

# reyriyansanjaya@gmail.com 1

## Bab2

 A - Check - No Repository 6

 B - Check

 University of Baligama

---

### Document Details

#### Submission ID

trn:oid::1:3266718116

#### Submission Date

Jun 2, 2025, 2:17 PM GMT+4:30

#### Download Date

Jun 2, 2025, 7:07 PM GMT+4:30

#### File Name

BAB\_2.docx

#### File Size

1.4 MB

34 Pages




6,779 Words

45,631 Characters

# 29% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

## Top Sources

- 25%  Internet sources
  - 15%  Publications
  - 16%  Submitted works (Student Papers)
-

## Top Sources

25% Internet sources  
15% Publications  
16% Submitted works (Student Papers)

## Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

|    |                |   |     |
|----|----------------|---|-----|
| 1  | Internet       | repository.iainpare.ac.id   | 8%  |
| 2  | Internet       | jurnal.umt.ac.id  | <1% |
| 3  | Internet       | ejurnal.stmik-budidarma.ac.id   | <1% |
| 4  | Student papers | Universitas Muslim Indonesia  | <1% |
| 5  | Internet       | hostjournals.com  | <1% |
| 6  | Publication    | I Made Bhaskara Gautama. "Klasifikasi Data Saran Pemustaka di Perpustakaan S... | <1% |
| 7  | Student papers | Universitas Negeri Semarang - iTh   | <1% |
| 8  | Internet       | ejournal.jak-stik.ac.id   | <1% |
| 9  | Internet       | techthinkhub.co.id  | <1% |
| 10 | Internet       | 123dok.com  | <1% |
| 11 | Student papers | STT PLN   | <1% |

|    |                |  |     |
|----|----------------|--|-----|
| 12 | Student papers | Universitas Esa Unggul   | <1% |
| 13 | Student papers | Binus University International   | <1% |
| 14 | Internet       | dqlab.id   | <1% |
| 15 | Publication    | Cindy Novi Syahputri, Muhammad Siddik Hasibuan. "OPTIMASI KLASIFIKASI DECI...    | <1% |
| 16 | Internet       | ejournal.uigm.ac.id  | <1% |
| 17 | Publication    | Mitra Unik, M. Eddo Aldo Fahrurrozi, Harmaini Harmaini, Chandra Kusuma. "Impl... | <1% |
| 18 | Internet       | repository.ubharajaya.ac.id  | <1% |
| 19 | Internet       | repository.its.ac.id   | <1% |
| 20 | Internet       | text-id.123dok.com   | <1% |
| 21 | Internet       | www.researchgate.net   | <1% |
| 22 | Internet       | eprints.utdi.ac.id   | <1% |
| 23 | Internet       | ojs.ninetyjournal.com  | <1% |
| 24 | Internet       | ejournal.undip.ac.id   | <1% |
| 25 | Internet       | www.ojs.stmikplk.ac.id   | <1% |

|    |                |  |     |
|----|----------------|--|-----|
| 26 | Publication    | M. Didik Cahya Indirman, Giri Wahyu Wiriasto, L. Ahmad S. Irfan Akbar. "Distribut... | <1% |
| 27 | Internet       | www.jurnal.iaii.or.id  | <1% |
| 28 | Internet       | jurnal.polibatam.ac.id   | <1% |
| 29 | Publication    | Budi Apriyanto, Sartika Lina Mulani Sitio. "Penerapan K-Means dalam Menganalisis...  | <1% |
| 30 | Publication    | Hanna Willa Dhany, Aminuddin Indra Permana, Fahmi Izhari, Andhika Pratama Gi...      | <1% |
| 31 | Publication    | Yudha Herlambang Cahya Pratama, Ari Cahaya Puspitaningrum, Mohammad Al ...           | <1% |
| 32 | Internet       | journal.universitasbumigora.ac.id  | <1% |
| 33 | Student papers | Universitas Jenderal Soedirman   | <1% |
| 34 | Student papers | Universitas Putera Batam   | <1% |
| 35 | Student papers | Universitas Putera Indonesia YPTK Padang   | <1% |
| 36 | Internet       | helmysatria.com  | <1% |
| 37 | Internet       | ojs.stmikplk.ac.id   | <1% |
| 38 | Publication    | Syahrul Sobari, Ade Irma Purnamasari, Agus Bahtiar, Kaslani Kaslani. "MENINGK...     | <1% |
| 39 | Internet       | bedah.id   | <1% |

|    |                |  |     |
|----|----------------|--|-----|
| 40 | Student papers | Academic Library Consortium  | <1% |
| 41 | Student papers | Tarumanagara University  | <1% |
| 42 | Internet       | bpmpp.uma.ac.id  | <1% |
| 43 | Internet       | ijair.id   | <1% |
| 44 | Internet       | repository.upy.ac.id   | <1% |
| 45 | Publication    | Ahmad Nur Sholikhhan, Yohana Tri Widayati, Sinta Tridian Galih. "Rancang Bangun... | <1% |
| 46 | Student papers | Ghana Intitute of management and Public Administration                             | <1% |
| 47 | Student papers | Konsorsium Perguruan Tinggi Swasta Indonesia II                                    | <1% |
| 48 | Student papers | Universitas Maritim Raja Ali Haji  | <1% |
| 49 | Student papers | Universitas Muhammadiyah Sukabumi  | <1% |
| 50 | Internet       | journal-laaroiba.com   | <1% |
| 51 | Internet       | ngelmu.id  | <1% |
| 52 | Internet       | repository.unpas.ac.id   | <1% |
| 53 | Publication    | Dita Aulia Oktaviani. "Komponen Penyebab Kecurangan Laporan Keuangan dala...       | <1% |

|    |                |   |     |
|----|----------------|---|-----|
| 54 | Internet       | artikelpendidikan.id  | <1% |
| 55 | Internet       | betywindayani.blogspot.com  | <1% |
| 56 | Internet       | buletin.nscpolteksby.ac.id  | <1% |
| 57 | Internet       | jurnal.iaii.or.id   | <1% |
| 58 | Internet       | kc.umh.ac.id  | <1% |
| 59 | Internet       | sefidvash.net   | <1% |
| 60 | Internet       | www.jurnal-isi.org  | <1% |
| 61 | Publication    | Anju Fauziah, Julian Hernadi. "Klasifikasi Data Tak Seimbang Menggunakan Algor... | <1% |
| 62 | Publication    | I Wayan Aditya Suranata. "Pengembangan Model Prediksi Curah Hujan di Kota D...    | <1% |
| 63 | Internet       | jurnal.amikom.ac.id   | <1% |
| 64 | Internet       | repository.stiemahardhika.ac.id   | <1% |
| 65 | Internet       | repository.ub.ac.id   | <1% |
| 66 | Student papers | Universitas Muhammadiyah Purwokerto   | <1% |
| 67 | Internet       | aliyhafiz.com   | <1% |

|    |                |  |     |
|----|----------------|--|-----|
| 68 | Internet       | dimas.ubhara.id  | <1% |
| 69 | Internet       | dspace.library.uu.nl   | <1% |
| 70 | Internet       | mytv.co.id   | <1% |
| 71 | Internet       | 123dok.org   | <1% |
| 72 | Publication    | Ananda Rizki Dani, Irma Handayani. "Classification of Yogyakarta Batik Motifs Usi... | <1% |
| 73 | Publication    | Risfan Novrian, Tia Agustiani, Muhamad Fikri, Moch Fajar Hikmatulloh, Muhamm...      | <1% |
| 74 | Student papers | Universitas Diponegoro   | <1% |
| 75 | Student papers | Universitas International Batam  | <1% |
| 76 | Publication    | Yulifda Elin Yuspita, Riri Okra, Muhammad Rezeki. "PENERAPAN ALGORITMA KLA...        | <1% |
| 77 | Publication    | Yusuf Kurnia, Ellysha Dwiyanthi Kusuma, Lianny Wydiastuty Kusuma, Suwitno, W...      | <1% |
| 78 | Internet       | e-journal.uajy.ac.id   | <1% |
| 79 | Internet       | es.scribd.com  | <1% |
| 80 | Internet       | fr.scribd.com  | <1% |
| 81 | Internet       | journal.uinsgd.ac.id   | <1% |



|    |             |  |     |
|----|-------------|--|-----|
| 82 | Internet    | repository.ittelkom-pwt.ac.id  | <1% |
| 83 | Internet    | repository.uin-malang.ac.id  | <1% |
| 84 | Internet    | rmag.eu  | <1% |
| 85 | Internet    | sumsel.tribunnews.com  | <1% |
| 86 | Internet    | www.astesj.com   | <1% |
| 87 | Internet    | www.neliti.com   | <1% |
| 88 | Publication | Ira Sofia Situmorang, Ita Arfyanti, Siti Lailiyah. "Analisis Penerapan Sistem Infor... | <1% |
| 89 | Publication | Muhammad Syaifur Rohman, Afrinaldi Afrinaldi, Ahmad Syauqani, Maya Safira. "...        | <1% |
| 90 | Internet    | hannaauli.blogspot.com   | <1% |
| 91 | Publication | Abid Taufiqur Rohman, Galuh Sischa Panglipury. "IMPLEMENTASI METODE SDLC ...           | <1% |
| 92 | Publication | Indah Clara Sari. "INTEGRASI MODEL DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B0 UNTUK D...            | <1% |
| 93 | Internet    | ejournal.unida.gontor.ac.id  | <1% |

## **BAB II**

### **KAJIAN PUSTAKA**

#### **2.1. Kajian Topik**

**Kajian topik** adalah proses eksplorasi mendalam terhadap suatu subjek tertentu untuk memahami konsep, ruang lingkup, dan permasalahan yang ada di dalamnya. Eksplorasi mendalam terhadap literatur existing bertujuan memetakan lanskap permasalahan, melacak perkembangan riset terdahulu, dan menemukan celah pengetahuan yang potensial untuk dikembangkan melalui penelitian baru. Selain itu, kajian ini membantu merumuskan pertanyaan penelitian yang lebih terarah dan memastikan bahwa topik yang dipilih relevan serta memiliki kontribusi ilmiah maupun praktis. Proses ini juga memungkinkan peneliti untuk memahami pendekatan dan metode yang paling sesuai dalam menyelesaikan masalah yang diangkat, sehingga penelitian yang dilakukan menjadi lebih terstruktur dan berdampak.

