

## ***SUPPORTING SYSTEM OF FRAUD DETECTION ON FINANCIAL STATEMENTS***

**Gery Lisiano Firmansah<sup>1</sup>; Nurul Fitriani<sup>2</sup>**

Universitas Airlangga

<sup>1</sup>gery.lusiano.firmansah-2017@feb.unair.ac.id; <sup>2</sup>nurulfitriani70@gmail.com

<http://dx.doi.org/>

### **ABSTRACT**

The use of audit activities is to ensure that the financial statements are free from material misstatement as a basis for making decisions by users of financial statements. In its activities, auditors often fail to detect fraud or errors committed by the company. Currently, systems and digitization are developing in a business environment that is so fast, and helps process complex and dynamic information and data. This study aims to help auditors build a system in the process of detecting fraud in a company's financial statements. The system used here involves the participation of Big Data in issues related to volatility, uncertainty, complexity, and ambiguity, and involves a Learning System with the accuracy of detecting fraud in financial reports. This research is designed to reduce losses and the risk of failed audits by auditors, risks in decision making by investors and creditors. This research will form a Supporting System in the form of a fraud detection system design, development until the accuracy results are achieved.

**Keywords:** *System, Learning, Big Data, Fraud Detection, Financial Statement*

### **ABSTRAK**

Kegunaan kegiatan audit adalah memastikan bahwa laporan keuangan telah bebas dari salah saji yang material sebagai landasan dalam pengambilan keputusan oleh pengguna laporan keuangan. Dalam kegiatannya, auditor sering kali gagal untuk mendeteksi adanya *fraud* maupun *error* yang dilakukan oleh perusahaan. Saat ini, *system* dan digitalisasi berkembang dalam lingkungan bisnis yang begitu cepat, dan membantu pengolahan informasi dan data yang kompleks serta dinamis. Penelitian ini bertujuan untuk membantu auditor membangun sistem dalam proses pendeteksian kecurangan dalam laporan keuangan perusahaan. *System* yang digunakan disini melibatkan peran serta Big Data dalam permasalahan yang berkaitan dengan *volatility, uncertainty, complexity, and ambiguity*, sertamelibatkan *Learning System* dengan akurasi pendeteksian kecurangan dalam laporan keuangan. Penelitian ini dirancang untuk mengurangi kerugian dan risiko gagal audit oleh auditor, risiko dalam pengambilan keputusan oleh investor dan kreditor. Penelitian ini akan membentuk sebuah *Supporting System* berupa desain *system* deteksi kecurangan, pengembangan hingga hasil akurasi yang dicapai.

**Kata Kunci:** *.Sistem, Pembelajaran, Big Data, Deteksi Penipuan, Laporan Keuangan*

## PENDAHULUAN

Laporan keuangan yang telah diaudit mengambil bagian krusial dalam proses pengambilan keputusan keuangan oleh pengguna yang memiliki kepentingan di dalamnya (SAK, 2004). Laporan keuangan dijadikan dasar untuk mengurangi adanya potensi yang merugikan dalam kegiatan penanaman modal oleh investor, juga pemberian pinjaman oleh kreditor (Chen *et al.*, 2019). Dalam hal ini, pengguna, yakni investor maupun kreditor memberikan kepercayaan secara penuh kepada auditor bahwa laporan keuangan telah tersaji dengan benar dan wajar untuk memastikan tidak adanya bias kepentingan manajemen dalam laporan keuangan serta memberikan kepercayaan sepenuhnya atas laporan keuangan yang telah diaudit terbebas dari risiko salah saji yang material (Hardiningsih, 2010; Koroy 2009; Christiawa, 2005; Gayatri & Suputra, 2013; & Oktadella, 2011).

Dalam pelaksanaannya, auditor harus mampu mencapai tujuan audit laporan keuangan dengan melakukan kegiatan sistematis dan independen atas beberapa kriteria yang sesuai kebijakan serta mengamati ketidaksesuaian bukti – bukti yang disalahgunakan (Van *et al.*, 2010). Namun rupanya, risiko gagal audit masih sering tak terhindarkan. Dalam kasus yang pernah terjadi pada skandal *accounting fraud* terbesar, HealthSouth pada tahun 1996 – 2002 tidak terdeteksi karena pihak manajemen berhasil ‘menipu’ auditor dengan cara memalsukan penambahan aset tetap di bawah batas materialitas auditor, juga kasus serupa di Indonesia baru-baru ini adalah kegagalan auditor dari KAP Deloitte dalam mendeteksi kecurangan pada perusahaan SNP Finance yang menggunakan daftar piutang fiktif selama tahun 2012 – 2016 dan baru terungkap ketika perusahaan mengalami kredit macet. Hal ini tentu merusak kredibilitas dan kepercayaan kepada auditor atas laporan keuangan.

Jika dianalisis, risiko gagal audit tetap tinggi sekalipun pelaksanaan audit telah menghabiskan waktu yang lama dan biaya yang besar. Dalam penelitian yang dilakukan oleh Accorsi dan Stocker, 2012; serta Hosseinpour dan Jans, 2016, mengungkapkan bahwa hal ini akan terus terjadi selama tidak cukupnya cakupan *sample offline set data*, terbatasnya alat atau metode yang mendukung pelaksanaan

alur kerja dalam jumlah besar dengan pekerjaan manual auditor.

