

IDENTIFIKASI *FRAUD* DALAM PEMERIKSAAN INTERNAL MELALUI *DATA ANALYTICS*

Dodi Eko Prasetyo ^{1*}, Gita Ayu Andhiani Wulandari ², Zumratul Meini ³, Fauziah ⁴

¹ dodie14@outlook.co.id, ² gitaayuandhiani@gmail.com,

³zumratul.meini@civitas.unas.ac.id, ⁴ fauziah@civitas.unas.ac.id

¹²³⁴ Universitas Nasional, Indonesia

*Penulis Korespondensi

Abstrak

Fraud telah menjadi masalah yang merajalela di era *digital* dan *big data*, menghadirkan ancaman signifikan bagi organisasi di berbagai industri. Seiring dengan kemajuan teknologi, taktik penipu juga berkembang, sehingga penting bagi organisasi untuk tetap waspada dan menerapkan langkah-langkah identifikasi penipuan yang efektif. Penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki bagaimana penggunaan *data analytics* memengaruhi cara auditor memahami tanda-tanda kecurangan. Sampel penelitian terdiri dari auditor internal, yang memiliki tanggung jawab memberikan rekomendasi terkait keberlanjutan, keandalan, relevansi, dan ketiadaan kesalahan material dalam laporan audit. Data penelitian ini berfokus pada auditor internal yang bekerja di perusahaan pembiayaan di Daerah Ibu Kota Jakarta. Pengambilan sampel dilakukan menggunakan metode *nonprobability sampling*, dengan jenis teknik sampel *purposive sampling*. Dan pengelolaan data menggunakan STATA versi 14. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan *data analytics* memberikan dampak positif dalam pengidentifikasian *fraud*. Selain itu, penggunaan *data analytics* memberikan manfaat tambahan bagi auditor, seperti mempermudah pengumpulan bukti, menentukan populasi secara luas, memprediksi risiko, dan memfasilitasi analisis data yang cepat.

Kata Kunci: *Fraud*; *Data Analytics*; Internal Audit; *Big Data*.

Abstract

Fraud has become a rampant issue in the era of digitalization and big data, posing significant threats to organizations across various industries. With the advancement of technology, fraudulent tactics also evolve, making it crucial for organizations to remain vigilant and implement effective fraud detection measures. This research aims to investigate how the use of data analytics influences auditors' understanding of fraud indicators. The research sample consists of internal auditors, who are responsible for providing recommendations regarding the sustainability, reliability, relevance, and absence of material misstatement in audit reports. The research data focuses on internal auditors working in financing companies in the capital city region of Jakarta. Sampling was conducted using nonprobability sampling method, specifically purposive sampling technique. Data management was carried out using STATA version 14. The results of the study indicate that the application of data analytics has a positive impact on fraud detection. Furthermore, the use of data analytics provides additional benefits for auditors, such as facilitating evidence collection, determining a wide population, predicting risks, and enabling rapid data analysis.

Keywords: *Fraud*; *Data Analytics*; Internal Audit; *Big Data*.



PENDAHULUAN

Berdasarkan rilis *Association of Certified Fraud Examiners (ACFE)* bertajuk *Asia Pacific Occupational Fraud 2022: A Report to the Nations* Indonesia berada di peringkat ke-4 sebagai negara dengan jumlah *fraud* di tahun 2022 dan mengalami tren yang meningkat dari tahun ke tahun serta menyebabkan kerugian bagi perusahaan dan bagi pengguna laporan keuangan (*Association of Certified Fraud Examiners Inc, 2022*).

Kecurangan atau *fraud* adalah masalah yang dapat berdampak serius dalam konteks pemeriksaan internal suatu organisasi atau perusahaan (Kristiyani & Hamidah, 2020). Kecurangan bisa terjadi dalam berbagai bentuk, termasuk penipuan keuangan, manipulasi data, dan tindakan merugikan lainnya. *Fraud* dapat mengakibatkan kerugian finansial yang signifikan bagi perusahaan, yang pada gilirannya dapat mengganggu stabilitas dan kelangsungan operasional mereka. Selain itu, ketika *fraud* terungkap, reputasi perusahaan seringkali rusak, dan hal ini dapat memengaruhi hubungan dengan pelanggan, mitra bisnis, dan pemegang saham sehingga dampak kecurangan tidak hanya bersifat finansial, tetapi juga mencakup kerusakan pada reputasi perusahaan (Putra et al., 2022). Oleh karena itu, pencegahan dan identifikasi kecurangan menjadi fokus utama dalam berbagai organisasi. Namun pendeteksian *fraud* akan sangat sulit jika hanya dilakukan dengan teknik konvensional di era digital ini (Firmansyah, 2021). Dalam era digital, *data analytics* telah menjadi alat yang semakin penting dalam mendukung pemeriksaan internal, maka *data analytics* muncul sebagai elemen kunci dalam upaya untuk lebih efektif dalam mendeteksi dan mencegah kecurangan dalam pemeriksaan internal melibatkan *data analytics* dalam proses pemeriksaan internal adalah langkah penting untuk memitigasi risiko dan memastikan keberlanjutan usaha mereka (Firmansyah, 2021).

Data analytics memungkinkan organisasi untuk menganalisis data mereka dengan cermat untuk mendeteksi pola atau anomali yang mungkin menunjukkan adanya kecurangan. Alat ini juga memungkinkan perusahaan untuk mengotomatiskan proses pemeriksaan, meningkatkan efisiensi, dan mengurangi risiko manusia yang rentan terhadap bias. Dengan menggabungkan teknologi *data analytics* dengan metode tradisional pemeriksaan internal, organisasi dapat lebih efektif dalam mengidentifikasi potensi kecurangan dan mengambil tindakan pencegahan yang sesuai. Dengan demikian, *data analytics* adalah alat yang penting dalam upaya melindungi aset finansial dan reputasi perusahaan dalam menghadapi ancaman kecurangan.

Penggunaan *data analytics* dalam pemeriksaan internal membawa manfaat besar dalam upaya deteksi kecurangan. Lambrechts et al., (2021) menjelaskan bahwa *data analytics* dapat membantu auditor internal mencapai tujuan objektivitas audit mereka. Dengan data analisis auditor internal dapat mendeteksi perubahan atau kerentanan dalam perusahaan dan potensi kelemahan yang dapat menghindarkan organisasi kepada risiko yang tidak diinginkan atau tidak terencana (Chu & Yong, 2021). Hal ini membantu mengidentifikasi risiko yang muncul dan mengalokasikan sumber daya audit secara efektif untuk melindungi organisasi dari risiko berlebihan dan meningkatkan kinerja secara keseluruhan. Ini juga memungkinkan audit internal untuk mengidentifikasi perubahan dalam proses

organisasi dan memastikan bahwa mereka mengaudit risiko saat ini, bukan risiko masa lalu (Chu & Yong, 2021). Oleh karena itu, penting bagi organisasi untuk terus mengembangkan kemampuan *data analytics* mereka dalam konteks pemeriksaan internal untuk mengatasi ancaman kecurangan secara efektif.

Istilah '*big data*' telah dikenal sejak era kemajuan teknologi digital. '*Big data*' merujuk kepada sekumpulan data dengan volume yang besar, baik terstruktur maupun tidak terstruktur (Handoko et al., 2020). Keempat karakteristik utama dari '*big data*' adalah ukurannya yang sangat besar, variasinya yang bervariasi, pertumbuhannya yang cepat, dan ketidakjelasan. Seiring dengan itu, muncul pula istilah '*big data analytics*' (BDA) (Putra et al., 2022).

Menurut beberapa peneliti sebelumnya, pemanfaatan *big data* menjadi kurang efisien jika dianalisis secara manual karena memerlukan waktu yang lama, keakuratan yang tidak dapat dijamin, serta biaya yang besar karena volume data yang sangat besar dan beragam (Santoso, 2018). Pengolahan *big data* akan menjadi lebih optimal dan akurat dengan melibatkan teknologi informasi, yang dapat mempermudah analisis data dan menghasilkan informasi yang handal serta relevan untuk pengambilan keputusan. Salah satu kemajuan dalam teknologi informasi yang dapat digunakan untuk menganalisis *big data* adalah *data analytics* (Ghavami, 2020). *Data analytics* adalah suatu proses yang melibatkan pemeriksaan, pengklasifikasian, dan transformasi data besar dengan tujuan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat, menyimpulkan hasil, serta mendukung pengambilan keputusan yang akurat (Ghavami, 2020). Selain itu, manfaat dari *data analytics* juga mencakup kemampuan untuk menganalisis perilaku, memahami harga pasar, mengoptimalkan harga, meramalkan ancaman keamanan, mendeteksi kecurangan, dan banyak lagi (Ghavami, 2020).