##### **2.1.1. Perusahaan CV. Smartindo Telekom**

CV. Smartindo Telekom adalah sebuah perusahaan yang bergerak dibidang distributor telekomunikasi produk dari PT. Smartfren Telcom, dimana perusahaan menawarkan jasa untuk penjualan, retail ke outlet – outlet yang bekerja sama dengan perusahaan. Perusahaan menawarkan produk – produk smartfen ke mitra outlet dan menjaga hubungan baik dengan mitra – mitra outlet tersebut.

Perusahaan CV. Smartindo Telekom didirikan oleh Bapak Putra Yudha pada tahun 2015. Perusahaan adalah anak perusahaan dari PT. Wahana Putra Yudha yang merupakan pusat dari perusahaan CV. Smartindo Telekom. CV. Smartindo Telekom didirikan atas dasar kerja sama antara CV. Smartfren Telekom dengan PT. Wahana Putra Yudha pada tahun 2015, dan diberikan kepercayaan untuk melayani wilayah distribusi antara lain Medan, Deli Serdang, Kabanjahe dan Sidikalang yang disebut area Cluster 1. Saat ini perusahaan sudah

berkembang dan melakukan pengambilan area (take over) wilayah area Cluster 4 dan beberapa area cluster lainnya yang sekarang wilayah CV. Smartindo Telekom hampir mencakup keseluruhan pulau dari Sumatera.

### 2.1.2. Fraud

Menurut Statement on Auditing Standards No. 99 mendefinisikan fraud sebagai “*an intentional act that result in a material misstatement in financial statements that are the subject of an audit.* [REF CODE ASD14] Sedangkan menurut menurut *Black’s Law Dictionary*, fraud didefinisikan sebagai semua macam yang dapat dipikirkan manusia, dan yang diupayakan oleh seseorang untuk mendapatkan keuntungan dari orang lain dengan saran yang salah atau pemaksaan kebenaran, dan mencakup semua cara yang tak terduga, penuh siasat licik atau tersembunyi, dan setiap cara yang tidak wajar yang menyebabkan orang lain tertipu. [REF CODE ASD1]

Definisi kecurangan juga diberikan oleh Ikatan Akuntansi Indonesia yang menjelaskan dalam Standar Profesional Akuntansi Publik (SPAP) seksi 316, kecurangan akuntansi sebagai berikut:

- a) Salah saji yang timbul dari kecurangan dalam pelaporan keuangan yaitu salah saji atau penghilangan secara sengaja, jumlah atau pengungkapan dalam laporan keuangan untuk mengelabui pemakai laporan keuangan. [REF CODE ASD2]
- b) Salah saji yang timbul dari perlakuan tidak semestinya terhadap aktiva (sering kali disebut dengan penyalahgunaan atau penggelapan) berkaitan dengan pencurian aktiva entitas yang berakibat pada laporan keuangan tidak disajikan sesuai dengan prinsip akuntansi. [REF CODE ASD2]

Secara garis besar, tindak fraud dapat dibagi ke dalam dua kelompok besar, meliputi:

- a) Kecurangan internal (internal fraud). Kerugian yang disebabkan oleh kecurangan, misappropriation, dan circumvention atas suatu peraturan dari

1 pihak internal perusahaan. Dimana bentuk-bentuk kecurangan yang berasal dari dalam organisasi mencakup berbagai praktik seperti transaksi terselubung yang luput dari pencatatan resmi, penggelapan aset oleh pegawai internal, manipulasi kewajiban perpajakan, penyajian laporan keuangan yang menyimpang dari kondisi riil perusahaan, serta pemanfaatan informasi privileged untuk keuntungan pribadi dalam perdagangan saham.

1 b) Kecurangan eksternal (external fraud). Kerugian yang disebabkan oleh kecurangan, misappropriation, dan circumvention atas suatu pertauran yang dilakukan oleh pihak ketiga (diluar perusahaan). Adapun contoh dari tindak kecurangan eksternal, meliputi tindak pencurian, forgery, hacking, dan tindak kecurangan eksternal lainnya. [REF CODE ASD3]

1 Dalam konteks yang lebih luas, tindakan kecurangan mengakomodasi beraneka ragam teknik dan strategi yang dirancang dengan level kepandaian dan perencanaan yang sistematis. Motivasi di balik aktivitas ini berpusat pada ambisi memperoleh advantage finansial dengan cara menyesatkan target melalui penyampaian data atau keterangan yang tidak akurat. Tidak ada aturan yang baku dalam mendefinisikan kecurangan yang meliputi tipu muslihat ataupun cara-cara yang licik dan tidak wajar. Kecurangan adalah penipuan yang menyertakan elemen-elemen berikut ini:

- a) Sebuah representasi
- b) Mengenai sesuatu yang bersifat material
- c) Sesuatu yang tidak benar
- d) Secara sengaja atau serampangan dilakukan
- e) Ditindaklanjuti oleh korban
- f) Korban menanggung kerugian [REF CODE ASD10]

1 Dalam hal ini tindakan tersebut dapat berupa bentuk kecurangan. Bentuk kecurangan biasa dijumpai dalam dunia kerja menurut The Association of Certified Fraud Examiners atau ACFE terdapat 3 jenis, yaitu sebagai berikut:

1 a) Corruption (Korupsi)

1 Fenomena korupsi terwujud melalui ragam modus mulai dari transaksi penyuapan, adanya konflik interest yang tidak dikelola dengan baik, penerimaan kompensasi tidak resmi, hingga praktik ekstorsi untuk keuntungan finansial. Korupsi adalah tindakan penjahat seorang pejabat atau petugas yang secara tidak sah dan tidak dapat dibenarkan memanfaatkan pekerjaannya atau karakternya untuk mendapatkan keuntungan bagi dirinya sendiri atau orang lain dengan melanggar kewajiban dan hak. Berdasarkan Association of Certified Fraud Examiners (ACFE), korupsi merupakan 10% dari seluruh kasus kecurangan di tempat kerja dan 90% kerugian akibat korupsi ditimbulkan dari skema penyuapan.

1 b) Asset Missappropriation (Penyalahgunaan Aset)

Bentuk skema kecurangan yang paling umum melibatkan beberapa bentuk penyalahgunaan aset. Sebesar 85% dari kecurangan yang dimasukkan dalam penelitan Association of Certified Fraud Examiners (ACFE) masuk dalam kategori ini. Aset dapat disalahgunakan secara langsung atau tidak langsung demi keuntungan si pelaku. transaksi yang melibatkan kas, akun cek, persediaan, peralatan, perlengkapan, dan informasi adalah yang paling rentan disalahgunakan.

c) Financial Statement Fraud (Kecurangan Laporan Keuangan)

Kecurangan dalam laporan keuangan dikaitkan dengan kecurangan oleh manajemen. Walaupun semua kecurangan melibatkan suatu bentuk kesalahan penyajian laporan keuangan, untuk dapat digolongkan sebagai skema kecurangan jenis ini, laporan harus memberikan manfaat keuangannya langsung atau tidak langsung bagi pelakunya. Dengan kata lain, laporan tersebut bukan sebagai kendaraan untuk menyamarkan atau menutupi suatu tindakan curang. [REF CODE ASD9]

81 Fraud merupakan bentuk perilaku menyimpang yang dilakukan secara sadar dan terencana, dengan tujuan meraih keuntungan individual melalui cara-cara manipulatif yang pada akhirnya mencederai kepentingan pihak lain. Fraud

umumnya terbagi menjadi tiga jenis utama: penggelapan aset (asset misappropriation), korupsi (corruption), dan pemalsuan laporan keuangan (financial statement fraud). Penggelapan aset melibatkan pencurian atau penyalahgunaan aset perusahaan, seperti penggelapan uang atau barang. Korupsi biasanya melibatkan penyalahgunaan wewenang, seperti suap atau nepotisme, demi keuntungan pribadi. Sementara itu, pemalsuan laporan keuangan bertujuan memanipulasi data keuangan agar perusahaan tampak lebih menguntungkan atau menutupi kerugian. Menurut teori Fraud Triangle dari Donald Cressey, fraud terjadi karena kombinasi tekanan (pressure), kesempatan (opportunity), dan rasionalisasi (rationalization). Pencegahan fraud dapat dilakukan melalui penguatan pengendalian internal, audit berkala, penggunaan teknologi pemantauan, serta membangun budaya kerja yang menjunjung tinggi integritas dan transparansi.