Menanggapi hal tersebut, saat ini telah berkembang sebuah *data base* bernama *Big Data* yang bekerja lengkap menjawab adanya *volatility, uncertainty, complexity, and ambiguity*. Big Data menurut Chen *et al.* (2012) telah digunakan untuk menggambarkan sekumpulan set data dan teknik analitik dalam aplikasi yang sangat besar (dari *terabyte* ke *exabytes*) dan kompleks. Big Data diklaim dapat menjadi strategi yang baik dalam menyediakan informasi mentah menjadi keuntungan yang besar bagi penggunaannya dengan mengoptimalkan pelibatan sistem informasi akuntansi yang cukup dan *Artificial Intelligence*. Sistem informasi akuntansi ini ditujukan untuk mendukung pertumbuhan volume transaksi yang ditangani, kecepatan transaksi yang didukung, jumlah data yang diproses, jenis data yang dikumpulkan, dan sumber data termasuk sensor dan entitas eksternal (Kim, *et al.*, 2017). Sedang *Artificial Intelligence* (AI) yang dikemukakan oleh Appelbaum *et al.* (2017) menguatkan bahwa akan ada peningkatan dalam profesi audit dengan munculnya keberadaan AI bersama big data serta meningkatnya fungsi analitik dari auditor. Optimisnya, sistem informasi akuntansi yang dibentuk sebagai alat investasi dan akan membantu keduanya dalam meminimalkan kegagalan audit atas kurangnya cakupan data dan alat audit secara manual.

Penelitian sebelumnya, Kirkos *et al.* (2007) mengeksplorasi keefektifan teknik klasifikasi data mining (DM) sebagai salah satu produk kecanggihan *Artificial Intelligence* (AI) untuk mendeteksi kecurangan laporan keuangan perusahaan dan mengidentifikasi faktor-faktor terkait didalamnya. Zhou & Kapoor (2011) mempertimbangkan teknik deteksi kecurangan keuangan berbasis DM (seperti regresi, pohon keputusan, jaringan saraf, dan jaringan Bayesian) yang mendukung identifikasi penipuan. Efektivitas metode DM ini dan keterbatasannya diperiksa, terutama mengenai kemampuan beradaptasi untuk skema deteksi penipuan baru. Kerangka kerja self-adaptif (berdasarkan model permukaan respon) dengan pengetahuan domain kemudian digunakan untuk mendeteksi penipuan laporan keuangan. Ravisankar *et al.* (2011) juga menggunakan teknik DM seperti multilayer feed forward neural network (MLFF), mesin vektor

dukungan (SVM), pemrograman genetik (GP), metode kelompok penanganan data (GMDH), regresi logistik (LR), dan jaringan saraf probabilistik (PNN) untuk mengidentifikasi perusahaan yang telah melakukan penipuan laporan keuangan. Dutta *et al.* (2017) menggunakan semua teknik *data mining* yang banyak digunakan untuk mendeteksi penyajian kembali keuangan yang curang, termasuk pohon keputusan (DT), jaringan saraf tiruan (JST), Bayes naif (NB), mesin vektor dukungan (SVM), dan jaringan keyakinan Bayesian (BBN) Klasifikasi.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, penelitian ini mencoba untuk menambahkan hal baru, yakni dengan membuat rangkaian sistem deteksi kecurangan serta memberikan detail kerja deteksi kecurangan. Penelitian ini secara teknis bertujuan untuk membantu auditor dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan, mengurangi kegagalan auditor, dan berpotensi untuk mengurangi kerugian dan risiko investasi serta memperbaiki kepercayaan auditor terhadap hasil audit laporan keuangan. Tujuan lainnya adalah untuk turut berkontribusi dalam membenahan sistem deteksi oleh auditor, serta menambah penelitian dibidang sistem informasi akuntansi.

## TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Usaha Fraudulent Financial Statement (FFS)

Dalam akuntansi, dikenal dua jenis kesalahan yaitu kekeliruan (*error*) yang mengandung unsur ketidaksengajaan dan kecurangan (*fraud*) yang biasanya memang disengaja untuk menaikkan harga saham perusahaan. Kecurangan Laporan Keuangan atau *Fraudulent Financial Reporting* adalah salah saji atau pengabaian jumlah dan pengungkapan yang disengaja dengan maksud menipu para pemakai laporan keuangan. Kecurangan ini biasanya terjadi ketika sebuah perusahaan melaporkan lebih tinggi dari yang sebenarnya (*overstates*) terhadap aset atau pendapatan, atau ketika perusahaan melaporkan lebih rendah dari yang sebenarnya (*understates*) terhadap kewajiban dan beban. Kecurangan laporan keuangan dilakukan oleh siapa saja pada level apa pun dan siapa pun yang memiliki kesempatan.

Menurut Wells *et al.* (2011) kecurangan laporan keuangan mencakup beberapa modus,

antara lain: pemalsuan, perubahan, atau manipulasi catatan keuangan (*financial record*), dokumen pendukung atau transaksi bisnis; penghilangan yang disengaja atas peristiwa, transaksi, akun, atau informasi signifikan lainnya sebagai sumber dari penyajian laporan keuangan; penerapan yang salah dan disengaja terhadap prinsip akuntansi, kebijakan, dan prosedur yang digunakan untuk mengukur, mengakui, melaporkan dan mengungkapkan peristiwa ekonomi dan transaksi bisnis; penghilangan yang disengaja terhadap informasi yang seharusnya disajikan dan diungkapkan menyangkut prinsip dan kebijakan akuntansi yang digunakan dalam membuat laporan keuangan.

### 2.2 Big Data

Dikutip dari (Zhang *et al.*, 2015; Cao *et al.*, 2015; & Yoon *et al.*, 2015) bahwa Big Data akan memungkinkan auditor untuk meningkatkan efektivitasnya dalam menerbitkan opini audit. Big Data menjadi bukti empiris bahwa perusahaan akuntansi telah memiliki sejarah dalam penerapan teknologi yang terkait dengan kepastian hasil audit mereka (Alles *et al.*, 2016). Dalam penerapannya, Big Data dibuat terpisah baik secara fisik dan konseptual dari data akuntansi yang di audit, sehingga akan sulit menyamakan kecurangan dan untuk memanipulasi. Mengingat dengan big data, kandungan substansial dari Big Data dan konsep "pengambilan sampel 100%" (menganalisis seluruh populasi), penemuan "bendera merah" dan temuan mencurigakan lainnya akan semakin meningkat (Chang *et al.*, 2008) dan hal ini meningkatkan potensi untuk mendeteksi penipuan besar-besaran.