Keberadaan *data analytics* dalam upaya pendeteksian kecurangan dan *fraud* memiliki peran krusial di ranah bisnis dan keuangan modern (Dimitris Balios et al., 2020). Salah satu manfaat utamanya adalah kemampuan untuk mengungkap perilaku mencurigakan serta pola kecurangan yang mungkin sulit diungkapkan secara manual (Suryani et al., 2021). Dalam konteks ini, *data analytics* memfasilitasi analisis statistik mendalam terhadap data transaksi, mengenali ketidaknormalan, dan memisahkan pola yang standar dari yang patut dicurigai. Selain itu, *data analytics* memungkinkan pengawasan transaksi secara *real-time*, sehingga perusahaan dapat segera mengambil tindakan ketika ada indikasi kecurangan (Aboud et al., 2020). Selanjutnya, *data analytics* juga mempermudah pengelolaan risiko kecurangan dengan mengoptimalkan efisiensi (Aboud et al., 2020). Melalui *data analytics* historis dan tren, perusahaan dapat membangun model prediktif untuk mengidentifikasi potensi risiko sebelum terjadinya kecurangan, memungkinkan tindakan pencegahan yang lebih baik (Aboud et al., 2020). Menurut Silva et al. (2019), auditor memiliki akses kepada jumlah data yang substansial, dan melalui analisis data tersebut, mereka dapat mengidentifikasi potensi indikasi tindakan kecurangan. Informasi yang digunakan dalam jumlah yang signifikan ini disimpan dengan baik dan dapat memberikan pandangan yang berguna untuk perencanaan masa depan bisnis klien, seperti yang disorot oleh Aboud et al. (2020). Keuntungan dari sistem terintegrasi adalah kemampuannya untuk meningkatkan aliran informasi yang diperlukan oleh seluruh departemen, mengurangi kesenjangan komunikasi internal di perusahaan, dan mengurangi risiko pencurian

dan kehilangan data. Menilai sistem secara rutin dan menjadwalkan pembaruan merupakan strategi yang diusulkan oleh Dharmesti dan Djamhuri (2017) untuk menghindari potensi tindakan kecurangan oleh pengguna serta untuk mengidentifikasi potensi kerentanannya. Kemudian, Suryani et al. (2021) menjelaskan bahwa penggunaan teknologi forensik komputer dapat mendukung proses audit dengan memberikan kemampuan bagi auditor dalam melakukan investigasi guna mengidentifikasi tanda-tanda kecurangan. Penelitian yang dilakukan oleh Tang dan Karim (2019) juga menunjukkan bahwa kecurangan dapat timbul akibat adanya faktor-faktor yang tercantum dalam *fraud triangle*, termasuk tekanan, peluang, dan rasionalisasi. Oleh karena itu, data analytics dapat berperan sebagai salah satu alat yang berguna dalam mendeteksi tanda-tanda kecurangan melalui pengenalan anomali yang dapat dianalisis lebih lanjut dalam upaya penyelidikan.

Saat ini, auditor menghadapi berbagai tantangan dalam mengimplementasikan Standar Auditing Internal (Rosati et al., 2019), seperti yang diuraikan dalam panduan yang dikeluarkan oleh *The Institute of Internal Auditors* (2017). Salah satu tantangan utamanya adalah pemanfaatan teknologi informasi dalam proses audit. Dalam konteks ini, teknologi informasi memungkinkan auditor untuk mengidentifikasi dan menilai risiko kesalahan material yang dapat memengaruhi pemahaman tentang entitas dan lingkungan audit (Bendermacher, 2017). Auditor juga diharuskan memiliki pemahaman yang mendalam tentang bagaimana laporan keuangan dibuat di dalam perusahaan (*in-house*), serta perlu mengidentifikasi proses bisnis, perangkat lunak atau aplikasi yang terlibat, dan infrastruktur teknologi informasi yang digunakan (YPIA, 2023).

Seiring dengan perkembangan teknologi, terdapat tantangan tambahan dalam penggunaan *data analytics* dalam audit, seperti yang disoroti oleh Dimitris Balios et al., (2020). Hal ini mencakup kebutuhan auditor untuk memiliki pengetahuan dan keterampilan yang memadai dalam *data analytics*, serta menghadapi risiko hilangnya data akibat serangan siber atau kesalahan selama proses pengumpulan data. Mendeteksi kecurangan dalam era teknologi informasi bukanlah tugas yang mudah, sehingga auditor harus memiliki pemahaman teknologi yang lebih mendalam. Selain dari bukti internal, auditor juga harus mencari bukti eksternal, sebagaimana dikemukakan oleh Tang dan Karim, (2019).

Kristiyani dan Hamidah (2022) mencatat bahwa kurangnya pemahaman dan pemanfaatan teknologi berdampak negatif pada proses audit. Oleh karena itu, auditor dituntut untuk meningkatkan pemahaman mereka tentang teknologi, meningkatkan akuntabilitas kinerja, dan menerapkan praktik keamanan data yang baik untuk mengurangi potensi kecurangan. *Data analytics* adalah salah satu aspek teknologi informasi yang dapat membantu auditor untuk meningkatkan kinerja audit mereka. Semakin baik pemahaman auditor tentang perkembangan teknologi informasi, semakin baik pula kinerja mereka dalam proses audit (Zaleha & Novita, 2021).

Selain itu, penting bagi auditor untuk memiliki keyakinan tentang validitas data yang mereka gunakan dan untuk fokus pada keamanan data (Chu & Yong, 2021). Hal ini dapat dicapai dengan memeriksa dan mengidentifikasi sumber data yang digunakan sebagai langkah pencegahan terhadap kecurangan, seperti yang dijelaskan oleh Oktavia (2015). Penelitian ini membawa inovasi dengan

memasukkan konsep *data analytics* sebagai alat pemanfaatan teknologi informasi oleh auditor dalam upaya mereka untuk mendeteksi kecurangan dalam perusahaan, yang merupakan kemajuan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

Penelitian ini didorong oleh kebutuhan akan pendekatan baru dalam mendeteksi tanda-tanda kecurangan di perusahaan, khususnya melalui pemanfaatan *data analytics*. Sebelumnya, banyak penelitian telah menyoroti tantangan yang dihadapi auditor dalam mengidentifikasi *fraud* secara efektif, terutama dalam konteks kecepatan dan volume transaksi yang semakin kompleks. Namun, kurangnya penelitian yang secara khusus menggali persepsi auditor internal tentang penggunaan *data analytics* dalam mendukung upaya pencegahan dan deteksi *fraud* menjadi kekosongan dalam literatur.

Perbedaan utama dari riset terdahulu adalah fokus pada persepsi auditor internal, yang memiliki peran penting dalam memberikan rekomendasi kepada manajemen terkait keandalan laporan audit dan indikasi *fraud*. Sementara penelitian sebelumnya cenderung berfokus pada efektivitas teknik-teknik *data analytics* dalam mendeteksi *fraud* tanpa mempertimbangkan persepsi dan tanggapan auditor. Oleh karena itu, penelitian ini berkontribusi dengan mengisi celah pengetahuan ini dan mengeksplorasi persepsi auditor internal terhadap penggunaan *data analytics* dalam mendeteksi *fraud*.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan tambahan kepada auditor internal, membantu mereka memahami potensi dan manfaat teknologi *data analytics* dalam mendeteksi kecurangan. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi pedoman praktis bagi praktisi audit dan manajemen dalam mengambil keputusan terkait implementasi *data analytics* dalam upaya meningkatkan kualitas audit dan mengurangi risiko kecurangan di perusahaan. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan praktis dari temuan untuk meningkatkan efektivitas audit dan pengelolaan risiko *fraud* di perusahaan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi dampak penggunaan *data analytics* dalam mengidentifikasi tanda-tanda *fraud* menurut persepsi auditor. Sampel penelitian ini terdiri dari auditor internal, mengingat tanggung jawab mereka dalam memberikan rekomendasi tentang kesesuaian, keandalan, relevansi, dan ketiadaan kesalahan material dalam laporan audit yang disajikan kepada manajemen, termasuk indikasi *fraud*.