#### 2.1.2.1. Fraud Diamond

Fraud Diamond adalah pengembangan dari model Fraud Triangle yang diperkenalkan oleh Donald Cressey. Model ini dikembangkan lebih lanjut oleh David T. Wolfe dan Dana R. Hermanson pada tahun 2004 dengan menambahkan elemen keempat, yaitu Capability (Kemampuan). Dalam model ini, terdapat empat elemen yang saling berkaitan: Pressure (Tekanan), Opportunity (Kesempatan), Rationalization (Rasionalisasi), dan Capability (Kemampuan). Tekanan merupakan dorongan yang dirasakan individu untuk melakukan kecurangan, misalnya karena masalah finansial, tuntutan pekerjaan yang tidak realistis, atau kebutuhan pribadi yang mendesak. *"Pressure drives an individual to feel the need to commit fraud, often stemming from financial problems or unrealistic performance expectations"* [REF CODE ASD4]. Selain tekanan, kesempatan juga menjadi faktor kunci. Kesempatan muncul ketika ada kelemahan dalam pengendalian internal, kurangnya pengawasan, atau akses berlebih yang dimiliki individu tertentu. *"Opportunity allows the fraudster to commit the act without being caught, often due to weak controls or lack of oversight"* [REF CODE ASD4].

Lebih jauh, pelaku kecurangan biasanya mencari pembenaran moral melalui rasionalisasi, agar tindakan mereka terasa sah atau setidaknya dapat diterima secara etika. Misalnya, seseorang mungkin merasa bahwa mereka hanya "meminjam sementara" atau "perusahaan sudah cukup kaya dan ini tidak akan merugikan siapa pun." *"Rationalization helps the fraudster justify the unethical behavior, making it seem acceptable in their mind"* [REF CODE ASD4]. Namun, elemen yang membuat Fraud Diamond lebih komprehensif dibandingkan model sebelumnya adalah Capability (Kemampuan). Elemen ini menekankan bahwa meskipun seseorang memiliki tekanan, kesempatan, dan rasionalisasi, kecurangan besar tidak akan terjadi tanpa kemampuan tertentu. Kemampuan ini mencakup posisi strategis, pengetahuan teknis, kepercayaan diri tinggi, dan kemampuan memengaruhi orang lain agar turut membantu atau menutupi kecurangan. *"Even if the first three elements are present, the fraud will not occur unless the person has the capability to commit and conceal it"* [REF CODE ASD4].



Fraud Diamond juga dapat digunakan sebagai kerangka kerja untuk mendeteksi potensi kecurangan. Berikut beberapa pendekatan yang bisa dilakukan:

1. Mendeteksi Tekanan (Pressure)
  - a) Analisis gaya hidup karyawan: Perubahan gaya hidup drastis yang tidak sesuai dengan penghasilan bisa menjadi tanda tekanan finansial.

- b) Pantau target kerja yang tidak realistis: Tekanan dari target yang terlalu tinggi dapat mendorong karyawan mencari jalan pintas dengan melakukan kecurangan.
- c) Tinjau konflik pribadi atau profesional: Karyawan yang mengalami masalah pribadi atau konflik dengan perusahaan bisa lebih rentan melakukan kecurangan.
- d) Cabang mungkin merasa tertekan untuk memenuhi target penjualan atau keuntungan tertentu yang ditetapkan oleh manajemen pusat. Hal ini dapat meningkatkan kemungkinan adanya perilaku kecurangan untuk mencapai target tersebut.

## 2. Menganalisis Kesempatan (Opportunity)

- a) Evaluasi pengendalian internal: Perusahaan perlu memastikan sistem pengendalian internal kuat dan meminimalkan celah yang bisa dieksploitasi.
- b) Rotasi kerja dan audit mendadak: Melakukan rotasi posisi karyawan dan audit mendadak dapat mengurangi kesempatan untuk menyembunyikan kecurangan.
- c) Pemantauan akses dan otorisasi: Pastikan hanya orang dengan otorisasi yang memiliki akses ke sistem keuangan atau data penting.
- d) Jika kebijakan internal lemah atau laporan keuangan tidak diawasi dengan baik, maka kesempatan untuk melakukan kecurangan meningkat, seperti memanipulasi transaksi atau laporan keuangan.

## 3. Mengidentifikasi Rasionalisasi (Rationalization)

- a) Kaji budaya etika di perusahaan: Budaya yang mendukung integritas dan kejujuran akan mengurangi kemungkinan karyawan membenarkan tindakan curang.
- b) Pembeneran yang diberikan oleh cabang seperti "untuk memenuhi target" atau "persaingan bisnis" dapat menjadi alasan bagi manajer untuk melakukan kecurangan atau penyalahgunaan.



- c) Lakukan wawancara atau survei kepuasan kerja: Ketidakpuasan karyawan bisa memicu rasionalisasi. Perusahaan harus memahami alasan di balik ketidakpuasan ini.

#### 4. Mengukur Kemampuan (Capability)

- a) Identifikasi posisi kunci yang rentan: Orang dengan posisi strategis, seperti manajer keuangan atau IT, memiliki potensi lebih besar melakukan kecurangan karena akses dan pengetahuannya.
- b) Pantau individu dengan pengaruh besar: Karyawan yang memiliki pengaruh besar dan karisma tinggi bisa memanipulasi rekan kerja untuk ikut serta atau menutupi tindakan mereka.
- c) Perhatikan karyawan dengan keterampilan teknis tinggi: Individu dengan kemampuan teknologi canggih lebih mampu mengeksploitasi celah sistem.
- d) Kemampuan manajer cabang untuk mengelola operasi dan keuangan cabang dapat menjadi faktor penting dalam menentukan potensi terjadinya kecurangan. Cabang yang memiliki manajer dengan kemampuan rendah atau kurang diawasi lebih rentan terhadap potensi fraud.

### 2.1.3. Level Fraud pada Jabatan

Fraud (kecurangan) dalam konteks perusahaan cabang bisa terjadi di berbagai level jabatan antara lain sales, admin, dan manajer. Berikut penjelasannya:

#### 2.1.3.1. Fraud oleh Sales

Sales biasanya bertanggung jawab pada penjualan dan hubungan dengan pelanggan. Beberapa jenis kecurangan yang umum dilakukan sales:

- a) Penggelapan hasil penjualan, dimana sales menerima uang dari pelanggan tetapi hanya melaporkan sebagian atau bahkan tidak melaporkan sama sekali.

- b) Mark-up harga, dimana menaikkan harga jual di luar ketentuan perusahaan lalu mengambil selisihnya.
- c) Pemalsuan order, dimana membuat pesanan fiktif untuk mencapai target dan mendapatkan komisi lebih besar.
- d) Manipulasi diskon atau promo, dimana memberikan diskon tidak sah ke pelanggan dengan imbalan pribadi.

### 2.1.3.2. Fraud oleh Admin

Admin punya akses ke data dan dokumen penting. Kecurangan yang bisa terjadi di posisi ini:

- a) Pemalsuan laporan keuangan, memanipulasi data penjualan, pengeluaran, atau stok agar terlihat sesuai target atau menutupi kerugian.
- b) Penggelapan uang kas kecil dengan Mengambil uang kas dengan membuat kwitansi palsu atau mencatat biaya yang tidak ada.
- c) Manipulasi stok mencatat barang sudah dikirim padahal belum, lalu menjual barang secara pribadi.

### 2.1.3.2. Fraud Manajer Cabang

Manajer cabang biasanya punya otoritas lebih besar. Jenis kecurangan yang mungkin dilakukan:

- a) *Kickback* (suap balik) yaitu Kerja sama gelap dengan supplier atau pihak ketiga untuk mendapatkan komisi ilegal.
- b) Manipulasi target dengan Menggelembungkan angka penjualan agar cabang terlihat sukses dan mendapatkan bonus lebih besar.
- c) Rekayasa pengeluaran dengan melaporkan biaya operasional lebih besar dari kenyataan lalu mengambil selisih dana.
- d) Nepotisme atau favoritisme dengan mempekerjakan orang terdekat yang tidak kompeten demi keuntungan pribadi.

#### 2.1.4. Machine Learning

Learning (ML) merupakan cabang dari kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit untuk setiap tugas. ML memanfaatkan algoritma statistik dan matematika untuk mengidentifikasi pola dalam data, kemudian menggunakan pola tersebut untuk mengambil keputusan atau prediksi pada data baru. Proses ini melibatkan pelatihan model dengan dataset yang besar agar model dapat mengenali pola dan hubungan yang kompleks.

Proses ML dimulai dengan pengumpulan data yang relevan, kemudian data tersebut diproses dan dibersihkan agar siap digunakan dalam pelatihan model. Selanjutnya, algoritma ML dipilih dan diterapkan untuk melatih model menggunakan data tersebut. Model yang sudah dilatih kemudian diuji dengan data baru untuk mengevaluasi performanya. Jika hasilnya memuaskan, model dapat digunakan untuk prediksi atau klasifikasi dalam aplikasi nyata.