Big Data yang berjalan seiring dengan kritik yang dihadapi auditor atas ketidakmampuan mengeluarkan opini going concern untuk bisnis yang gagal memberikan penekanan yang menjanjikan bagi dunia audit. Di sisi lain, harus diingat bahwa ini hanya mewakili sebagian kecil dari perusahaan audit dan bahwa jumlah opini yang dikeluarkan telah menurun akhir-akhir ini ke sebagian kecil dari semua klien audit yang diperiksa (Alles *et al.*, 2016). Meskipun demikian, ini mungkin area yang paling menjanjikan untuk penelitian dalam menggabungkan teknik Big Data ke dalam praktik audit. Selain itu, (Alles, 2015)

berpendapat bahwa untuk menjaga kredibilitas, auditor harus selaras dengan praktik klien mereka, yakni menuntut auditor untuk tidak hanya bertumpu pada sampling, akan tetapi berpijak pada big data yang harus dimiliki oleh auditor.

### 2.3 Artificial Intelligence (AI)

*Artificial Intelligence* memanfaatkan pengetahuan maju yang spesifik untuk tugas, ditransfer dari manusia ke dalam komputer untuk memecahkan masalah yang rumit atau memberikan saran (Liao, 2005). Pemilihan penggunaan Artificial Intelligence dalam dunia audit sebagian besar karena pertimbangan yang mereka dapat seperti pengurangan biaya pengembangan, peningkatan ketersediaan keahlian, penghematan waktu, respons yang stabil dan lengkap setiap saat, otomatisasi prosedur (Giarratano & Riley, 2005). Artificial Intelligence meliputi *Vision, Robotic, Speech, Sistem Cerdas Tiruan, Expert System* (Sistem Pakar), *Understanding*, dan bahasa Alami sebagai buatan yang cerdas dengan ketajaman dalam berpikir membekali dirinya dengan basis pengetahuan yang luas dalam sebuah *domain* yang terbatas, menggunakan penalaran yang terstruktur dalam pengambilan keputusan ataupun untuk menyelesaikan suatu masalah (Alles *et al.*, 2016).

Cara kerja kecerdasan buatan hampir mirip dengan kemampuan manusia dalam memproses informasi mulai dari menerima, menyimpan, mengolah, memutuskan, dan mengubah informasi menjadi beragam rupa. Tahapan ini disebut sebagai *intelligence cycle* pada kecerdasan buatan. Big Four KAP dunia, KPMG telah berhasil menerapkan dengan bekerja sama dengan IBM untuk menggunakan sistem kognitif berupa *supercomputer* Watson. Watson menerapkan teknologi machine-learning dan AI. Dia mampu memeriksa dengan teliti ribuan halaman kontrak dan dokumen lalu dengan cepat meringkasnya. Ia juga dapat memeriksa data debit dan kredit yang keluar masuk lalu menganalisisnya untuk menghasilkan informasi keuangan yang akurat (Lin *et al.*, 2015)

### 2.4 Data Mining

Perkembangan dalam proses data mining mengacu pada model proses otomatisasi untuk pengauditan data dan telah diterapkan untuk

algoritma pada *machine learning, pattern recognition machine* dan lainnya dengan menghasilkan model deteksi ringkas dan akurat (Nugraha & Rafrastara 2011). *Data mining*, dijelaskan oleh Ravisankar *et al.* (2011) mengklaim bahwa ia memiliki klasifikasi canggih dan kemampuan prediksi yang dapat digunakan untuk memfasilitasi peran auditor melakukan deteksi kecurangan atau *fraud*. Saat ini telah berkembang, *data mining* untuk mendeteksi penipuan laporan keuangan. *Data Mining* memainkan peran penting dalam deteksi penipuan keuangan, karena sering diterapkan untuk mengekstrak dan mengungkap kebenaran tersembunyi di balik jumlah data yang sangat besar (Ngai *et al.*, 2011). Hingga saat ini, data mining secara luas diakui sebagai proses berulang dimana kemajuan didefinisikan oleh penemuan berbagai hubungan, baik melalui metode otomatis atau manual.

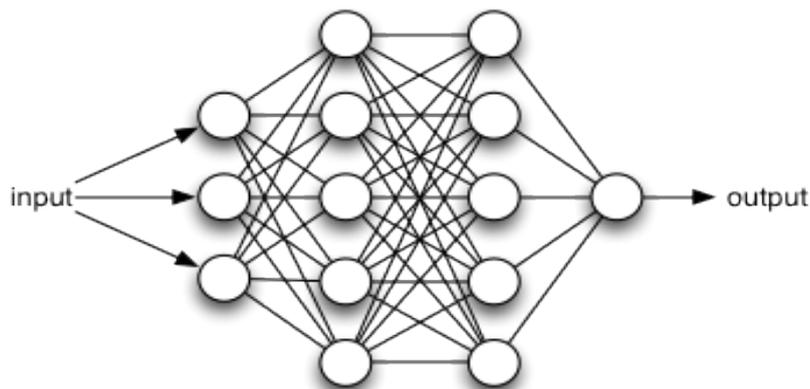
### 2.5 Artificial Neural Network (ANN)

Jaringan syaraf tiruan atau *Artificial Neural Network* (ANN) adalah salah satu metode *machine learning* yang sering digunakan untuk pemodelan atau prediksi. Pemodelan yang sering menggunakan ANN adalah pemodelan data kualitatif atau analisis data biner. ANN ini mampu memecahkan kasus nonlinier pada klasifikasi dan dapat memberikan akurasi yang tinggi (Fa'rifah, R. Y., dan Busrah, Z. 2018).