TINJAUAN PUSTAKA

Kecurangan (*Fraud*)

Kecurangan (*fraud*) adalah tindakan sengaja untuk menipu atau mengecoh dengan maksud merugikan pihak lain, baik individu, organisasi, atau perusahaan (Tang & Karim, 2019). Kecurangan dapat mengambil berbagai bentuk dan sering kali melibatkan penyalahgunaan kepercayaan, informasi, atau *asset* (Kusuma, 2020). Salah satu contoh umum kecurangan adalah penipuan keuangan, di mana orang atau organisasi berupaya memanipulasi catatan keuangan atau laporan keuangan untuk tujuan keuntungan pribadi atau untuk menipu para pemangku kepentingan (Tang & Karim, 2019). Selain itu, kecurangan dapat mencakup hal-hal

seperti korupsi, penyalahgunaan wewenang, atau pencurian aset perusahaan (Nugraheni & Triatmoko, 2018). Dampak dari kecurangan bisa sangat merugikan secara finansial, merusak reputasi, dan merugikan hubungan bisnis dan masyarakat secara luas (Christian & Veronica, 2022). Oleh karena itu, penting untuk mendeteksi, mencegah, dan menangani kasus kecurangan sebagai bagian integral dari manajemen risiko dan tata kelola perusahaan yang efisien (Meini et al., 2023). Banyak organisasi menerapkan kontrol internal dan prosedur pemeriksaan internal untuk mengidentifikasi dan mengurangi risiko kecurangan. Selain itu, teknologi seperti *data analytics* juga digunakan untuk membantu mendeteksi pola kecurangan yang mungkin sulit diidentifikasi secara manual (YPIA, 2023). Di berbagai yurisdiksi, tindakan kecurangan bisa menghadapi tuntutan hukum, baik perdata maupun pidana, tergantung pada tingkat keparahan kecurangan yang terlibat. Kecurangan merugikan banyak pihak, sehingga pencegahan dan deteksi kecurangan menjadi fokus utama dalam manajemen dan praktik bisnis (Hall, 2011).

Data Analytics

Big data analytics adalah suatu metode analisis data yang menitikberatkan pada pengolahan dan pemahaman data dalam skala yang sangat besar dan kompleks. *Data analytics* adalah proses pengujian, mengeksplorasi, dan transformasi data besar dengan tujuan mengenali informasi yang berharga, menyusun kesimpulan, serta mendukung pengambilan keputusan yang akurat (Ghavami, 2020). Saat ini, hampir seluruh sektor memanfaatkan *big data analytics* untuk meningkatkan produktivitas dan pendapatan dengan biaya yang lebih terjangkau. Selain itu, *data analytics* berperan sebagai alat prediktif, analisis perilaku, kemampuan untuk menganalisis dinamika pasar, mengoptimalkan harga, memproyeksikan potensi risiko keamanan, serta mendeteksi kecurangan, di antara manfaat lainnya. Penggunaan *data analytics* dalam mendeteksi kecurangan merujuk pada pemanfaatan perangkat lunak analitik untuk mengidentifikasi tren, pola, anomali, serta data yang berada di luar norma dalam sebuah set data. Ini berkaitan dengan perubahan signifikan dalam cara data diproduksi, disimpan, dan dikelola di era digital saat ini. Dalam dunia yang semakin terhubung, organisasi dihadapkan pada jumlah data yang terus bertumbuh dengan cepat, termasuk data yang memiliki struktur yang jelas maupun yang tidak terstruktur. Pendekatan *big data analytics* dirancang untuk menggali dan mengeksplorasi data-data tersebut (Ghavami, 2020). Penerapan *big data analytics* memberikan sejumlah keuntungan, seperti kemampuan untuk mengambil keputusan yang lebih berdasarkan informasi, mengidentifikasi peluang bisnis, meningkatkan efisiensi operasional, dan merespons perubahan pasar dengan lebih cepat. Oleh karena itu, strategi yang bijak dalam mengintegrasikan *big data analytics* ke dalam organisasi sangat penting untuk meraih manfaat penuh dari analisis data besar ini.

Pengaruh Data Analytics Terhadap Identifikasi Kecurangan

Data analytics adalah sebuah proses yang melibatkan pemeriksaan, identifikasi, dan transformasi data besar dengan tujuan utama untuk mengungkap informasi yang bernilai, menyimpulkan temuan, dan mendukung pengambilan

keputusan yang akurat (Ghavami, 2020). Dalam konteks penggunaan teknologi informasi yang terus berkembang, seperti *big data*, auditor dapat memanfaatkannya untuk melakukan analisis data yang luas dan memeriksa berbagai sumber untuk mencari bukti audit. Namun, dalam melakukan hal ini, auditor juga harus tetap memastikan keabsahan bukti audit yang diperoleh (Dimitris Balios et al., 2020). Elisabeth (2019) menjelaskan bahwa peran teknologi informasi dalam prosedur audit adalah untuk meningkatkan efektivitas pemeriksaan. Dengan bantuan teknologi informasi, auditor dapat mengidentifikasi kelemahan dalam pengendalian internal yang memiliki potensi untuk menyebabkan kesalahan atau kecurangan. Sistem terintegrasi memberikan manfaat tambahan karena meningkatkan aliran informasi di seluruh departemen, menghilangkan komunikasi yang salah antar departemen, dan membantu melindungi data dari pencurian atau kehilangan (Firmansyah, 2021).

Dalam upaya mencegah kecurangan dan menjaga keamanan data, perlu ada evaluasi rutin dan jadwal pembaruan sistem (Handoko et al., 2020). Data yang tersimpan dengan aman dan dianalisis dengan baik dapat memberikan panduan yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan bisnis di masa depan (Aboud et al., 2020). Manfaat dari *data analytics* meliputi kemampuan untuk mendeteksi kecurangan, mengidentifikasi penipuan yang lebih substansial, serta memberikan wawasan tentang seberapa kuatnya pengendalian internal perusahaan beroperasi (Dimitris Balios et al., 2020). Lambrechts et al. (2021) menyoroti fleksibilitas *data analytics* dalam berbagai jenis bisnis dan potensi penggunaannya dalam mendeteksi penipuan, yang merupakan bagian penting dari manajemen risiko. Data besar dapat memberikan bukti yang *real-time*, menjadikan informasi tersebut relevan dan bermanfaat dalam waktu nyata (Putra et al., 2022).

Selain itu, penggunaan *computer forensic* sebagai alat teknologi dalam proses audit dapat membantu auditor dalam melakukan investigasi untuk mendeteksi kecurangan (Suryani et al., 2021). Tang dan Karim (2019) menambahkan bahwa faktor-faktor yang menjadi dasar terjadinya kecurangan, seperti tekanan, peluang, dan rasionalisasi, dapat diidentifikasi melalui data analytics dengan mendeteksi anomali yang memerlukan penyelidikan lebih lanjut (Meini et al., 2023). Meskipun *data analytics* memiliki manfaat yang signifikan, tantangan juga ada. Diantaranya adalah tingkat pengetahuan dan keterampilan auditor dalam menggunakan *data analytics*, dan risiko kehilangan data akibat serangan siber atau selama proses pemilihan data (Dimitris Balios et al., 2020). Mendeteksi penipuan adalah tugas yang sulit dan memerlukan pengetahuan teknis, terutama dalam kasus di mana auditor perlu mencari bukti yang kontradiktif dengan tujuan bisnis (Tang & Karim, 2019). Kristiyani dan Hamidah (2022) menyoroti kurangnya pengetahuan dan pemanfaatan teknologi sebagai faktor yang mempengaruhi proses audit, dan menggarisbawahi pentingnya pemahaman teknologi serta peningkatan akuntabilitas dan keamanan data. Zaleha dan Novita (2021) menekankan bahwa semakin baik pemahaman auditor tentang perkembangan teknologi informasi, semakin baik pula kinerja audit mereka. Selain itu, auditor harus memiliki keyakinan terhadap validitas data yang digunakan dan harus fokus pada keamanan data dengan memeriksa dan mengidentifikasi sumber data sebagai langkah preventif terhadap kecurangan (Oktavia, 2015).

Dalam penelitiannya, Suryani et al., (2021) menjelaskan peran teknologi informasi dalam praktik audit untuk membantu pengungkapan *fraud* di Indonesia masih memerlukan peningkatan, baik dari sisi regulasi, standar, kompetensi, maupun etika. Sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Tang & Karim, (2019) yang menjelaskan bahwa dengan menggunakan *big data analytic* dapat membantu mendeteksi *fraud*. Kristiyani & Hamidah, (2020) menyoroti kurangnya pengetahuan dan pemanfaatan teknologi sebagai faktor yang mempengaruhi proses audit, sementara Zaleha & Novita, (2021) menekankan bahwa semakin baik pemahaman auditor tentang perkembangan teknologi informasi, semakin baik pula kinerja audit mereka. Secara keseluruhan pengaruh *data analytic* dalam pemeriksaan internal membantu Auditor Internal dalam mendeteksi *fraud*. Dari uraian yang telah disampaikan dapat dibuat hipotesisnya, yaitu:

H1: Penggunaan *Data Analytics* dalam Pemeriksaan Internal Berpengaruh Positif Terhadap Deteksi *Fraud*.