Machine Learning bekerja dengan memanfaatkan data untuk menemukan pola dan hubungan matematis antara input dan output. Proses ini dimulai dengan pelatihan model menggunakan data berlabel (supervised learning) atau data tidak berlabel (unsupervised learning). Model kemudian menggeneralisasi pola tersebut untuk memprediksi atau mengambil keputusan pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara sederhana, algoritma ML dilatih dengan contoh input-output, misalnya pasangan data (2,10), (5,19), dan (9,31). Algoritma akan mencari fungsi matematis yang menghubungkan input dan output, seperti  $o = 3 \times i + 4$ . Setelah model terlatih, jika diberikan input baru, misalnya 7, model dapat memprediksi outputnya, yaitu 25. Keakuratan prediksi ini bergantung pada kualitas dan kuantitas data yang digunakan selama pelatihan.

Jenis - Jenis Machine Learning yang biasa digunakan adalah sebagai berikut:

- a) Supervised Learning Model dilatih menggunakan data berlabel, artinya setiap data input sudah memiliki output yang diketahui. Model belajar menghubungkan

input dengan output tersebut untuk memprediksi hasil pada data baru. Contohnya adalah klasifikasi email spam dan prediksi harga rumah.

- b) Unsupervised Learning Model bekerja dengan data yang tidak memiliki label. Tujuannya adalah menemukan pola, struktur, atau kelompok dalam data tersebut, seperti segmentasi pelanggan dan deteksi anomali.
- c) Reinforcement Learning Model belajar melalui interaksi dengan lingkungan dengan menerima umpan balik berupa reward atau penalti. Model berusaha memaksimalkan reward dengan mengambil tindakan yang tepat, sering digunakan dalam robotika dan permainan komputer.

Beberapa jenis algoritma yang umum digunakan dalam ML antara lain:

Decision Tree:

- a) Algoritma yang menggunakan struktur pohon untuk membuat keputusan berdasarkan fitur data.
- b) Random Forest: Kombinasi dari banyak decision tree yang bekerja secara paralel untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi overfitting.
- c) Logistic Regression: Algoritma statistik yang digunakan untuk klasifikasi biner.
- d) Support Vector Machine (SVM): Algoritma yang mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan kelas data.
- e) XGBoost: Algoritma boosting yang efisien dan sering digunakan dalam kompetisi ML karena performanya yang tinggi.

Machine Learning telah banyak diterapkan di berbagai bidang, seperti kesehatan, keuangan, pemasaran, dan lain-lain. Contohnya, dalam bidang kesehatan, ML digunakan untuk memprediksi tingkat kasus penyakit menular, membantu pengambilan keputusan dalam program vaksinasi dan pelayanan kesehatan. Penelitian oleh [REF CODE ASD6] menunjukkan penerapan berbagai algoritma ML seperti decision tree, random forest, logistic regression, SVM, dan XGBoost untuk memprediksi tingkat kasus penyakit di Indonesia dengan hasil yang dapat membantu pengambil kebijakan dalam merumuskan kebijakan kesehatan secara cepat dan akurat.

Selain itu, ML juga digunakan untuk prediksi diagnosis penyakit seperti diabetes menggunakan algoritma neural network yang dioptimasi dengan algoritma evolusi untuk meningkatkan akurasi prediksi [REF CODE ASD7]. Dalam bidang lain, ML digunakan untuk prediksi ketepatan penempatan karir dengan model klasifikasi seperti Random Forest dan SVM, yang dievaluasi berdasarkan akurasi prediksi [REF CODE ASD8]. Oleh karena itu machine Learning adalah teknologi yang sangat penting dalam era digital saat ini karena kemampuannya dalam mengolah data besar dan memberikan insight prediktif yang dapat mendukung pengambilan keputusan otomatis dan cepat. Dengan berbagai algoritma yang tersedia, ML dapat disesuaikan untuk berbagai kebutuhan aplikasi, mulai dari klasifikasi, regresi, hingga clustering.

#### 2.1.5. Random Forest

Random Forest adalah algoritma machine learning berbasis ensemble learning yang menggabungkan banyak decision tree untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi risiko overfitting. Algoritma ini dikembangkan oleh Leo Breiman dan Adele Cutler dan dapat digunakan untuk masalah klasifikasi maupun regresi

Random Forest adalah kumpulan pohon keputusan yang masing-masing dibangun dari data dan fitur acak, sehingga menghasilkan model yang kuat dan stabil. Random Forest juga telah digunakan untuk meningkatkan hasil klasifikasi pada deteksi pasien diabetes, dengan akurasi mencapai 95,45% setelah penerapan normalisasi data. [REF CODE ASD13] Struktur gambar Random Forest adalah representasi visual dari banyak pohon keputusan yang berdiri sendiri, dengan proses agregasi hasil sebagai komponen penting dalam menghasilkan prediksi akhir. Random Forest merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang banyak digunakan karena mampu menghasilkan prediksi dengan akurasi tinggi, seperti yang dibuktikan pada penelitian klasifikasi cuaca dan banjir di Indonesia. [REF CODE ASD12]

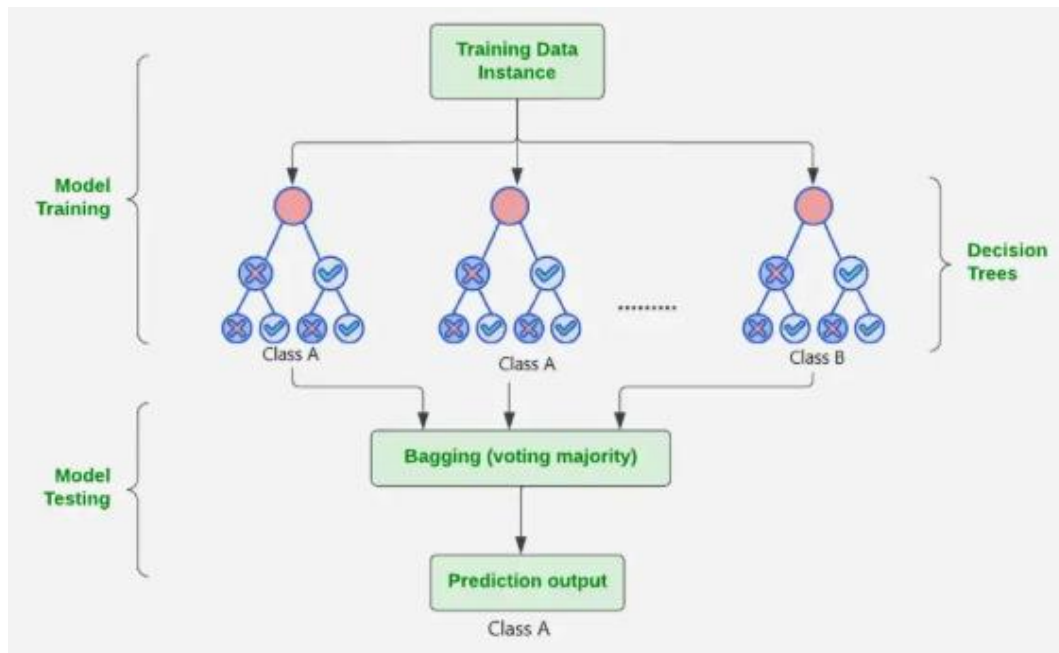
Random Forest membangun banyak pohon keputusan dengan bootstrap sampling dan subset fitur acak untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi

76 overfitting. Setiap pohon memiliki struktur decision tree dengan root node, internal nodes, branches, dan leaf nodes yang memberikan prediksi. Output akhir diperoleh dengan voting mayoritas (klasifikasi) atau rata-rata (regresi) dari semua pohon dalam hutan.

82 Pada Random Forest, setiap pohon dibangun dengan data bootstrap sampling dan pada setiap split hanya dipertimbangkan subset acak fitur, sehingga pohon-pohon yang terbentuk berbeda dan tidak berkorelasi tinggi. Namun, proses pembentukan pohon pada masing-masing decision tree tetap mengikuti prinsip di atas, yaitu mencari fitur terbaik berdasarkan kriteria seperti Gini atau Entropy untuk memisahkan data secara rekursif hingga mencapai kondisi berhenti.

Selain bootstrap sampling, Random Forest juga menerapkan random feature selection pada setiap node split dalam decision tree. Alih-alih mempertimbangkan semua fitur, algoritma hanya memilih subset fitur secara acak untuk menentukan split terbaik. Hal ini menurunkan korelasi antar pohon dan meningkatkan keragaman model sehingga mengurangi varians dan risiko overfitting.