*Artificial Neural Network* (ANN) merupakan pemodelan sistem saraf dan cara berpikir manusia. Sistem ini diterapkan pada komputer agar komputer dapat berpikir dan menyelesaikan masalah selayaknya manusia. ANN dapat digunakan untuk merancang sistem non-linier yang berguna dengan menerima sejumlah besar input, dengan desain semata-mata didasarkan pada contoh hubungan input-output. ANN memperoleh pengetahuan tentang transformasi yang akan dilakukan dengan belajar secara iteratif dari serangkaian sampel yang cukup atau pasangan pelatihan input-output. ANN terlatih dapat melakukan transformasi dengan benar dan juga memiliki beberapa kemampuan generalisasi (S. Mukkamala, A.H. dan Sung, A. Abraham, 2004). Pada ANN, jaringan syaraf manusia dimodelkan dengan menggunakan *neuron* sebagai tempat memproses informasi. *Neuron* ini akan saling terhubung dengan *neuron-neuron* lain melalui suatu *network*. Tiap

hubungan antara satu neuron dan neuron lain memiliki bobot yang berbeda-beda. Pengolahan informasi dilakukan dari *neuron input*,

diteruskan menuju lapisan selanjutnya hingga dikeluarkan melalui *neuron output*.



Gambar 1. Bentuk Umum *Artificial Neural Network*.

## METODA PENELITIAN

### 3.1 Pendekatan Penelitian

Penelitian ini ingin merancang sistem deteksi kecurangan laporan keuangan perusahaan. Maka dari itu pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kualitatif.

### 3.2 Jenis dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kualitatif dengan menggunakan sumber data sekunder yang berasal dari dokumen-dokumen terkait laporan keuangan perusahaan.

### 3.3 Metode Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini dikumpulkan dengan empat cara, yakni menelusuri penelitian terdahulu, survei literatur, dan dokumentasi.

### 3.4 Teknik Analisis Data

Data dari hasil penelitian selanjutnya diolah dan dianalisis secara menyeluruh dengan langkah-langkah pendekatan kualitatif sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi data yang diperoleh
2. Memahami sistem kerja deteksi kecurangan menggunakan *Big Data* sebagai *data base*, kemampuan *Artificial Intelligence (AI)* dan data learning sebagai supporting sistem deteksi laporan keuangan.

3. Menganalisis kelemahan dan kelebihan sistem yang berlaku saat ini
4. Merancang sistem, membangun operasi sistem, dan analisis akurasi hasil deteksi.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Sistem Kerja Deteksi Kecurangan Menggunakan Big Data sebagai Data Base, Kemampuan Artificial Intelligence (AI) dan Data Learning sebagai Supporting Sistem Deteksi Laporan Keuangan.

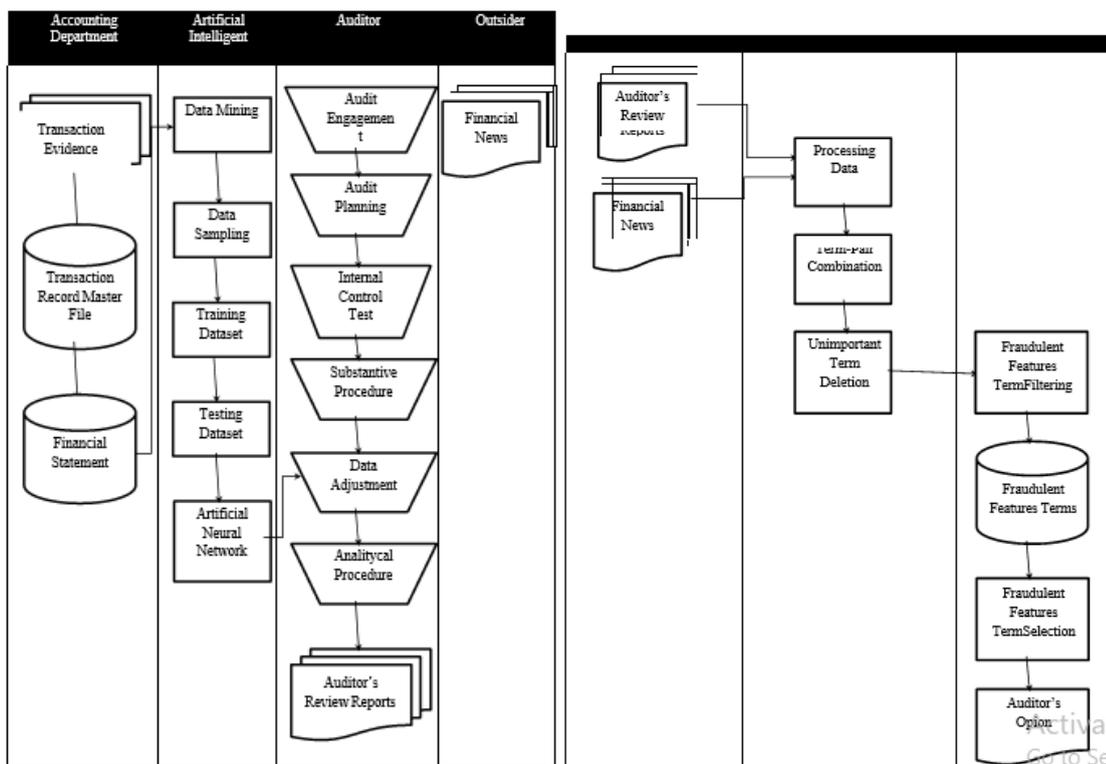
Sebelum melakukan deteksi kecurangan laporan keuangan, sistem *Artificial Intelligence* harus bisa melakukan pengambilan dan pemilihan data secara dinamis. Kemampuan ini didapat dari memberikan proses *data mining* pada sistem *Artificial Intelligence* sebelum melakukan proses data. Penelitian yang dilakukan oleh Lin *et al.*, (2015) menggunakan sampel dari 447 perusahaan yang sebelumnya tidak terbukti melakukan kecurangan, kemudian menggunakan *Artificial Intelligence* dapat ditemukan 129 perusahaan telah melakukan kecurangan. *Artificial Intelligence* mempunyai akurasi yang tinggi dalam mendeteksi kecurangan. Keseluruhan sampel yang digunakan dibagi menjadi 2 kelompok yaitu *training dataset* dan *testing dataset*. *Training dataset* adalah kumpulan data yang digunakan untuk mencari pemodelan prediksi yang sesuai, dan *testing dataset* adalah kumpulan data yang digunakan untuk