METODOLOGI PENELITIAN

Populasi dan Sampel

Populasi yang menjadi fokus dalam penelitian ini adalah auditor internal yang bekerja diperusahaan pembiayaan yang berada di DKI Jakarta. Alasan pemilihan DKI Jakarta sebagai lokasi penelitian adalah karena signifikan kemajuan ilmu pengetahuan dan teknologi yang lebih merata diakses oleh masyarakat di wilayah ini. Hal ini berdampak positif pada perusahaan di DKI Jakarta, di mana teknologi, termasuk penggunaan *data analytics*, telah menjadi bagian integral dalam upaya meningkatkan kualitas audit.

Metode pengambilan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah *nonprobability sampling*, dengan jenis teknik sampel *purposive sampling*. Teknik ini memungkinkan peneliti untuk memilih sampel berdasarkan kriteria-kriteria tertentu yang telah ditetapkan sebelumnya. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa sampel yang dipilih memiliki kemampuan dan pengalaman yang relevan untuk menjawab permasalahan penelitian, sesuai dengan pendekatan yang diuraikan oleh (Sugiyono, 2022). Sampel penelitian harus memenuhi beberapa kriteria, termasuk menjadi auditor internal di perusahaan pembiayaan di DKI Jakarta, memiliki pemahaman tentang dan menggunakan *data analytics* dalam proses audit, menjadi anggota organisasi profesi, memiliki sertifikasi profesi yang sesuai, dan memiliki pengalaman kerja sebagai auditor internal selama setidaknya satu tahun.

Jumlah populasi auditor internal yang bekerja di perusahaan pembiayaan di DKI Jakarta bersifat tidak terbatas dan sulit untuk diidentifikasi secara pasti. Karena populasi dalam penelitian ini tidak diketahui jumlahnya, Riduwan dan Akdon (2013) dalam penelitian Nasution (2019) menjelaskan rumus dalam menghitung sampel pada populasi yang tidak diketahui adalah sebagai berikut :

$$n = \left[\frac{Z_{\alpha/2} \cdot \sigma}{\varepsilon} \right]^2$$

Keterangan:

- n : Jumlah sampel
- Z_{α} : Nilai tabel Z = 0,05
- σ : Standar deviasi
- ε : Margin error

Dengan demikian perhitungan sampel penelitian ini adalah:

$$n = \left[\frac{Z_{\alpha/2} \cdot \sigma}{\varepsilon} \right]^2 = n = \left[\frac{(1,96) \cdot (0,05)}{0,05} \right]^2 = 96,04 = 96$$

Berdasarkan perhitungan menggunakan rumus untuk populasi tak terbatas dengan tingkat kepercayaan sebesar 95%, ditemukan bahwa sampel yang diambil adalah sekitar 96,04 atau 96 sampel. Oleh karena itu, dalam penelitian ini digunakan rumus untuk populasi yang tidak terbatas, sesuai dengan metode yang dijelaskan oleh Riduwan dan Akdon (2013) dalam bukunya yang berjudul “*Rumus dan Data Dalam Analisis Statistika*”. Tujuan penggunaan rumus ini adalah untuk memilih sampel yang dapat mewakili sebagian dari populasi yang sangat besar tersebut.

Teknik Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data diperoleh melalui metode pengumpulan data primer dengan menggunakan kuesioner yang disebar kepada responden yang telah ditentukan sebelumnya. Penelitian ini khususnya mengambil sampel auditor internal yang bekerja di perusahaan pembiayaan di wilayah DKI Jakarta, sesuai dengan kriteria tertentu yang telah ditetapkan sebelumnya. Tujuan penggunaan kuesioner adalah untuk memperoleh wawasan dan informasi dari para responden yang berperan penting dalam penelitian ini. Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari skor yang diberikan oleh responden untuk setiap indikator variabel yang terdapat dalam kuesioner yang mereka isi. Penelitian ini menggunakan skala *Likert* yang terdiri dari empat pilihan, yaitu 1 untuk "Sangat Tidak Setuju (STS)," 2 untuk "Tidak Setuju (TS)," 3 untuk "Kurang Setuju (TS)," 4 untuk "Setuju (S)," dan 5 untuk "Sangat Setuju (SS)."

Operasional Variabel

Di bawah ini tercantum variabel-variabel operasional yang akan digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 1. Operasional Variabel

Variabel Independen	Operasional Variabel	Indikator
Data Analytics (X)	<i>Analytics Strategy</i> (Strategi Analisis)	Penggunaan <i>data analytics</i> Pengetahuan <i>data analytics</i>
	<i>Analytics Governance</i> (Tata Kelola Analisis)	Keterbukaan (<i>Transparency</i>) Akuntabilitas (<i>Accountability</i>) Pertanggungjawaban (<i>Responsibility</i>)

Variabel Independen	Operasional Variabel	Indikator
Identifikasi Fraud (Y)		Independensi (<i>Independency</i>)
		Keadilan (<i>Fairness</i>)
	<i>Analytics Framework</i> (Kerangka Kerja Analisis)	Pengelolaan <i>data analytics</i>
	<i>Analytics Community</i> (Komunitas Analisis)	Infrastruktur teknologi
		Manfaat dan tujuan <i>data analytics</i>
	<i>Pressure</i> (Tekanan)	Efisiensi biaya yang sangat ketat
	Target profit yang tinggi	
	Pengendalian yang sangat ketat	
	Kondisi/situasi	
	Hubungan istimewa	
	Sistem pengendalian dan pendokumentasian data	
	<i>Rationalization</i> (Rasionalisasi)	<i>Management override</i>

Metode Pengukuran

Pendekatan analisis data melibatkan penggunaan berbagai teknik seperti analisis deskriptif, evaluasi validitas, pengukuran reliabilitas, dan juga penerapan model *structural equation modeling* (SEM) dengan bantuan perangkat STATA versi 14. Pengujian validitas bertujuan untuk menilai apakah suatu kuesioner dapat dianggap valid atau tidak. Dalam pengujian validitas, indikator dianggap valid jika *loading factor* yang dihasilkan lebih besar atau sama dengan 0,50, sementara *loading factor* yang lebih kecil dari 0,50 dianggap tidak valid dan harus dihilangkan (Kurniawan, 2019). Sementara itu, pengujian reliabilitas digunakan untuk mengevaluasi konsistensi antara setiap item pertanyaan saat diuji dengan alat ukur yang sama (Kurniawan, 2019). *Cronbach's alpha* adalah metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keandalan. Tingkat reliabilitas dapat diterima jika nilai *cronbach's alpha* lebih besar atau sama dengan 0,70, sesuai dengan penelitian sebelumnya (Kurniawan, 2019). Sebagaimana dijelaskan oleh (Siregar, 2018), tingkat validitas dan reliabilitas memiliki kriteria tertentu, yaitu:

Tabel 2. Tingkat Uji Validitas dan Realibilitas

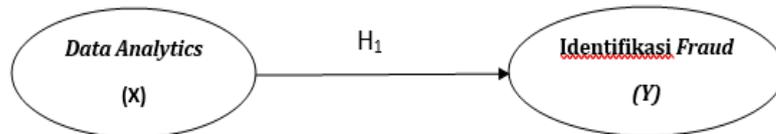
Koefiean Korelasi	Korelasi	Hasil dari Validitas
$r_{xy} < 0,20$	Sangat Rendah	Sangat Buruk
$0,20 \leq r_{xy} < 0,40$	Rendah	Buruk
$0,40 \leq r_{xy} < 0,70$	Sedang	Cukup Baik
$0,70 \leq r_{xy} < 0,90$	Tinggi	Baik
$0,90 \leq r_{xy} < 1,00$	Sangat Tinggi	Sangat Baik

Sumber: (Siregar, 2018)

Analisis model *structural equation modeling* (SEM) dilakukan dengan menguji kecocokan model (Uji Kecocokan Model) untuk mengevaluasi hubungan antara variabel-variabel. Untuk mengukur kecocokan model ini, digunakan kriteria seperti *Tucker-Lewis Index / Non-Normed Fit Index* (TLI/NNFI), di mana $TLI \geq 0.90$

menunjukkan tingkat kecocokan yang baik, sedangkan nilai antara 0,80 hingga 0,90 dapat dianggap sebagai kecocokan marginal (Kurniawan, 2019). Selain itu, *Comparative Fit Index* (CFI) juga digunakan, di mana $CFI \geq 0.90$ menunjukkan tingkat kecocokan yang baik, dan nilai antara 0,80 hingga 0,90 sering disebut sebagai kecocokan marginal. Untuk menguji hipotesis dan menentukan apakah ada pengaruh signifikan antara variabel independen dan variabel dependen, kriteria yang digunakan adalah nilai probabilitas (*p-value*). Jika nilai *p-value* ≤ 0.05 , maka variabel indikator dianggap signifikan, yang berarti ada pengaruh signifikan antara *variabel independen* dan *variabel dependen*. Sebaliknya, jika *p-value* ≥ 0.05 , variabel indikator dianggap tidak signifikan (Kurniawan, 2019). Dalam penelitian ini, tingkat signifikansi ditetapkan pada 5% (0.05).