17 Struktur dan komponen gambar Random Forest dapat dipahami sebagai kumpulan (ensemble) dari banyak pohon keputusan (decision trees) yang bekerja secara paralel dan independen, kemudian hasilnya digabungkan untuk menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat dan stabil. Dibawah ini adalah gambaran struktur *Random Forest* ialah:



Berikut ini adalah penjabaran secara sederhana dan singkat dengan flowchart sederhana pada algoritma random forest ialah:

- 1) Mulai
- 2) Ambil dataset asli
- 3) Lakukan bootstrap sampling (ambil sampel acak dengan pengembalian dari dataset asli untuk membuat beberapa subset data)
- 4) Bangun decision tree untuk setiap subset data
  - a) Pada setiap node, pilih subset fitur secara acak
  - b) Tentukan split terbaik berdasarkan fitur yang dipilih
  - c) Bangun pohon sampai kriteria penghentian tercapai (misal max depth atau node minimum)
- 5) Ulangi langkah 3-4 untuk membentuk banyak pohon (n\_trees)
- 6) Untuk data baru, lakukan prediksi dengan setiap pohon
- 7) Gabungkan hasil prediksi dari semua pohon
  - a) Untuk klasifikasi: voting mayoritas
  - b) Untuk regresi: rata-rata prediksi
- 8) Output hasil prediksi akhir
- 9) Selesai

Berikut adalah langkah – langkah algoritma Random Forest adalah sebagai berikut:

#### **2.1.5.1.Bootstrap Sampling**

Bootstrap sampling dalam Random Forest adalah proses pengambilan sampel acak dari dataset asli dengan pengembalian (sampling dengan replacement) untuk membentuk beberapa subset data yang masing-masing digunakan untuk melatih satu pohon keputusan secara independen. Ini berarti beberapa data dapat terpilih lebih dari satu kali dalam satu subset, sementara beberapa data lain mungkin tidak terpilih sama sekali. Cara kerja dari bootstrap sampling dalam random forest adalah sebagai berikut:

- 1) Dari dataset pelatihan yang tersedia, dilakukan pengambilan sampel secara acak dengan pengembalian untuk membentuk subset data baru yang berukuran sama dengan dataset asli.
- 2) Setiap subset ini menjadi data latih untuk satu pohon keputusan dalam hutan acak. Karena adanya pengembalian, setiap pohon mendapatkan data yang sedikit berbeda, menciptakan variasi antar pohon.
- 3) Variasi ini penting untuk mengurangi korelasi antar pohon dan menghindari overfitting, sehingga hasil agregasi prediksi menjadi lebih stabil dan akurat.
- 4) Selain itu, sekitar sepertiga data yang tidak terpilih dalam bootstrap disebut out-of-bag (OOB), yang bisa digunakan untuk validasi model tanpa perlu data terpisah

Misal dataset asli berisi 1000 sampel. Dengan bootstrap sampling, untuk setiap pohon diambil 1000 sampel secara acak dengan pengembalian. Jadi, satu pohon mungkin memiliki 700 sampel unik, dan 300 sampel terduplikasi, sementara 300 lainnya tidak terpilih. Pohon lain akan memiliki subset yang berbeda, sehingga menghasilkan model yang lebih robust saat hasilnya digabungkan. Dengan demikian, bootstrap sampling adalah fondasi penting dalam Random Forest yang memungkinkan pembentukan banyak pohon keputusan yang berbeda dan meningkatkan performa model secara keseluruhan



### 2.1.5.2. Pembentukan Decision Tree

Pembentukan Decision Tree adalah proses konstruksi pohon keputusan yang dimulai dari root node (akar) yang berisi seluruh dataset, kemudian secara rekursif membagi data menjadi subset-subset yang lebih homogen berdasarkan fitur terbaik yang dipilih pada setiap langkah pemisahan (splitting). Proses ini berlanjut hingga mencapai kriteria berhenti tertentu, seperti semua data dalam subset memiliki kelas yang sama, kedalaman pohon mencapai batas maksimum, atau jumlah data dalam subset terlalu kecil. Berikut ini adalah langkah – langkah pembentukan pohon keputusan secara detail yaitu:

#### 1) Mulai dari Root Node

Seluruh data pelatihan berada pada root node

#### 2) Pemilihan Fitur Terbaik untuk Memisahkan Data (Splitting)

Pada setiap node, algoritma mencari fitur dan nilai ambang (threshold) yang paling efektif untuk membagi data menjadi subset yang lebih homogen terhadap target kelas. Kriteria pemilihan fitur biasanya menggunakan metrik:

##### a) Gini Impurity

$$Gini(t) = 1 - \sum_{i=1}^c p_i^2$$

di mana  $p_i$  adalah proporsi kelas ke-  $i$  pada node  $t$ . Nilai Gini yang lebih rendah menunjukkan kemurnian yang lebih baik.

##### b) Entropy dan Information Gain:

$$Entropy(t) = - \sum_{i=1}^c p_i \log_2 p_i$$

Information Gain adalah pengurangan entropy setelah pemisahan:

$$IG = Entropy(parent) - \sum_k \frac{N_k}{N} Entropy(k)$$

di mana  $k$  adalah subset hasil pemisahan,  $N_k$  jumlah sampel di subset, dan  $N$  jumlah sampel di parent node. Algoritma memilih fitur dan threshold dengan nilai Gini terendah atau Information Gain tertinggi.

c) Membagi Data ke Subset Berdasarkan Fitur Terpilih

Data dibagi ke cabang-cabang baru sesuai dengan hasil pengujian fitur (misalnya, nilai fitur  $\leq$  threshold ke cabang kiri,  $>$  threshold ke cabang kanan).

d) Rekursi pada Subset Data

Proses pemilihan fitur dan pembagian data diulang pada setiap node anak yang baru terbentuk.

e) Kriteria Berhenti

Proses pembentukan pohon berhenti jika:

1. Semua data dalam node memiliki kelas yang sama (node murni).
2. Kedalaman pohon mencapai batas maksimum yang sudah ditentukan.
3. Jumlah data dalam node kurang dari batas minimum.
4. Tidak ada peningkatan signifikan dalam pemisahan data.

f) Penentuan Label pada Node Daun (Leaf Node)

Pada node daun, kelas yang dipilih biasanya adalah kelas mayoritas dari data yang berada di node tersebut (untuk klasifikasi), atau rata-rata nilai target (untuk regresi).

Decision tree dimulai dari root dan membandingkan nilai fitur untuk menelusuri cabang hingga mencapai simpul daun. Algoritma memilih fitur terbaik berdasarkan metrik seperti Gini Impurity, Entropy, dan Information Gain untuk memisahkan data secara rekursif. Setiap node internal berisi kondisi uji atribut, dan daun merepresentasikan kelas target [REF CODE ASD5]. Random Forest membangun banyak decision tree dengan subset data dan fitur acak untuk mengurangi korelasi antar pohon. Dengan demikian, pembentukan decision tree adalah proses rekursif pemilihan fitur terbaik untuk memisahkan data secara bertingkat, menghasilkan struktur pohon yang dapat digunakan untuk klasifikasi atau regresi.

### 2.1.5.3. Prediksi Setiap Pohon

Setelah pohon terbentuk, setiap pohon memberikan prediksi untuk data baru. Untuk klasifikasi, pohon memberikan kelas; untuk regresi, pohon memberikan nilai numerik.

15

#### 2.1.5.4. Voting atau Averaging untuk Prediksi Akhir

Setelah itu, untuk klasifikasi, prediksi akhir diambil berdasarkan voting mayoritas dari hasil prediksi semua pohon (kelas yang paling banyak dipilih). Pada regresi, prediksi akhir adalah rata – rata dari semua pohon. Rumus prediksi regresi Random Forest antara lain:

$$\check{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i x$$

Dimana:

$\check{y}$  = prediksi akhir

$N$  = jumlah pohon dalam hutan

$h_i x$  = prediksi pohon ke- $i$  untuk input  $x$

#### 2.1.6. Metrik Evaluasi Klasifikasi

Ada empat metrik evaluasi utama yang sering digunakan dalam klasifikasi, termasuk pada model seperti Random Forest: Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score, berikut adalah empat metrik evaluasi:

##### 2.1.6.1. Accuracy

Accuracy adalah metrik yang paling umum digunakan untuk mengukur seberapa baik model mengklasifikasikan data secara keseluruhan. Accuracy dihitung sebagai rasio prediksi benar (true positive + true negative) terhadap total data. Accuracy (Akurasi) untuk mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan semua prediksi yang dilakukan.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Accuracy cocok digunakan jika distribusi kelas positif dan negatif pada dataset seimbang. Namun, jika dataset tidak seimbang (misal, data positif jauh lebih sedikit dari negatif), accuracy bisa menyesatkan karena model bisa saja mendapatkan nilai accuracy tinggi hanya dengan memprediksi mayoritas kelas saja.

### 2.1.6.2. Precision

Precision mengukur seberapa tepat prediksi positif model. Precision adalah rasio prediksi positif yang benar (true positive) terhadap total prediksi positif (true positive + false positive).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Precision penting untuk meminimalkan prediksi positif yang salah (false positive), misalnya pada deteksi spam, di mana kita ingin memastikan email yang diklasifikasikan sebagai spam benar-benar spam.

### 2.1.6.3. Recall

Recall (atau sensitivity) mengukur seberapa banyak data positif yang berhasil diidentifikasi oleh model. Recall adalah rasio prediksi positif yang benar (true positive) terhadap total data yang sebenarnya positif (true positive + false negative). Dan untuk meminimalkan kesalahan negatif (false negative).

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

### 2.1.6.4. F1-Score

F1-score adalah metrik yang menggabungkan precision dan recall dengan mengambil rata-rata harmonis keduanya. F1-score sangat berguna ketika kita ingin menyeimbangkan antara precision dan recall, terutama ketika dataset tidak seimbang.

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

F1-score akan memberikan gambaran yang lebih baik tentang performa model jika ingin memperhatikan baik precision maupun recall secara bersamaan.

### 2.1.7. Google Form

Google Forms merupakan alat berbasis web yang sangat efektif untuk membuat dan menyebarkan kuisioner secara online. Ketika responden mengisi kuisioner, data secara otomatis tersimpan dan terorganisir dalam Google Sheets,

yaitu spreadsheet online yang terintegrasi langsung dengan Google Forms. Data yang masuk dari Google Forms langsung tersimpan rapi dalam Google Sheets tanpa perlu input manual, menghemat waktu dan mengurangi kesalahan. Proses pengumpulan dan pengolahan data hasil pengisian yaitu.