melakukan pengecekan terhadap pemodelan yang telah dibuat.

Dalam menerbitkan opini audit, auditor memerlukan bukti – bukti audit sebagai dasar pengambilan opini audit. Informasi ada atau tidaknya kecurangan pada perusahaan, hanya akan didapat dari kecukupan bukti audit, materialitas, dan salah saji dengan menerapkan prosedur audit untuk mengonfirmasi kebenaran data. Metode *Artificial Neural Network* (ANN), selain dapat mendeteksi kecurangan, metode ini

juga dapat memprediksi besaran bobot tiap faktor yang kita inputkan dari masing – masing prosedur audit, sehingga mendapat pembebanan yang tepat dan memberikan nilai yang sesuai.

#### 4.2 Flowchart Supporting System dalam Mendeteksi Kecurangan pada Laporan Keuangan



Gambar 2. Flowchart Supporting System

Pada tahap awal, Kantor Akuntan Publik yang diwakili oleh auditor harus melakukan perikatan audit dengan klien. Perikatan audit ini bertujuan untuk mengadakan suatu perjanjian antar kedua belah pihak, baik untuk klien dan auditor. Klien menyerahkan pekerjaan audit atas laporan keuangan kepada auditor dan auditor sanggup untuk melaksanakan pekerjaan audit tersebut. Ketika auditor telah menyetujui perikatan audit, langkah selanjutnya adalah melaksanakan perencanaan audit, dengan tujuan untuk mengetahui dan memahami perusahaan klien. Selain itu, perencanaan audit memerhatikan

penaksiran risiko pada perusahaan klien. Langkah selanjutnya adalah, auditor harus memahami dan menguji efektivitas pengendalian internal pada perusahaan klien. Kemudian, auditor melakukan pengujian substantif untuk menemukan kemungkinan kesalahan yang secara langsung memberikan pengaruh pada pembuatan laporan keuangan yang lebih tepat.

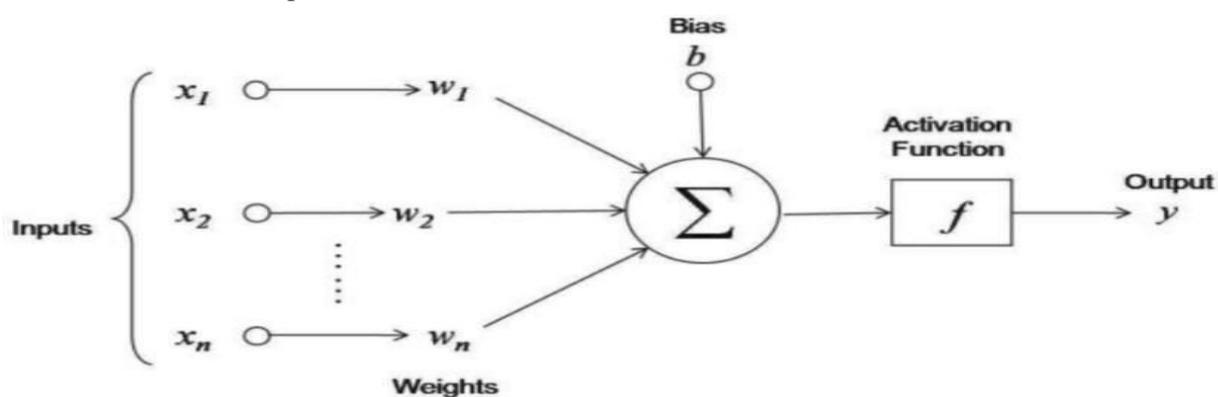
Untuk mendeteksi kecurangan pada laporan keuangan, auditor memerlukan bantuan perangkat lunak atau bahkan *Artificial Intelligence* dengan tujuan keakuratan berdasarkan data yang ada. Auditor

memerlukan *master file* transaksi dan laporan keuangan yang selanjutnya akan dibantu oleh *Artificial Intelligence* untuk diproses. *Artificial Intelligence* akan melakukan data *mining* dengan pengambilan *data sampling*. Proses selanjutnya adalah *training dataset* dan *testing dataset*. Dan proses terakhir untuk menghasilkan data audit adalah dengan melibatkan *Artificial Neural Network*. Kemudian auditor akan menyesuaikan data dari *Artificial Intelligence* dengan data yang sudah diproses pada proses audit sebelumnya. Auditor juga melakukan proses prosedur analitis untuk membandingkan laporan keuangan. Dari proses ini kemudian menghasilkan laporan peninjauan auditor.