Gambar 1. Model Penelitian



Sumber: Diolah peneliti, 2024

Dari Gambar 1. diatas dapat dijelaskan penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki bagaimana penggunaan *data analytics* memengaruhi kemampuan dalam mendeteksi dan mencegah kecurangan dalam transaksi bisnis atau keuangan, yang dikenal sebagai identifikasi *fraud*. *Data analytics* merupakan proses analisis data yang digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan. Hipotesis yang diajukan adalah bahwa semakin efektif penggunaan *data analytics*, semakin baik juga kemampuan dalam mengidentifikasi *fraud*. Metode penelitian akan menggunakan analisis statistik seperti regresi, korelasi, atau uji t. Untuk mengukur *data analytics* dan identifikasi *fraud*, berbagai indikator akan digunakan, termasuk jumlah dan jenis data yang digunakan, metode dan alat analisis yang diterapkan, serta frekuensi, jenis, dampak, dan penanganan kecurangan yang teridentifikasi. Data akan dikumpulkan melalui survei dari sumber yang valid dan reliabel.

Selain menyajikan temuan hasil penelitian, penelitian ini juga akan memberikan saran dan rekomendasi untuk meningkatkan penerapan *data analytics* dan identifikasi *fraud* di masa depan. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini akan memberikan kontribusi yang berarti dalam memperluas pemahaman dan praktik di bidang *data analytics* dan identifikasi *fraud*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dibawah ini adalah ringkasan informasi mengenai responden, seperti usia, sertifikasi profesi, pengalaman kerja, posisi terakhir, dan keanggotaan profesi dari 97 auditor yang memenuhi persyaratan dalam penyebaran kuesioner melalui tautan *microsoft forms*.

Tabel 3. Deskripsi Responden

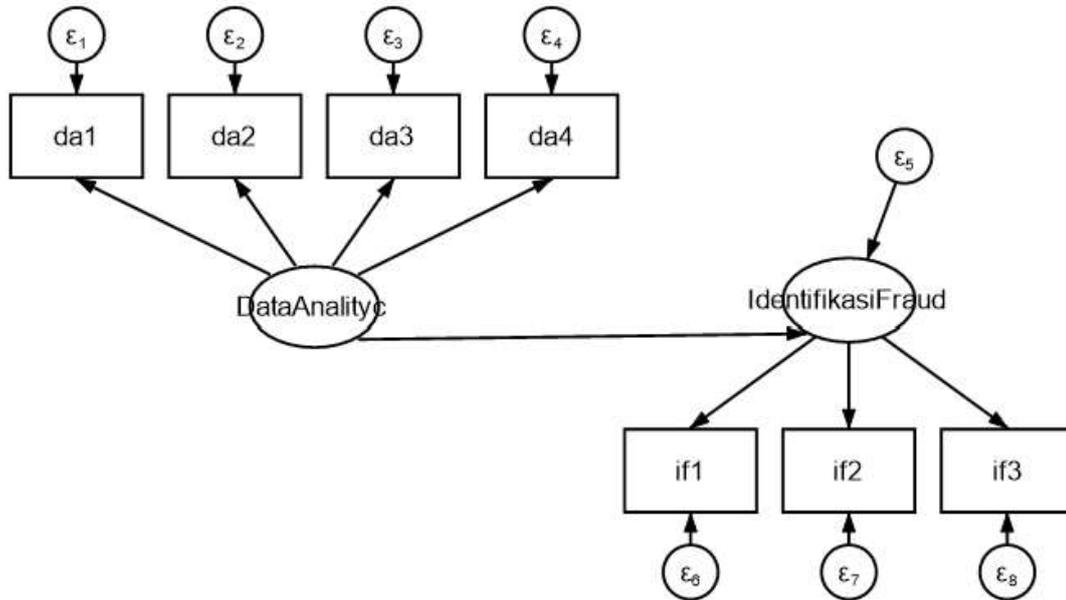
Analisi Deskriptif	n	%
Jenis Kelamin		
Laki-Laki	68	70%
Perempuan	29	30%
Usia		
20 – 30 Tahun	11	11%
31 – 40 Tahun	48	49%
41 – 50 Tahun	30	31%
>51 Tahun	8	8%
Sertifikasi Profesi		
Qualified Internal Auditor (QIA)	11	11%
Certified Internal Auditor (CIA)	21	22%
Professional Internal Auditor (PIA)	13	13%
Certified Internal Audit Executive (CIAE)	19	20%
Certified Internal Audit Officer (CIAO)	17	18%
Lainnya	16	16%
Lama Bekerja		
1 – 3 Tahun	6	6%
4 – 5 Tahun	22	23%
6 – 8 Tahun	46	47%
>8 Tahun	23	24%
Posisi Terakhir Bekerja		
Audit Manager	16	16%
Supervisor	23	24%
Team Leader	30	31%
Team Member	19	20%
Lainnya	9	9%
Anggota Keprofesian		
<i>The Institute of Internal Auditor Indonesia (IIAI)</i>	40	41%
Profesi Auditor Internal Indonesia (PAII)	23	24%
Asosiasi Auditor Internal (AAI)	18	19%
Lainnya	16	16%
Lokasi Bekerja		
Jakarta Barat	40	41%
Jakarta Pusat	35	36%
Jakarta Selatan	11	11%
Jakarta Timur	9	9%
Jakarta Utara	2	2%

Sumber: Data primer diolah peneliti, 2024

Data kami dihimpun dari 97 auditor internal yang mewakili berbagai Perusahaan jasa keuangan di wilayah DKI Jakarta. Melalui analisis deskriptif, kami berusaha untuk memberikan gambaran yang jelas tentang distribusi data dalam tujuh kategori yang berbeda, mulai dari jenis kelamin hingga lokasi tempat bekerja. Hasil analisis kami menunjukkan bahwa mayoritas auditor internal adalah pria (sekitar 70%), dengan rentang usia 41-50 tahun menjadi yang paling umum (sekitar

31%). Sekitar 22% dari mereka memiliki sertifikasi Certified Internal Auditor, sementara 24% telah bekerja lebih dari 8 tahun. Mayoritas dari mereka menjabat sebagai Team Leader (sekitar 31%) dan tergabung dalam The Institute of Internal Auditor Indonesia (sekitar 41%). Lokasi kerja terbanyak adalah Jakarta Barat, mencakup sekitar 41% dari total sampel. Temuan ini memberikan wawasan yang berharga tentang profesi auditor internal di DKI Jakarta dan dapat menjadi landasan penting untuk penelitian selanjutnya.

Gambar 2. Structural Equation Modeling (SEM)



Sumber: Data aplikasi Stata, 2024

Berdasarkan gambar *Structural Equation Modeling (SEM)* pada Gambar 2 *data analytic* adalah sebuah konstruk laten yang tidak dapat diukur secara langsung, tetapi dapat diperkirakan dari empat variabel yang terukur, yaitu *da1*, *da2*, *da3*, dan *da4*. Variabel-variabel ini memiliki kesalahan pengukuran yang ditunjukkan oleh ϵ_1 , ϵ_2 , ϵ_3 , dan ϵ_4 . *Identifikasi Fraud* juga adalah sebuah konstruk laten yang tidak dapat diukur secara langsung, tetapi dapat diperkirakan dari tiga indikator, yaitu *if1*, *if2*, dan *if3*. Indikator-indikator ini juga memiliki kesalahan pengukuran yang ditunjukkan oleh ϵ_6 , ϵ_7 , dan ϵ_8 . Selain itu, konstruk *identifikasi fraud* juga memiliki kesalahan struktural yang ditunjukkan oleh ϵ_5 . Model ini mengasumsikan bahwa *data analytic* memiliki pengaruh positif terhadap *identifikasi fraud*, yang ditunjukkan oleh panah yang menghubungkan kedua konstruk tersebut.