- a) Pembuatan Kuisioner: Peneliti membuat kuisioner di Google Forms dengan berbagai tipe pertanyaan (pilihan ganda, isian singkat, skala likert, dll).
- b) Distribusi Kuisioner: Kuisioner disebarakan melalui link yang bisa dibagikan via email, media sosial, atau platform lainnya.
- c) Pengumpulan Data: Responden mengisi kuisioner secara online, dan data otomatis tersimpan di Google Sheets.
- d) Pengelolaan Data: Data di Google Sheets dibersihkan dan diorganisir menggunakan fitur spreadsheet, siap untuk dianalisis lebih lanjut.

#### 2.1.8. Google Sheet

Google Sheets adalah aplikasi spreadsheet berbasis cloud yang memungkinkan pengguna membuat, mengedit, dan mengelola data dalam format tabel dengan kolom dan baris secara online. Berbeda dengan software spreadsheet tradisional seperti Microsoft Excel yang berbasis offline, Google Sheets menyimpan data secara otomatis di cloud sehingga data dapat diakses dan dikerjakan secara real-time dari berbagai perangkat yang terhubung internet. Fungsi utama dari google sheet adalah:

- a) Pengolahan Data: Memungkinkan pengurutan, manipulasi, dan kalkulasi data menggunakan rumus matematika dan fungsi statistik
- b) Visualisasi Data: Mendukung pembuatan grafik dan diagram yang membantu dalam analisis data dan pelaporan
- c) Integrasi dengan Google Forms: Data hasil pengisian kuisioner Google Forms otomatis tersimpan di Google Sheets, memudahkan pengelolaan dan analisis data survei.
- d) Penyimpanan Otomatis: Data tersimpan secara otomatis di cloud sehingga mengurangi risiko kehilangan data akibat gangguan perangkat

### 2.1.9. VS Code

Visual Studio Code (VS Code) adalah editor kode sumber buatan Microsoft yang ringan namun kaya fitur, mendukung berbagai bahasa pemrograman, termasuk Dart dan Python. VS Code dilengkapi dengan IntelliSense untuk memberikan saran kode yang cerdas, debugger bawaan untuk membantu menemukan dan memperbaiki error, serta integrasi Git agar lebih mudah mengelola versi kode. Selain itu, tersedia banyak ekstensi yang bisa diinstal, seperti Flutter untuk pengembangan aplikasi Dart dan Python extension yang mendukung analisis kode, virtual environment, hingga Jupyter Notebook. Kombinasi fitur ini menjadikan VS Code pilihan populer bagi pengembang aplikasi.

### 2.1.10. Aplikasi Android

Aplikasi Android adalah perangkat lunak yang dirancang untuk berjalan di sistem operasi Android, yang dikembangkan oleh Google. Aplikasi Android biasanya dibuat menggunakan bahasa pemrograman seperti Java, Kotlin, atau Dart (melalui Flutter), dan bisa diunduh melalui Google Play Store atau sumber lainnya. Aplikasi Android dalam konteks laporan audit adalah perangkat lunak yang dirancang untuk berjalan pada sistem operasi Android dan dapat digunakan untuk mendukung proses audit, baik internal maupun eksternal. Aplikasi ini dapat membantu auditor dalam mengumpulkan data, mencatat temuan, dan membuat laporan secara real-time langsung dari lapangan. Selain itu, aplikasi Android juga memungkinkan integrasi dengan berbagai sistem lain, seperti database perusahaan atau cloud storage, untuk mempercepat akses informasi dan memperkuat akurasi hasil audit. Dengan fitur seperti GPS, kamera, dan notifikasi, aplikasi audit berbasis Android juga dapat mempermudah pelacakan lokasi, dokumentasi bukti visual, serta pengingat jadwal audit. Penggunaan aplikasi semacam ini meningkatkan efisiensi, mengurangi kesalahan manual, dan mempercepat proses pelaporan hasil audit.

### 2.1.11. Bahasa Pemrograman Python

Python adalah bahasa pemrograman yang terkenal karena sintaksnya yang sederhana dan mudah dibaca, membuatnya populer di kalangan pemula maupun profesional. Python mendukung berbagai paradigma pemrograman, seperti pemrograman berorientasi objek, prosedural, dan fungsional. Bahasa ini sering digunakan dalam pengembangan web, data science, kecerdasan buatan (AI), hingga automasi. Python memiliki pustaka (library) yang sangat kaya, seperti Django dan Flask untuk web, Pandas dan NumPy untuk analisis data, serta TensorFlow untuk machine learning. Fleksibilitas dan komunitas besar membuat Python menjadi salah satu bahasa pemrograman paling populer di dunia.

### 2.1.12. Bahasa Pemrograman Dart

Dart adalah bahasa pemrograman yang dikembangkan oleh Google, dirancang untuk membangun aplikasi lintas platform, terutama pada frontend seperti aplikasi mobile dan web. Dart terkenal karena digunakan dalam framework Flutter, yang memungkinkan pengembang membuat aplikasi Android, iOS, web, hingga desktop dengan satu basis kode. Bahasa ini memiliki sintaks yang mudah dipahami, mendukung pemrograman berorientasi objek, dan dilengkapi fitur seperti hot reload yang mempercepat pengembangan dengan memperbarui tampilan aplikasi secara instan tanpa kehilangan status. Dart juga mendukung Just-in-Time (JIT) untuk pengembangan cepat dan Ahead-of-Time (AOT) untuk performa tinggi saat aplikasi dijalankan.

### 2.1.13. Framework Flutter

Flutter adalah framework open-source yang dikembangkan oleh Google untuk membangun aplikasi lintas platform dengan satu basis kode. Dengan Flutter, pengembang bisa membuat aplikasi untuk Android, iOS, web, hingga desktop (Windows, macOS, Linux) secara bersamaan. Flutter menggunakan bahasa pemrograman Dart dan memiliki fitur unggulan seperti Hot Reload, yang memungkinkan pengembang melihat perubahan kode secara instan tanpa harus merestart aplikasi. Selain itu, Flutter menyediakan widget yang kaya dan dapat dikustomisasi, sehingga memudahkan pembuatan antarmuka yang menarik dan

responsif. Kecepatan, efisiensi, serta kemampuannya dalam menghasilkan performa tinggi menjadikan Flutter pilihan populer di kalangan pengembang aplikasi modern.

#### 2.1.14. Unified Modeling Language (UML)

UML adalah bahasa standar yang digunakan untuk memodelkan sistem secara visual, khususnya sistem berorientasi objek. UML berfungsi sebagai alat bantu dalam perancangan, visualisasi, dokumentasi, dan pembangunan sistem perangkat lunak maupun sistem lainnya yang kompleks. UML membantu menggambarkan bagaimana sebuah sistem bekerja melalui berbagai diagram yang menjelaskan struktur dan perilaku sistem tersebut secara terperinci. **UML REF**

UML pertama kali dikembangkan oleh Object Management Group (OMG) dan versi awalnya dirilis pada tahun 1997. UML menjadi bahasa pemodelan yang sangat penting dalam rekayasa perangkat lunak karena dapat mempermudah komunikasi antara pengembang sistem dan pengguna, serta memfasilitasi proses pengembangan perangkat lunak yang berkelanjutan. Fungsi utama dan tujuan penggunaan UML adalah sebagai berikut:

- a) Memvisualisasikan sistem dari UML menyediakan diagram yang memudahkan pemahaman sistem secara keseluruhan dan bagian-bagiannya.
- b) Mendokumentasikan sistem dengan UML membantu mendokumentasikan kebutuhan, desain, dan arsitektur sistem sehingga memudahkan pengembangan dan pemeliharaan.
- c) Membantu analisis dan perancangan, UML digunakan untuk menganalisis kebutuhan sistem dan merancang solusi yang tepat sebelum implementasi coding.
- d) Memfasilitasi komunikasi dan menjadi jembatan antara pengembang dan pengguna sistem, sehingga kebutuhan pengguna dapat diterjemahkan dengan jelas ke dalam desain sistem **UML REF2**

Komponen – komponen yang terdapat pada diagram UML adalah sebagai berikut ini:

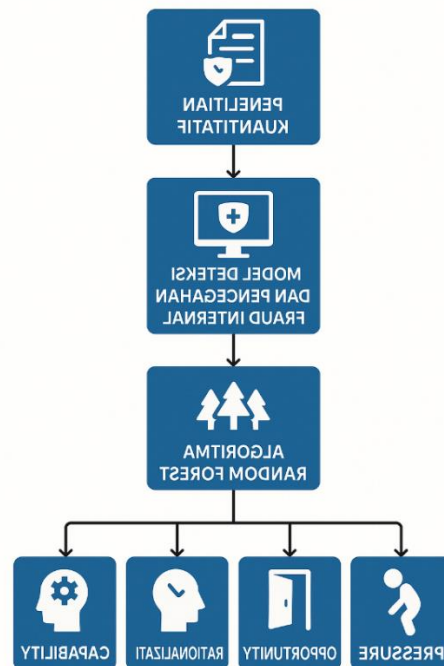


- a) Use Case Diagram: Menggambarkan interaksi antara pengguna (aktor) dengan sistem, menunjukkan fungsi-fungsi utama yang disediakan sistem.
- b) Class Diagram: Menunjukkan struktur kelas-kelas dalam sistem beserta atribut dan metode yang dimiliki.
- c) Activity Diagram: Menggambarkan alur kerja atau proses bisnis dalam sistem.
- d) Sequence Diagram: Menjelaskan interaksi antar objek dalam urutan waktu tertentu.
- e) Diagram lainnya seperti State Diagram, Component Diagram, dan Deployment Diagram juga sering digunakan sesuai kebutuhan sistem **UML REF2**

UML adalah bahasa pemodelan visual yang esensial dalam perancangan sistem berorientasi objek. Dengan UML mempermudah proses analisis, desain, dokumentasi, dan komunikasi dalam pengembangan perangkat lunak. Diagram UML seperti Use Case, Class, Activity, dan Sequence sangat berguna untuk menggambarkan kebutuhan dan desain sistem secara jelas.