Dari sekian proses, masih membutuhkan tahap untuk mendeteksi kecurangan, yaitu dengan menggabungkan laporan peninjauan auditor dan informasi keuangan lainnya untuk selanjutnya diproses dengan bantuan *Artificial Intelligence* juga. Keduanya akan digabungkan untuk menghasilkan data baru. Kemudian data tersebut akan diproses berdasarkan algoritma tertentu untuk mencari kecurangan pada laporan keuangan. Langkah selanjutnya adalah proses penyaringan database yang termasuk kecurangan dan bukan, kemudian akan disimpan dalam *master file*, yang selanjutnya akan dipilih database mana yang termasuk kecurangan dan mana yang bukan. Terakhir, auditor akan melakukan penyusunan laporan audit dan menerbitkan opini auditor.

### 4.3 Pengujian Pemodelan *Supporting System* dalam Mendeteksi Kecurangan pada Laporan Keuangan

*Artificial neural network* adalah salah satu metode untuk memodelkan suatu permasalahan sebagai persamaan matematis dengan meniru jaringan saraf manusia. Pemodelan ini dibentuk berdasarkan dataset yang diberikan. Proses pemodelan dilakukan dengan cara membandingkan antara data masukan, dengan data keluaran. Proses ini dilakukan secara terus menerus hingga perangkat dapat mengenali pola dari data masukan dan memprediksi data keluaran dari data masukan yang telah diberikan. Pada neural network dikenal beberapa istilah yang digunakan untuk menggambarkan proses pembentukan model. *Neural network* terdiri dari banyak neuron yang membentuk “lapisan” dalam menjalankan proses. proses ini akan diulang terus-menerus berdasarkan banyaknya lapisan atau layer. Dalam tiap neuron dikenal 2 istilah *weight* dan *bias*. Kedua istilah ini menggambarkan konstanta yang digunakan untuk melakukan perhitungan pada tiap neuron. Hasil perhitungan dari konstanta tersebut akan dimasukkan kedalam suatu fungsi (yang berbeda di tiap layer nya) yang disebut fungsi aktivasi. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 3. Fungsi Aktivasi

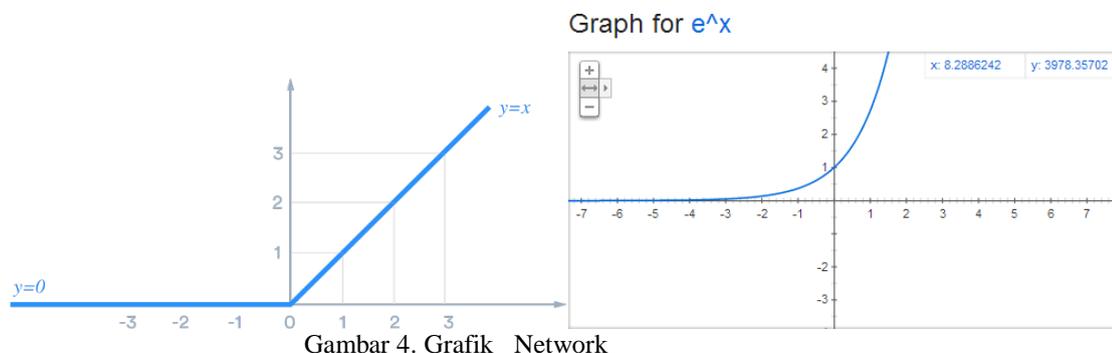
Pada gambar tersebut dijelaskan bahwa tiap neuron menerima hasil dari input (atau pada kasus *hidden layer*, menerima hasil dari neuron sebelumnya) dan mengalikannya dengan *weight*

untuk tiap-tiap input yang diterimanya. Selanjutnya menjumlahkan setiap hasil tersebut dengan bias, dan melakukan perhitungan pada fungsi aktivasi. Atau dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f \left( \left( \sum_i X_i W_i \right) + b \right)$$

Pada penelitian ini, data yang digunakan merupakan 140 data perusahaan dari tahun 2010 hingga 2018 dengan 113 parameter. Sedangkan arsitektur neural network yang

digunakan memiliki 113 neuron input, 2 hidden layer dengan masing masing hidden layer berisi 100 neuron dan memiliki fungsi aktivasi reLU(rectified linear unit), serta 5 neuron output dengan fungsi aktivasi softmax.



Gambar 4. Grafik Network

Dalam melakukan proses learning, program melakukan beberapa tahapan proses. proses pertama biasa disebut pre-processing. Proses ini mengolah dataset menjadi bentuk yang mudah diproses oleh neural network. Beberapa hal yang harus dilakukan agar neural network dapat memproses data dengan baik adalah, data harus berupa data input dan data output. Untuk itu, program akan mengubah dataset menjadi bagian input atau biasa disebut parameter, dan bagian output atau biasa disebut dengan label. Dalam hal ini, parameter adalah data yang telah diambil dari annual report perusahaan-perusahaan di Indonesia, sedangkan label adalah hasil opini audit yang diterbitkan.

Hal selanjutnya adalah, dataset harus berupa data *numeric*. Semua parameter pada penelitian ini telah berupa data numeric. Namun, label masih berupa data klasifikasi yang mengklasifikasikan hasil opini menjadi *unqualified, qualified, no opinion, unaudited, adverse opinion*. Penelitian ini mengubah data tersebut menjadi bentuk numeric dengan cara mendefinisikan label menjadi himpunan beranggotakan 5 angka. Tiap anggota himpunan merepresentasikan 1 klasifikasi sebagai berikut. *Unqualified* direpresentasikan dalam  $\{0,0,0,0,1\}$ , *qualified*  $\{0,0,0,1,0\}$  *adverse opinion*  $\{0,0,1,0,0\}$  *unaudited*  $\{0,1,0,0,0\}$  *no opinion*  $\{1,0,0,0,0\}$ . Dengan bentuk ini, label dapat dibaca oleh neural network.

