3). <https://doi.org/10.59966/ekalaya.v3i3.2019>
- Otoritas Jasa Keuangan. (2024). Peraturan Otoritas Jasa Keuangan Republik Indonesia Nomor 12 Tahun 2024 tentang Penerapan Strategi Anti Fraud bagi Lembaga Jasa Keuangan.
- Patmawati, P., & Rahmawati, M. (2023). Deteksi financial statement fraud: Model Beneish M-Score dan model F-Score. *E-Jurnal Akuntansi*, 33(1), 34–44. <https://doi.org/10.24843/EJA.2023.v33.i01.p03>
- Raharja, Y. G. A., & Pamungkas, N. (2021). Analisis kecurangan laporan keuangan menggunakan metode Beneish M-Score pada perusahaan manufaktur. *Jurnal Akuntansi dan Manajemen*, 18(3), 201–215.
- Rahman, M. J., et al. (2023). Predicting accounting fraud using imbalanced ensemble learning. *Accounting & Finance*. <https://doi.org/10.1111/acfi.13044>
- Ratmono, D., Darsono, & Cahyonowati, N. (2020). Financial statement fraud detection with Beneish M-Score and Dechow F-Score model: An empirical analysis of fraud pentagon theory in Indonesia. *International Journal of Financial Research*, 11(6), 154–164. <https://doi.org/10.5430/ijfr.v11n6p154>
- Rezaee, Z. (2002). *Financial statement fraud: Prevention and detection*. John Wiley & Sons.
- Setiawan, A., Liana, A., Rachmawati, E., & Pertami, Y. S. F. (2024). Evaluation of the effectiveness of the Beneish M-Score model as a financial statement fraud detection tool. *ADPEBI International Journal of Business and Social Science*, 4(2), 154–165. <https://doi.org/10.54099/aijbs.v4i2.949>
- Shonhadji, N., & Irwandi, S. A. (2024). Fraud prevention in the Indonesian banking sector using anti-fraud strategy. *Banks and Bank Systems*, 19(1), 22–33. [https://doi.org/10.21511/bbs.19\(1\).2024.02](https://doi.org/10.21511/bbs.19(1).2024.02)
- Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>



- Triani, N. N. A. (2019). The ability of Beneish M-Score model to detect fraudulent financial reporting. *Asia Pacific Fraud Journal*, 4(2), 93–102.
- Wilbur, P., Noah, A., & Elly, B. (2025). The role of behavioral analytics in identifying financial fraud. *Journal of Financial Analytics*, 7(1), 55–72.
- Xiao, Y., & Watson, M. (2019). Guidance on conducting a systematic literature review. *Journal of Planning Education and Research*, 39(1), 93–112.
<https://doi.org/10.1177/0739456X17723971>