## 2.2. Metode dan Tahapannya

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif atau pendekatan penelitian yang menggunakan angka dan statistik untuk mengumpulkan dan menganalisis data yang dapat diukur, dengan tujuan untuk menjelaskan, memprediksi, atau mengontrol fenomena tertentu dengan pendekatan eksperimen. Fokus utama adalah membangun model deteksi dan pencegahan fraud internal di CV. Smartindo Telekom menggunakan algoritma Random Forest, dengan pendekatan analisis berdasarkan kerangka Fraud Diamond. Berikut ini adalah alur kerja metodologis penelitian, yaitu:



Fraud Diamond mencakup empat elemen utama yang menjadi dasar variabel penelitian:

- Pressure* (Tekanan): Faktor yang mendorong individu untuk melakukan kecurangan, seperti kebutuhan finansial atau tekanan dari atasan.
- Opportunity* (Kesempatan): Celah dalam sistem yang memungkinkan individu melakukan kecurangan tanpa terdeteksi.
- Rationalization* (Rasionalisasi): Justifikasi moral yang memungkinkan pelaku merasa tindakannya dapat dibenarkan.
- Capability* (Kemampuan): Kapasitas individu, baik dari sisi keahlian maupun posisi strategis, yang memungkinkan mereka melancarkan kecurangan.

### 2.2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan untuk memperoleh informasi yang relevan terkait faktor-faktor dalam Fraud Diamond serta data historis yang berkaitan dengan aktivitas internal perusahaan di CV. Smartindo Telekom. Data yang digunakan terdiri dari dua jenis:

- 64
- a) **Data Primer:** Diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepada karyawan internal perusahaan untuk mengukur tingkat tekanan (pressure), kesempatan (opportunity), rasionalisasi (rationalization), dan kemampuan (capability). Kuesioner disusun berdasarkan indikator-indikator yang merepresentasikan keempat elemen Fraud Diamond.
- b) **Data Sekunder:** Meliputi data historis aktivitas keuangan, catatan transaksi penjualan, laporan audit internal, serta catatan pelanggaran atau dugaan fraud yang pernah terjadi. Data ini digunakan untuk membangun model prediksi dan pelatihan algoritma Random Forest.

Proses pengumpulan data dilakukan secara sistematis agar hasil analisis dapat merepresentasikan kondisi aktual perusahaan dan mendukung pengembangan model deteksi serta pencegahan fraud secara akurat.

### 74 2.2.2. Variabel Penelitian dan Indikator

10

Penelitian ini menggunakan variabel-variabel yang dikembangkan berdasarkan kerangka Fraud Diamond, yang terdiri dari empat elemen utama: Pressure, Opportunity, Rationalization, dan Capability. Setiap elemen tersebut direpresentasikan melalui beberapa indikator yang dikembangkan menjadi item dalam kuesioner serta fitur dalam dataset untuk model algoritma Random Forest.

80

Berikut adalah daftar variabel dan indikatornya:

| No | Variabel    | Indikator                                 | Jenis Variabel | Skala Pengukuran |
|----|-------------|---|----------------|------------------|
| 1  | Pressure    | Tanggung jawab keuangan tinggi            | Independen     | Likert           |
|    |             | Tekanan dari atasan untuk mencapai target | Independen     | Likert           |
|    |             | Masalah pribadi (utang, biaya hidup)      | Independen     | Likert           |
|    |             | Ketidakpuasan terhadap gaji               | Independen     | Likert           |
| 2  | Opportunity | Kelemahan dalam pengendalian internal     | Independen     | Likert           |

|                   |  |                  |                 |
|-------------------|--|------------------|-----------------|
|                   | Akses bebas terhadap data/sistem keuangan                              | Independen       | Likert          |
|                   | Tidak adanya audit internal yang rutin                                 | Independen       | Likert          |
|                   | Kurangnya pengawasan langsung dari atasan                              | Independen       | Likert          |
| 3 Rationalization | Anggapan bahwa tindakan tidak merugikan perusahaan secara langsung     | Independen       | Likert          |
|                   | Pembenaran tindakan sebagai balas jasa atas kerja keras                | Independen       | Likert          |
|                   | Lingkungan kerja yang permisif   | Independen       | Likert          |
|                   | Merasa bahwa semua orang juga melakukannya                             | Independen       | Likert          |
|                   |  |                  |                 |
| 4 Capability      | Jabatan atau posisi strategis di perusahaan                            | Independen       | Likert          |
|                   | Pengalaman kerja yang panjang  | Independen       | Likert          |
|                   | Pemahaman terhadap sistem dan proses internal                          | Independen       | Likert          |
|                   | Kemampuan menyembunyikan tindakan                                      | Independen       | Likert          |
|                   |  |                  |                 |
| 5 Fraud           | Terjadi atau tidaknya tindakan fraud (berdasarkan audit/laporan valid) | Dependen (Label) | Nominal (Biner) |

Tabel ini membantu menjelaskan jenis dan struktur variabel yang akan digunakan dalam proses pengolahan data dan pembentukan model Random Forest. Selain variabel independen (fitur), penelitian ini juga membutuhkan variabel dependen atau label sebagai acuan dalam supervised learning: Fraud: Label biner (0 = tidak ada fraud, 1 = terdapat fraud) berdasarkan temuan audit atau laporan valid dari manajemen.

Skala Likert adalah metode pengukuran dalam penelitian yang digunakan untuk mengukur sikap, pendapat, atau persepsi seseorang terhadap suatu pernyataan

atau isu. Skala ini terdiri dari serangkaian pernyataan yang diikuti dengan pilihan jawaban yang bersifat gradasi, seperti "Sangat Setuju", "Setuju", "Netral", "Tidak Setuju", dan "Sangat Tidak Setuju". Menurut [REF CODE ASD11] dalam Al-Kharaj: Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah, "Skala Likert digunakan untuk mengukur sikap, pendapat, dan persepsi seseorang atau sekelompok orang tentang fenomena sosial." Skala ini terdiri dari serangkaian pernyataan yang diikuti dengan pilihan jawaban bergradasi, seperti "Sangat Setuju", "Setuju", "Netral", "Tidak Setuju", dan "Sangat Tidak Setuju".

### 2.2.3. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini dilakukan secara bertahap untuk membangun model deteksi dan pencegahan fraud internal menggunakan algoritma Random Forest, dengan pendekatan berdasarkan kerangka Fraud Diamond. Tahapan analisis data meliputi beberapa proses berikut:

#### a) Pra-Pemrosesan Data

Sebelum dilakukan analisis, data yang dikumpulkan melalui kuesioner dan data sekunder terlebih dahulu diproses agar siap digunakan dalam pelatihan model. Langkah-langkah pra-pemrosesan meliputi:

1. Pembersihan data: Menghapus data duplikat, mengisi nilai kosong (missing value), dan menghapus outlier jika diperlukan.
2. Transformasi data: Mengubah data kualitatif (Likert) menjadi bentuk numerik.
3. Normalisasi/standardisasi: Menyesuaikan skala nilai antar variabel agar seragam, jika diperlukan untuk meningkatkan performa algoritma.
4. Labeling: Memberikan label fraud (1) atau tidak fraud (0) berdasarkan data audit atau hasil validasi dari manajemen.

#### b) Pembentukan Dataset

Data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan kemudian dibagi menjadi dua subset:

1. Data Latih (Training Set): Digunakan untuk melatih model Random Forest.

2. Data Uji (Testing Set): Digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam mendeteksi fraud

17 c) Implementasi Algoritma Random Forest

23 Random Forest adalah algoritma klasifikasi berbasis ensemble learning yang menggunakan banyak decision tree untuk meningkatkan akurasi prediksi.