Langkah terakhir adalah melakukan normalisasi pada parameter. Pada setiap parameter memiliki batasan nilai yang berbeda. Hal ini dikhawatirkan akan membuat *neural network* hanya berfokus pada parameter yang relatif lebih besar dibanding parameter lain. Untuk itu system akan melakukan normalisasi agar tiap parameter memiliki nilai berkisar dari 0 hingga 1.

Setelah melakukan semua langkah tersebut, sistem akan membagi dataset menjadi data training, data test, dan data validation. Data training adalah data yang digunakan untuk membentuk model, data validation adalah data yang digunakan untuk mengukur persentase saat pembentukan model, data test adalah data yang digunakan untuk mengukur persentase keberhasilan dari model terakhir yang dianggap paling baik. Setelah melakukan hal ini, sistem akan menuju proses pembentukan model dari data yang telah diolah.

Selanjutnya adalah proses pembentukan model. Dalam proses ini, didefinisikan arsitektur neural network seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, yaitu 113 *input* neuron, 2 *hidden layer* dengan masing-masing 100 neuron, dan 5 output neuron. Pada proses ini, data yang telah diolah sebelumnya akan dimasukkan pada arsitektur, dan dilakukan perhitungan matematis untuk tiap neuron pada neural network. Proses ini telah dijelaskan pada penjelasan awal.

Kualitas model dapat dilihat dari besarnya persentase pada percobaan menggunakan data test. Pada percobaan ini didapat persentase

keberhasilan berkisar antara 88% hingga 92%. Pemodelan ini menunjukkan hasil persentase yang berbeda-beda berdasarkan data yang digunakan sebagai data *training* dan *testing*.

## **SIMPULAN, KETERBATASAN, SARAN**

Penelitian ini berhasil membentuk sebuah *Supporting System* berupa desain *system* deteksi kecurangan, pengembangan hingga hasil akurasi yang dicapai. Dalam mendeteksi kecurangan, auditor membutuhkan bantuan dari perangkat lunak atau bahkan *Artificial Intelligence* dalam mempermudah pekerjaan auditor. Namun tetap saja auditor harus menyesuaikan data yang dihasilkan *Artificial Intelligence* dengan temuan-temuan lainnya. *Supporting System* ini dapat membantu auditor dalam mendeteksi kecurangan dalam laporan keuangan. Yang selanjutnya, auditor juga dapat mengeluarkan laporan audit sesuai dengan hasil pendeteksian kecurangan yang ada dan mampu menerbitkan opini auditor yang kredibel dan dapat dipertanggungjawabkan serta bisa dipercaya oleh perusahaan klien.

## DAFTAR REFERENSI

- . 2011. Statement on Auditing Standards (SAS) Nos. 122–124: No. 122, Statements on Auditing Standards: Clarification and Recodification; No. 123, Omnibus Statement on Auditing Standards; No. 124, Financial Statements Prepared in Accordance With a Financial Reporting Framework Generally Accepted in Another Country. New York, USA: American Institute of Certified Public Accountants.
- A. Vasarhelyi, M, dan Romero, S. 2014. Technology in Audit Engagements: A Case Study. *Managerial Auditing Journal*, 29(4), 350-365.
- Abbasi, A., et. al. 2012. Metafraud: a Meta-Learning Framework for Detecting Financial Fraud. *Mis Quarterly*, 1293-1327.
- Accorsi, R, dan Stocker, T. 2012. On The Exploitation of Process Mining for Security Audits: The Conformance Checking Case. *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on Applied Computing* (pp. 1709-1716). ACM.
- AICPA. 2017. Statement on Auditing Standards: The Auditor's Consideration of an Entity's Ability to Continue as a Going Concern (No. 126). American Institute of Certified Public Accountants.
- Al. Haryono Jusup. 2001. *Auditing*. Yogyakarta: Bagian Penerbitan Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi YKPN.
- Alles, M. G. 2015. Drivers of the Use and Facilitators and Obstacles of the Evolution of Big Data by the Audit Profession. *Accounting Horizons*, 29(2), 439-449.
- Alles, M., dan Gray, G. L. 2016. Incorporating Big Data in Audits: Identifying Inhibitors and a Research Agenda to Address Those Inhibitors. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 44-59.
- Arens, A. A., et. al. 2012. *Auditing and Assurance Services: An Integrated Approach*. Boston: Prentice Hall.
- Azhari, F., dan Nuryatno, M. 2019. Opini Audit Pemoderasi Pengaruh Profitabilitas, Ukuran Perusahaan, Kepemilikan Institusional, dan Komite Audit Terhadap Ketepatanwaktuan. *Jurnal Ilmiah Akuntansi dan Bisnis*, 19-33.
- Badjuri, A. 2013. Peranan Etika Akuntan Terhadap Pelaksanaan Fraud Audit. *Fokus Ekonomi*, 9(3).
- Bell, T. B, dan Carcello, J. V. 2000. A Decision Aid for Assessing The Likelihood of Fraudulent Financial Reporting. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, 19(1), 169- 184.
- Beynon, M. J., et al. 2004. The Application of Fuzzy Decision Tree Analysis in an Exposition of The Antecedents of Audit Fees. *Omega*, 32(3), 231-244.
- Bierstaker, J. L., et al. 2001. The Impact of Information Technology on The Audit Process: An Assessment of The State of The Art and Implications for The Future. *Managerial Auditing Journal*, 16(3), 159-164.
- Burgess, A. 2017. *The Executive Guide to Artificial Intelligence: How to identify and Implement applications for AI in your organization*. Springer.
- Camp, W. 2001. Formulating and Evaluating Theoretical Frameworks for Career and Technical Education Research. *Journal of Vocational Education Research*, 26(1), 4-25.
- Chang, R., et. al. 2008. Scalable and Interactive Visual Analysis of Financial Wire Transactions for Fraud Detection. *Information visualization*, 7(1), 63-76.
- Chang, S. I., et al. 2008. The Development of Audit Detection Risk Assessment System: Using The Fuzzy Theory and Audit Risk Model. *Expert Systems with Applications*, 35(3), 1053-1067.
- Chen, H., et. al. 2012. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS quarterly*, 36(4).
- Chen, Y. J., Liou, W. C., Chen, Y. M., & Wu, J. H. 2019. Fraud detection for financial statements of business groups. *International Journal of Accounting Informatio Systems*, 32, 1-23.
- Christiawa, Y. J. 2005. *Aktivitas Pengendalian Mutu Jasa Audit Laporan Keuangan Historis (Studi Kasus pada Beberapa Kantor Akuntan Publik di Surabaya)*. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan*, 7(1), 61-88.
- Cooper, D. R, dan Emory, C. W. 1995. *Bussiness Research Methods*, USA: Richard D. Irwin.
- Daigle, R. J., et. al. 2013. Healthsouth, Inc.: an Instructional Case Examining Auditors' Legal Liaility. *Issues in Accounting Education Teaching Notes*, 28(4), 10-24.