Uji Validitas

Tabel 4. Uji Validitas Variabel *Data Analytics*

Variabel	Indikator	Correlation Coefficient	Cut Off	Correlation	Hasil
<i>Data</i>	Strategi Analisis	0,8386	0,50	<i>High</i>	<i>Valid</i>

Variabel	Indikator	Correlation Coeficient	Cut Off	Correlation	Hasil
<i>Analytics</i>	Tata Kelola Analisa	0,9051	0,50	<i>Very High</i>	<i>Valid</i>
	Kerangka Kerja Analisis	0,8266	0,50	<i>High</i>	<i>Valid</i>
	Komunitas Analisa	0,8195	0,50	<i>High</i>	<i>Valid</i>

Sumber: Data primer diolah peneliti, 2024

Berdasarkan hasil uji validitas pada variabel *data analytics* yang tercantum dalam Tabel 4, terlihat bahwa indikator *analytics governance* menunjukkan tingkat korelasi yang sangat tinggi, yakni sebesar 0.9051, yang dapat dikategorikan sebagai sangat tinggi karena nilainya $\geq 0,90$. Sementara itu, indikator *analytics strategy*, *analytics framework*, dan *analytics community* menunjukkan tingkat korelasi yang tinggi, karena nilai yang dihasilkan $\geq 0,70$. Semua indikator pada variabel *data analytics* dianggap valid karena memiliki nilai korelasi $\geq 0,50$.

Tabel 5. Uji Validitas Identifikasi *Fraud*

Variabel	Indikator	Correlation Coeficient	ut Off	Correlation	Hasil
Identifikasi <i>Fraud</i>	<i>Pressure</i>	0,9006	0,50	<i>Verry High</i>	<i>Valid</i>
	<i>Opportunity</i>	0,9098	0,50	<i>Very High</i>	<i>Valid</i>
	<i>Rationalization</i>	0,8832	0,50	<i>High</i>	<i>Valid</i>

Sumber: Data primer diolah peneliti, 2024

Kemudian, dalam Tabel 5 diuraikan bahwa variabel identifikasi *fraud* menunjukkan korelasi yang sangat tinggi antara indikator tekanan dan peluang, dengan nilai korelasi $\geq 0,90$, sementara indikator rasionalisasi menunjukkan korelasi tinggi dengan nilai $\geq 0,70$. Semua indikator pada variabel pendeteksian kecurangan dianggap valid karena memiliki nilai $\geq 0,50$.

Uji Reliabilitas

Berdasarkan data pada Tabel 6, dapat dilihat bahwa nilai *cronbach alpha* untuk variabel *data analytics* adalah 0,9019, melebihi batas minimum reliabilitas sebesar 0,70 atau $0,9019 > r$ tabel 0,159, menunjukkan tingkat korelasi yang sangat tinggi. Begitu juga dengan variabel pendeteksian kecurangan, yang memiliki *cronbach alpha* sebesar 0,9046, melebihi batas reliabilitas 0,70 atau $0,9046 > r$ tabel 0,159, dengan tingkat korelasi yang sangat tinggi (*very high*). Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa semua pernyataan pada masing-masing variabel *data analytics* dan variabel pendeteksian kecurangan dapat diandalkan dan memiliki tingkat reliabilitas yang tinggi.

Tabel 6. Uji Reliabilitas

Variabel	Cronbach's Alpha	Standar Reliabilitas / r tabel	Correlation	Keterangan
Data Analytics	0,9019	0.70/0,159	Verry High	Reliable
Identifikasi Fraud	0,9046	0.70/0,159	Verry High	Reliable

Sumber: Data primer diolah peneliti, 2024

Uji Goodness of Fit

Tabel 7. Uji Goodness of Fit

Kriteria	Hasil Goodness of Fit	Cut-off Value	Evaluasi Model
X ² -Chi Square	0,000	>0,05	Diterima
TLI	0,916	≥0,90	Good Fit
CFI	0,923	≥0,90	Good Fit

Sumber: Data primer diolah peneliti, 2024

Berdasarkan hasil dari Tabel 7 X²-chi square, dapat disimpulkan bahwa nilai yang diperoleh cukup baik dengan nilai 0,000 < 0,05, sehingga dapat diterima. Semakin kecil nilai X², semakin baik pula kinerja model tersebut. Selain itu, hasil dari tucker-lewis index/non-normed fit index (TLI/NNFI) sebesar 0,916 ≥ 0,90, dan nilai dari comparative fit index (CFI) sebesar 0,923 ≥ 0,90, menunjukkan bahwa model ini memiliki tingkat kesesuaian yang baik, mengindikasikan bahwa kriteria goodness of fit telah memenuhi nilai cut off, dan evaluasi terhadap model tersebut dapat dianggap baik.

Pembahasan

Berdasarkan hasil uji hipotesis yang terdokumentasi dalam Tabel 8, terlihat adanya korelasi positif signifikan antara variabel data analytics dan identifikasi fraud. Nilai estimasi yang dihasilkan adalah 0,8263425, dengan nilai Z sebesar 19,45 dan probabilitas sebesar 0,000. Hasil ini menunjukkan signifikansi pada tingkat α 0,05 (0,000 < 0,05). Kesimpulannya, dapat disarankan bahwa penerapan data analytics secara positif mempengaruhi kemampuan auditor internal dalam identifikasi potensi fraud selama proses audit.

Tabel 8. Hubungan Antar Variabel

Hubungan	Estimate	Z	P> z	Keterangan
Data Analytics → Identifikasi Fraud	0,8263425	19,45	0,000	Signifikan

Sumber: Data primer diolah peneliti, 2024

Diketahui bahwa penggunaan data analytics dapat memberikan informasi kepada auditor tentang adanya anomali yang mungkin mengindikasikan fraud dan

potensi risiko. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya, seperti studi oleh Tang & Karim, (2019), Dimitris Balios et al., (2020), dan Syahputra & Afnan, (2020), yang menunjukkan bahwa teknologi digital, termasuk *data analytics*, dapat membantu mendeteksi kecurangan yang mungkin disebabkan oleh tekanan, peluang, dan rasionalisasi dalam *fraud triangle*.

Suryani et al., (2021) juga menyatakan bahwa penggunaan *computer forensic* dalam proses audit dapat menjadi alat yang bermanfaat untuk investigator dalam mendeteksi kecurangan. Pendekatan deskriptif, diagnostik, dan prediktif yang terintegrasi dalam *data analytics* dapat memperkuat kemampuan auditor selama audit. Hasil ini sejalan dengan temuan Silva et al., (2019), yang menunjukkan bahwa pendekatan deskriptif, diagnostik, dan prediktif dalam penggunaan *data analytics* dapat mendeteksi potensi kecurangan sejak awal.

Pendekatan deskriptif memungkinkan auditor untuk mengeksplorasi korelasi dalam jumlah data, memudahkan mereka mengidentifikasi dan fokus pada area tertentu yang perlu ditindaklanjuti. Pendekatan diagnostik melibatkan pembuatan pola dari data jurnal klien, memungkinkan auditor menganalisis tindakan yang dapat mengindikasikan potensi *fraud*. Auditor juga dapat memanfaatkan perbandingan data antara periode sebelumnya dan periode berjalan untuk mengambil keputusan dan menilai risiko yang mungkin terjadi di masa depan atau periode berikutnya.

Pemanfaatan *data analytics* dalam proses audit juga mempermudah tugas auditor dalam melakukan langkah-langkah analitis awal dan mengevaluasi serta menguji efektivitas implementasi pengendalian internal di perusahaan. Selain itu, *data analytics* dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan menilai risiko kesalahan materi (*misstatement*) melalui pemahaman terhadap entitas atau perusahaan yang sedang diaudit dan lingkungannya. Penerapan *data analytics* juga mendukung auditor dalam mengidentifikasi serta menilai risiko yang terkait dengan keputusan menerima atau melanjutkan penugasan audit. Penggunaan *big data analytics* memudahkan auditor dalam mengevaluasi risiko kebangkrutan atau kecurangan manajemen dengan tingkat tinggi pada entitas yang diaudit. Pada audit konvensional, auditor umumnya bekerja dengan sampel data, yang bisa menyebabkan kegagalan dalam mendeteksi *fraud* atau kesalahan. Sebaliknya, *big data analytics* menyajikan volume data yang besar, meningkatkan kemungkinan auditor menemukan *fraud* atau kesalahan yang mungkin terlewatkan dalam proses audit tradisional. Temuan ini sejalan dengan hasil Kristiyani & Hamidah, (2020) yang menekankan bahwa auditor perlu memahami teknologi untuk meningkatkan akuntabilitas kinerja dan menerapkan keamanan data yang baik demi meminimalkan risiko kecurangan.