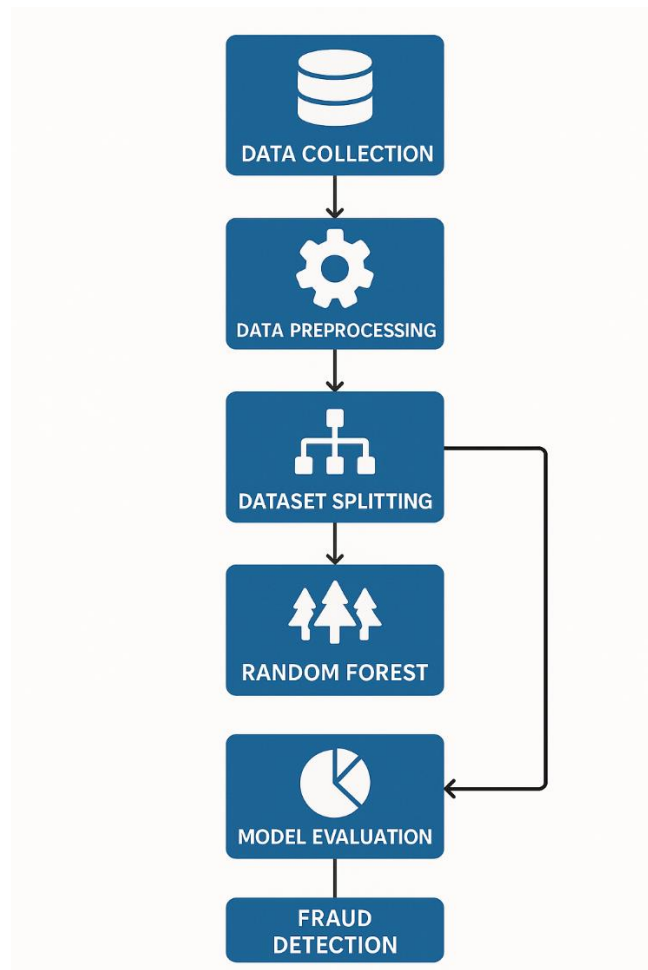
Model ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data yang kompleks dan multivariat serta memberikan interpretasi penting terhadap fitur-fitur yang paling berpengaruh terhadap prediksi fraud. Berikut adalah langkah – langkah dalam implementasinya sebagai berikut:

1. Melatih model dengan parameter yang telah ditentukan.
2. Melakukan validasi model menggunakan cross-validation atau confusion matrix.
3. Mengukur performa model dengan metrik seperti:
  - a. Accuracy (akurasi)
  - b. Precision (ketepatan)
  - c. Recall (sensitivitas)
  - d. F1-Score
  - e. ROC-AUC Curve

d) Analisis Feature Importance

Setelah model terbentuk, dilakukan analisis terhadap fitur (variabel) yang paling berpengaruh dalam mendeteksi fraud. Ini berguna untuk mengidentifikasi faktor-faktor internal yang paling berkontribusi terhadap risiko terjadinya fraud di perusahaan.

Berikut adalah gambar flowchart analisis data atau visual alur kerja dari mulai proses input data hingga output model dari analisi data dimana adalah sebagai berikut ini:



### 2.3. Penelitian Terkait

Untuk lebih dalam memahami dan mempelajari tentang random forest, penulis akan memberikan lima penelitian terkait sebagai bahan referensi untuk penulisan skripsi ini antara lain adalah:

- 1) Prediksi Stroke Menggunakan Algoritma Random Forest: Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi performa model klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest untuk memprediksi stroke berdasarkan data klinis dan faktor risiko pasien. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki akurasi sebesar 93,6%, presisi sebesar 91,4%, recall sebesar 96,1%, dan F1-Score sebesar 93,7%. Ref <https://jurnal.umt.ac.id/index.php/jt/article/view/9099>

- 2) Klasifikasi Pokémon Legendaris Menggunakan Algoritma SF-Random Forest: Penelitian ini menggunakan algoritma SF-Random Forest untuk mengklasifikasikan Pokémon legendaris. Algoritma Random Forest digunakan untuk mengidentifikasi fitur-fitur yang paling relevan dalam menentukan apakah suatu Pokémon termasuk kategori legendaris atau tidak. Ref <https://www.journal-isi.org/index.php/isi/article/view/859>
- 3) Optimasi Hyperparameter pada Algoritma Random Forest untuk Prediksi Tingkat Hunian Kamar Hotel: Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan hyperparameter pada algoritma Random Forest untuk meningkatkan akurasi prediksi tingkat hunian kamar hotel. Optimasi hyperparameter dilakukan dengan menggunakan metode grid search atau randomized search untuk menemukan kombinasi parameter terbaik. Ref <https://bpostel.komdigi.go.id/index.php/bpostel/article/view/390>
- 4) Klasifikasi Berbasis Sensor Menggunakan Algoritma Random Forest: Penelitian ini mengimplementasikan algoritma Random Forest untuk klasifikasi berbasis sensor. Data sensor digunakan sebagai input untuk melatih model Random Forest dalam mengidentifikasi pola atau kategori tertentu. Ref <https://ejournal.undip.ac.id/index.php/rotasi/article/view/47375>
- 5) Prediksi Curah Hujan Menggunakan Algoritma Random Forest: Penelitian ini bertujuan untuk membuat model prediksi curah hujan dengan mengimplementasikan algoritma Random Forest. Metode penelitian terdiri dari empat langkah: pengumpulan data, pengolahan data, implementasi Random Forest, dan analisis. Implementasi Random Forest dengan menggunakan set pelatihan menghasilkan model yang memiliki akurasi 71,09%, presisi 0,75, recall 0,85, f-measure 0,79, kappa statistik 0,33, MAE 0,35, RMSE 0,46, ROC Area 0,78. Ref <https://ejournal.undip.ac.id/index.php/rotasi/article/view/47375>



## REFERENSI

### Referensi code

#### ASD1

Agus Defri Yando, *Kecenderungan Kecurangan Akuntansi*, (Batam: CV. Batam Publisher, 2020), hal 81.

#### ASD2

Arum Ardianingsih, *Audit Laporan Keuangan*, (Jakarta: PT. Bumi Aksara, 2018), hal 74.

#### ASD3

Dewi Hanggraeni, *Manajemen Risiko dan Environmental, Social, and governance (ESG) Teori dan hasil penelitian*, (Bogor: PT Penerbit IPB Press, 2021), hal. 51.

#### ASD4

Wolfe, D. T., & Hermanson, D. R. (2004). *The Fraud Diamond: Considering the Four Elements of Fraud*. **The CPA Journal**, 74(12), 38-42.

#### ASD5

M. Fahrul Rizki Aditya, Nuril Lutvi Azizah dan Uce Indahyanti (2024). Prediksi Penyakit Hipertensi Menggunakan metode Decision Tree dan Random Forest. *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, Volume 23 No :1, Maret 2024, p-ISSN 1412-9434/e-ISSN 2549-7227

#### ASD6

R. G. Wardhana, G. Wang, dan F. Sibuea, "Penerapan Machine Learning dalam Prediksi Tingkat Kasus Penyakit di Indonesia," *Jurnal Online Informatika Sistem dan Manajemen*, vol. 5, no. 1, pp. 40-50, 2023. [Online].  
Available: <https://jurnal.amikom.ac.id/index.php/joism/article/download/1136/401/5841>

#### ASD7

A. P. Sari dan S. Suhardi, "Implementasi Metode Machine Learning Menggunakan Algoritma Evolving Artificial Neural Network Pada Kasus Prediksi Diagnosis Diabetes," *JATIKOM*, vol. 3, no. 2, 2020. DOI: 10.17509/jatikom.v3i2.27885. [Online].  
Available: <https://ejournal.upi.edu/index.php/JATIKOM/article/view/27885>

**ASD8**

37 M. Nawawi, A. Sihombing, dan Y. Yuliati, "Model Klasifikasi Machine Learning untuk  
25 Prediksi Ketepatan Penempatan Karir," *Jurnal Saintekom*, vol. 14, no. 1, pp. 13-25, 2024.  
DOI: 10.33020/saintekom.v14i1.512. [Online]. Available:  
<https://ojs.stmikplk.ac.id/index.php/saintekom/article/download/512/187/3607>

**ASD9**

1 Nur Lazimatul Hima Solehah, et al., *Kecurangan Akuntansi Ditinjau dari Pengendalian Internal, Moralitas, dan Personal Culture*, (Banten: CV. AA. RIZKY, 2020), hal 24.

**ASD10**

1 Arum Ardianingsih, *Audit Laporan Keuangan* (Jakarta: PT. Bumi Aksara, 2018), hal 78.

**ASD11**

10 S. Sugiyono, "Skala Likert digunakan untuk mengukur sikap, pendapat, dan persepsi  
50 seseorang atau sekelompok orang tentang fenomena sosial," *Al-Kharaj: Jurnal Ekonomi, Keuangan & Bisnis Syariah*, vol. 6, no. 7, pp. 5490–5500, 2019.

**ASD12**

5 F. D. Rahman, M. I. Zulfa, and A. Taryana, "Clustering dan Klasifikasi Data Cuaca Cilacap dengan Menggunakan Metode K-Means dan Random Forest," *Jurnal SINTA: Sistem Informasi dan Teknologi Komputasi*, vol. 1, no. 2, pp. 90–97, 2024, doi: 10.61124/sinta.v1i2.15  
3 <https://jurnalsinta.id/index.php/sinta/article/view/15>

**ASD13**

Gde Agung Brahmana Suryanegara, Adiwijaya, Mahendra Dwifabri Purbolaksono, "Peningkatan Hasil Klasifikasi pada Algoritma Random Forest untuk Deteksi Pasien Penderita Diabetes Menggunakan Metode Normalisasi," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 114–122, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2880  
57 <https://jurnal.iaii.or.id/index.php/RESTI/article/view/2880>

**ASD14**

83 <https://ejournal.uki.ac.id/index.php/beuki/article/download/595/458>

### Referensi bacaan

Santosa, R. B. (2018). *Analisis Fraud Diamond Theory terhadap Terjadinya Fraud*. **Jurnal Ekonomi dan Bisnis**, Universitas Jember.