- De Graaf, Mia. 2016. Will a Robot Take Your Job? Humanity Facing 'Its Greatest Challenge Ever' as Machines Are Set to Make Half the World Unemployed In Just 30 Years. *Dailymail Online* edisi 13.
- Fa'rifah, R. Y., dan Busrah, Z. 2018. Backpropagation Neural Network untuk Optimasi Akurasi pada Prediksi Financial Distress Perusahaan. *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, 2(1), 41-50.
- Faradina, H., et. al. 2016. Pengaruh Beban Kerja, Pengalaman Audit dan Tipe Kepribadian terhadap Skeptisme Profesional dan Kemampuan Auditor dalam Mendeteksi Kecurangan (Studi Empiris pada Kap di Kota Medan, Padang dan Pekanbaru). *Jurnal Online Mahasiswa (JOM)*, 3(1), 1235-1249.
- Frey, C. B., & Osborne, M. 2013. *The Future of Employment*. Oxford University.
- Gayatri, I. A. S., & Suputra, I. D. G. D. 2013. Pengaruh corporate governance, ukuran perusahaan dan leverage terhadap integritas laporan keuangan. *E-Jurnal Akuntansi*, 345- 360.
- Gray, G. L, dan Debreceny, R. S. 2014. A Taxonomy to Guide Research on The Application of Data Mining to Fraud Detection in Financial Statement Audits. *International Journal of Accounting Information Systems*, 15(4), 357-380.
- Hardiningsih, P. 2010. Pengaruh independensi, corporate governance, dan kualitas audit terhadap integritas laporan keuangan. *None*, 2(1).
- Koroy, T. R. 2009. Pendeteksian Kecurangan (Fraud) Laporan Keuangan oleh Auditor Eksternal. *Jurnal Akuntansi dan Keuangan*, 10(1), 22-23.
- Kusumadewi, S. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu, 278.
- Liao, S. H. 2005. *Expert System Methodologies and Applications - a Decade Review from 1995 To 2004*. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 93-103.
- Luger, G. F. 2005. *Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving*. Pearson education.
- Ngai, E. W., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. *Decision support systems*, 50(3), 559-569.
- Nugraha, A., dan Rafrastara, F. A. 2011. Botnet Detection Survey. *Semantik*, 1(1).
- Oktadella, D. 2011. Analisis corporate governance terhadap integritas laporan keuangan (Doctoral dissertation, Universitas Diponegoro).
- Purda, L, dan Skillicorn, D. 2015. Accounting Variables, Deception, and a Bag of Words: Assessing The Tools of Fraud Detection. *Contemporary Accounting Research*, 32(3), 1193-1223.
- Ravisankar, P., et al. 2011. Detection of Financial Statement Fraud and Feature Selection Using Data Mining Techniques. *Decision Support System*. 50 (2)491-500.
- Rezaee, Z., et al. 2001. Continuous Auditing: The Audit of The Future. *Managerial Auditing Journal*, 16(3), 150-158.
- Richards, J. C, dan Schmidt, R. W. 2013. *Longman Dictionary of Language Teaching and Applied Linguistics*. Routledge.
- S. Mukkamala, A.H. dan Sung, A. Abraham. 2004. Intrusion Detection Using An Ensemble of Intelligent Paradigms. *The Journal of Network and Computer Applications* 28 (2) 167-182.
- Sukrisno, A. 2004. *Auditing (Pemeriksaan Akuntan)* oleh Kantor Akuntan Publik. Edisi Ketiga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Trisakti.
- Van den Bogaerd, M, dan Aerts, W. 2011. Applying Machine Learning in Accounting Research. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 13414-13424.
- Van der Aalst, W. M. 2016. *Process Mining: Data Science in Action*. Springer.
- Van der Aalst, W. M. P., et al. 2010. Auditing 2.0: Using Process Mining to Support Tomorrow's Auditor. *Computer*, 43(3), 90-93.
- Van der Aalst, W. M. P., et. al. 2012. *Process Mining Manifesto*. In *Lecture Notes in Business Information Processing (Vol. 99 LNBP)*, pp. 169-194.
- Zhao, N., et. al. 2004. Auditing in The E-Commerce Era. *Information Management and Computer Security*, 12(5), 389-400.

**Copyrights**

Copyright for this article is retained by the author(s), with first publication rights granted to the journal. This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).