Strategi analisis dalam *data analytics* bagi perusahaan dapat meningkatkan kualitas audit dengan memberikan informasi yang lebih *real time*. Oleh karena itu, untuk mencapai strategi analisis, diperlukan pengetahuan yang lebih baik dari auditor tentang penggunaan *data analytics* dalam proses audit. Data yang diolah harus disimpan dengan keamanan yang baik dan analisisnya dapat memberikan rekomendasi untuk perkembangan bisnis klien (Aboud et al., 2020). Salah satu langkah yang dapat diambil adalah memberikan pelatihan kepada auditor, mulai dari junior hingga partner, mengenai penggunaan *data analytics* (Zaleha & Novita, 2021). Mereka juga menekankan bahwa perkembangan teknologi dalam proses

audit berpengaruh pada kualitas audit, di mana pengetahuan auditor dalam perkembangan teknologi informasi meningkatkan kinerja audit.

Penting juga untuk memperhatikan tata kelola analitis, di mana komponen ini merupakan persiapan penting dalam pengembangan *data analytics*. Data yang diatur dan diolah harus akurat dan sesuai (Ghavami, 2020). Dalam membangun tata kelola analitis, transparansi menjadi fokus utama, yaitu *data analytics* yang digunakan dapat mendeteksi konsistensi data untuk menghasilkan informasi yang akurat. Akuntabilitas menuntut agar *data analytics* dapat membantu dalam pengambilan keputusan yang objektif, mendokumentasikan prosedur audit dari perencanaan hingga pelaporan. Selanjutnya, pertanggungjawaban diarahkan pada hasil dari proses *data analytics* yang dapat mencerminkan laporan audit yang bebas kesalahan materi. *Data analytics* bersifat independen karena diharapkan dapat membantu menjaga pengendalian mutu dan membantu auditor dalam mengambil sampel yang sangat luas, sehingga laporan hasil auditor dapat sesuai dengan hasil yang diperoleh. Terakhir, keadilan dalam tata kelola analitis menekankan bahwa hasil olahan *data analytics* dalam penyusunan kertas kerja audit sesuai dengan Standar Audit yang tercantum dalam Standar Internasional Praktik Profesional Audit Internal (SIPPAUI).

Audit berbasis risiko menjadi lebih efisien dengan penerapan *data analytics*. Penggunaan *data analytics* memungkinkan pengamatan menyeluruh terhadap populasi, meningkatkan akurasi pemetaan risiko, dan memusatkan perhatian pada area-area dengan risiko tinggi. Dalam konteks *fraud triangle*, tekanan untuk melakukan kecurangan dapat terindikasi saat perusahaan menerapkan efisiensi biaya yang ketat untuk mencapai pertumbuhan laba yang cepat atau target profit tinggi. *Data analytics* membantu auditor mengidentifikasi sinyal potensial kecurangan, memetakan data, dan menelusuri dokumen pendukung.

Selain itu, auditor perlu memiliki keyakinan terhadap validitas data dan fokus pada keamanan data dengan memeriksa serta mengidentifikasi sumber data. Peran *data analytics* juga mencakup deteksi dokumen tidak lengkap, perbedaan akun realisasi dari anggaran yang sama, dan pertanggungjawaban penggunaan anggaran yang belum selesai. Pengendalian internal yang lemah, bersama dengan rasionalisasi pelaku dan manajemen *override*, dapat menyebabkan kecurangan.

Sistem pengendalian dan pendokumentasian data yang kuat sangat penting untuk mencegah *fraud*, mengingat data saat ini merupakan aset yang perlu dilindungi. Sistem yang terintegrasi memberikan keuntungan dengan meningkatkan arus informasi antar departemen dan mengurangi risiko pencurian atau kehilangan data. Evaluasi serta jadwal pembaruan sistem juga diperlukan untuk menghindari potensi kecurangan oleh pengguna.

Analytics framework menjadi komponen penting dalam pengembangan *data analytics*, meningkatkan manajemen *data analytics*, dan memberikan manfaat pada kualitas audit. Pengelolaan *data analytics* harus memprioritaskan keamanan data serta pembaruan fitur yang dikelola oleh IT audit. Dalam era digital, auditor perlu memahami dan siap menghadapi perubahan teknologi, menggunakan *computer forensic* untuk mendeteksi *fraud*, dan melibatkan komunitas *analytics* dalam pengembangan *data analytics*.

Penggunaan teknologi informasi juga meningkatkan efektivitas prosedur audit. Auditor dapat mengidentifikasi kelemahan pengendalian internal dan potensi

kesalahan materi yang mengindikasikan kecurangan teknologi. Oleh karena itu, kemajuan perangkat lunak audit dapat memengaruhi kualitas audit, dan peran teknologi informasi menjadi krusial dalam proses audit.

SIMPULAN

Implikasi penelitian ini adalah bahwa dengan memahami persepsi auditor internal tentang penggunaan *data analytics* dalam mendeteksi kecurangan, manajemen dapat mengambil langkah-langkah konkrit untuk meningkatkan efektivitas praktik audit mereka. Dengan demikian, manajemen perusahaan dapat menerapkan strategi pengembangan sumber daya manusia dan teknologi yang lebih tepat sasaran untuk mendukung upaya deteksi *fraud* yang lebih efisien. Selain itu, hasil penelitian ini dapat memberikan landasan bagi pengembangan kurikulum pendidikan dan pelatihan yang relevan bagi auditor internal, sehingga mereka dapat memperoleh keterampilan dan pengetahuan yang diperlukan untuk memanfaatkan *data analytics* secara maksimal dalam pekerjaan mereka.

Secara lebih luas, pemahaman yang lebih baik tentang penggunaan *data analytics* dalam mendeteksi kecurangan juga dapat membawa implikasi positif bagi pembuat kebijakan, regulator, dan masyarakat umum. Dengan meningkatnya efektivitas deteksi *fraud*, diharapkan akan tercipta lingkungan bisnis yang lebih transparan dan akuntabel, yang pada gilirannya dapat meningkatkan kepercayaan investor dan pemangku kepentingan lainnya terhadap integritas perusahaan. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki potensi untuk mendukung upaya pencegahan kecurangan secara lebih luas dalam ekonomi dan masyarakat.

Berdasarkan hasil analisis, dapat disimpulkan bahwa penerapan *data analytics* memiliki dampak positif terhadap identifikasi *fraud*. Selain itu, penggunaan *data analytics* juga memberikan keuntungan lain bagi auditor, seperti memudahkan pengumpulan bukti, menetapkan populasi yang luas, memprediksi risiko, dan memfasilitasi analisis data secara cepat. Pemanfaatan *data analytics* oleh auditor internal diarahkan untuk meningkatkan kualitas audit yang disampaikan kepada manajemen, sehingga laporan hasil audit yang diberikan telah sesuai dan bebas dari kesalahan materiil dan upaya kecurangan.

Riset ini memberikan kontribusi yang berharga dengan fokus pada penggunaan *data analytics* dalam proses audit, terutama dalam upaya mengidentifikasi kecurangan. Namun, untuk riset lanjutan, disarankan untuk memperluas cakupan objek dan data penelitian. Pertama, melibatkan responden dari luar Pulau Jawa akan memberikan pandangan yang lebih holistik tentang penggunaan *data analytics* dalam proses audit di seluruh Indonesia. Hal ini akan memungkinkan untuk memahami perbedaan praktik audit antar wilayah dan kemungkinan faktor-faktor lingkungan yang memengaruhi penggunaan teknologi dalam audit. Selain itu, menambahkan variabel terkait penggunaan teknologi informasi dalam proses audit akan memperkaya pemahaman tentang bagaimana teknologi secara keseluruhan, tidak hanya *data analytics*, memengaruhi efektivitas audit dalam mendeteksi *fraud*. Implikasi dari penelitian lanjutan ini akan memberikan wawasan yang lebih mendalam bagi praktisi audit dan pihak terkait lainnya tentang pentingnya integrasi teknologi informasi dalam praktik audit

modern, serta membantu dalam mengidentifikasi area-area di mana pengembangan lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan efektivitas audit dalam mendeteksi kecurangan.

DAFTAR PUSTAKA

- About, A., Robinson, B., & Ireland, B. D. O. (2020). Fraudulent financial reporting and data analytics: an explanatory study from Ireland reporting. 2014. <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0079>
- Association of Certified Fraud Examiners Inc. (2022). Occupational Fraud 2022: A Report to the nations. In ACFE.com.
- Bendermacher, J. (2017). Audit Internal dan Audit Eksternal. In *Global and Perspectives and Insight* (Issue 8). The Institute of Internal Auditors, Inc.
- Christian, N., & Veronica, J. (2022). Dampak Kecurangan Pada Bidang Keuangan Dan Non-Keuangan Terhadap Jenis Fraud Di Indonesia. *Jurnal Riset Akuntansi Mercu Buana*, 8(1), 91–102. <https://ejournal.mercubuana-yogya.ac.id/index.php/akuntansi/article/view/2401/992>
- Chu, M. K., & Yong, K. O. (2021). Big Data Analytics for Business Intelligence in Accounting and Audit. 42–52. <https://doi.org/10.4236/jss.2021.99004>
- Dharmesti, A., & Djamhuri, A. (2017). Peran Teknologi Informasi Dalam Mengantisipasi Kecurangan Akuntansi (Studi Kasus pada PT XYZ Tbk). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB Universitas Brawijaya*, 8(1), 1–10.
- Dimitris Balios, Panagiotis Kotsilaras, Nikolaos Eriotis, & Dimitrios Vasiliou. (2020). Big Data, Data Analytics and External Auditing. *Journal of Modern Accounting and Auditing*, 16(5), 211–219. <https://doi.org/10.17265/1548-6583/2020.05.002>
- Elisabeth, D. M. (2019). Kajian Terhadap Peranan Teknologi Informasi Dalam Perkembangan Audit Komputerisasi (Studi Kajian Teoritis). *Jurnal Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi*, 3(1), 40–53. <https://doi.org//10.46880/jmika.Vol3No1.pp40-53>
- Firmansyah, I. (2021). Pengaruh Audit Internal Dan Pengendalian Internal Terhadap Pencegahan Kecurangan (Fraud) Di PT Perkebunan Nusantara VIII. *Land Journal*, 1(2), 138–148. <https://doi.org/10.47491/landjournal.v1i2.705>
- Ghavami, P. (2020). *Big Data Analytics Methods* (2nd ed.). Walter de Gruyter Inc. www.degruyter.com
- Hall, J. A. (2011). *Information Technology Auditing and Assurance* (R. Dewey (ed.); 3rd ed.). South-Western Cengage Learning.
- Handoko, B. L., Mulyawan, A. N., Tanuwijaya, J., & Tanciady, F. (2020). Big Data in Auditing for the Future of Data Driven Fraud Detection. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(3), 2902–2907. <https://doi.org/10.35940/ijitee.b7568.019320>
- Kristiyani, Di., & Hamidah. (2020). Model Penerapan Akuntansi Sektor Publik Untuk

- Mencegah Fraud Pada Sektor Publik Di Era Digital. *Jurnal Bisnis Akuntansi*, 22(2), 289–304. <https://doi.org//10.34208/jba.v22i2.732>
- Kurniawan. (2019). Analisis Data Menggunakan Stata Se 14 (Panduan Analisis, Langkah Lebih Cepat, Lebih Mudah Dan Paling Praktis). Deepublish.
- Kusuma, R. P. (2020). Audit Teknologi Informasi Menggunakan Framework Cobit 5 Pada Domain Dss (Deliver, Service, And Support) (Studi Kasus : Konsultan Manajemen Pusat). *Jurnal Digit*, 9(1), 97. <https://doi.org/10.51920/jd.v9i1.137>
- Lambrechts, A. J., Lourens, J. E., Millar, P. B., & Sparks, D. E. (2021). Data Analysis Technologies. In *Global Technology Audit Guide (GTAG)* (pp. 85–109). The Institute of Internal Auditors, Inc. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65380-4_5
- Meini, Z., Tobing, K. S. L., Syamsudin, Digdowiseiso, K., & Muhmad, S. N. (2023). The Impact of Implementing Investigation Audit on Fraud : A Literature Study. *International Journal Of Economics, Management, Business, And Social Science (IJEMBIS)*, 3(2), 601–608. <https://cvodis.com/ijembis/index.php/ijembis/article/view/255>
- Nasution, S. L. (2019). Pengaruh Citra Perusahaan, Pelayanan, Dan Produk Terhadap Keputusan Pembelian Konsumen Pada Master Cash & Credit Kota Pinang. *Ecobisma (Jurnal Ekonomi, Bisnis Dan Manajemen)*, 6(1), 60–69. <https://doi.org/10.36987/ecobi.v6i1.35>
- Nugraheni, N. K., & Triatmoko, H. (2018). Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Terjadinya Financial Statement Fraud: Perspektif Diamond Fraud Theory (Studi Pada Perusahaan Perbankan Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2014-2016). *JURNAL AKUNTANSI DAN AUDITING*, 14(2), 118. <https://doi.org/10.14710/jaa.14.2.118-143>
- Oktavia. (2015). Peranan Teknologi Informasi Dalam Audit. *Bhirawa*, 2(2), 78–84. <http://journal.uui.ac.id/index.php/Snati/article/viewFile/1033/989>
- Putra, I., Sulistiyo, U., Diah, E., Rahayu, S., & Hidayat, S. (2022). The Influence Of Internal Audit, Risk Management, Whistleblowing System And Big Data Analytics On The Financial Crime Behavior Prevention The Influence Of Internal Audit, Risk Management, Whistleblowing System And Big Data Analytics On The Financial Crime. *Cogent Economics & Finance*, 10(1). <https://doi.org/10.1080/23322039.2022.2148363>
- Riduwan, & Akdon. (2013). Rumus dan Data Dalam Analisis Statistika. Alfabeta. http://ucs.sulsellib.net//index.php?p=show_detail&id=54037
- Rosati, P., Gogolin, F., & Lynn, T. (2019). Audit Firm Assessments of Cyber-Security Risk: Evidence from Audit Fees and SEC Comment Letters. *International Journal of Accounting*, 54(03), 1950013. <https://doi.org/10.1142/S1094406019500136>
- Santoso, J. T. (2018). Analisis Big Data.
- Silva, B. N., Diyan, M., & Han, K. (2019). Big Data Analytics. In *Resonance* (Vol. 21,

Issue 8, pp. 13–30). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-3459-7_2

- Siregar, S. (2018). *Statistika deskriptif untuk penelitian : dilengkapi perhitungan manual dan aplikasi SPSS versi 17 (6th ed.)*. Raja Grafindo Persada.
- Sugiyono. (2022). *Metode Penelitian Kuantitatif (2nd ed.)*. CV Alfabeta.
- Suryani, I. D. R., Kurniawati, E., Wulan, G. A. N., & Dinniah, H. C. (2021). Konseptualisasi Peran Teknologi Informasi Dalam Praktik Audit Untuk Membantu Pengungkapan Fraud Di Indonesia. *El Muhasaba Jurnal Akuntansi*, 12(2), 138–156. <https://doi.org/10.18860/em.v12i2.12070>
- Syahputra, B. E., & Afnan, A. (2020). Pendeteksian Fraud: Peran Big Data dan Audit Forensik. *Jurnal ASET (Akuntansi Riset)*, 12(2), 301–316. <https://doi.org/10.17509/jaset.v12i2.28939>
- Tang, J., & Karim, K. E. (2019). Financial fraud detection and big data analytics – implications on auditors’ use of fraud brainstorming session. *Managerial Auditing Journal*, 34(3), 324–337. <https://doi.org/10.1108/MAJ-01-2018-1767>
- The Institute of Internal Auditors. (2017). *Standar Internasional Praktik Profesional Audit Internal (Standar)*. The Institute of Internal Auditors. <https://www.theiia.org/en/standards/>
- YPIA. (2023). *Data Analitik Untuk Auditor Internal*. Yayasan Pendidikan Internal Audit. <https://ypia.id/data-analitik-untuk-auditor-internal/>
- Zaleha, P. A., & Novita, N. (2021). Dampak Teknologi Informasi, Etika Profesi Terhadap Kinerja Auditor. *JURNAL AKUNTANSI DAN AUDITING*, 17(1), 90–114. <https://doi.org/10.14710/jaa.17.1.90-114>