

## APLIKASI DATA MINING UNTUK MENGANALISIS ATURAN ASOSIASI TRACER STUDY DI IBI-KOSGORO1957

### *DATA MINING FOR ANALYSIS ASSOCIATION RULE IN IBI-KOSGORO1957 TRACER STUDY*

Rino Subekti<sup>1\*</sup>, Astried Silvanie<sup>2</sup>, Boy Firmansyah<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Institut Bisnis dan Informatika (IBI) Kosgoro 1957

Email : <sup>1\*</sup> rino.subekti@ibi-k57.ac.id, <sup>2\*</sup> astried@ibi-k57.ac.id, <sup>3</sup> boy@ibi-k57.ac.id

\*Penulis Korespondensi

**Abstrak** - Lulusan sebagai produk akhir dari institusi pendidikan merupakan sasaran mutu dan tolok ukur keberhasilan institusi pendidikan. Salah satu strategi untuk memperoleh umpan balik dari lulusan adalah *Tracer Study*. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa bagaimana pola-pola asosiatif yang dapat ditemukan dalam data *tracer study* IBI-Kosgoro1957. Pencarian aturan asosiasi dilakukan menggunakan algoritma apriori. Pola-pola ini akan digunakan untuk mengevaluasi karakteristik dari mahasiswa lulusan IBI-Kosgoro 1957. Implementasi penambangan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dan dieksekusi menggunakan *Google Colabs*. Karakter dominan dari lulusan IBI Kosgoro 1957 adalah lebih banyak pekerja kantoran bukan entrepreneurship, kurang aktif berorganisasi, nilai IPK sedang, tetapi bisa berbicara satu bahasa asing dan paling banyak adalah bahasa Inggris. Lebih banyak yang bekerja tidak sesuai bidang kelimuan daripada berkerja sesuai bidang kelimuan proposinya hampir sama. Nilai IPK sendiri tidak mempengaruhi kesuksesan untuk mendapatkan pekerjaan yang berpenghasilan diatas UMP. Walaupun begitu 30% dari mereka mendapatkan penghasilan diatas UMP. Dengan *minimum support* 10% dan *confidence* diatas 50%, lulusan akan bekerja sesuai bidang ilmu dan mendapatkan berpenghasilan diatas UMP jika mereka *bilingual*, tidak aktif berorganisasi dan cepat mencari kerja.

**Kata kunci:** *apriori, tracer study, frequent itemset, python, data mining*

**Abstract** - Graduates as the end product of educational institutions are the quality objective and benchmark for the success of educational institutions. One strategy for obtaining feedback from graduates is using *Tracer Study*. This study aims to find and then analyze associative patterns can be found in the IBI-Kosgoro 1957 tracer study data. The search for association rules is carried out using the apriori algorithm. These patterns will be used to evaluate the characteristics of IBI-Kosgoro 1957 graduate students. Implementation of data mining is done using the Python programming language and executed using *Google Colabs*. The dominant characteristics of the IBI Kosgoro 1957 graduates are there are more non-entrepreneurial office workers, less active in organizations, moderate GPA scores, but can speak at least one foreign language and the most language is English. There are more who work not according to their educational background than work according to their scientific field, the proportion is almost the same. The GPA value itself does not affect success in getting a job that earns above UMP. Even so, 30% of them earn above UMP. With a *minimum support* of 10% and *confidence* above 50%, graduates will work according to their field of knowledge and earn an income above the UMP if they are *bilingual*, not actively organized and quickly looking for work.

**Keywords:** *apriori, tracer study, frequent itemset, python, data mining*

## 1. PENDAHULUAN

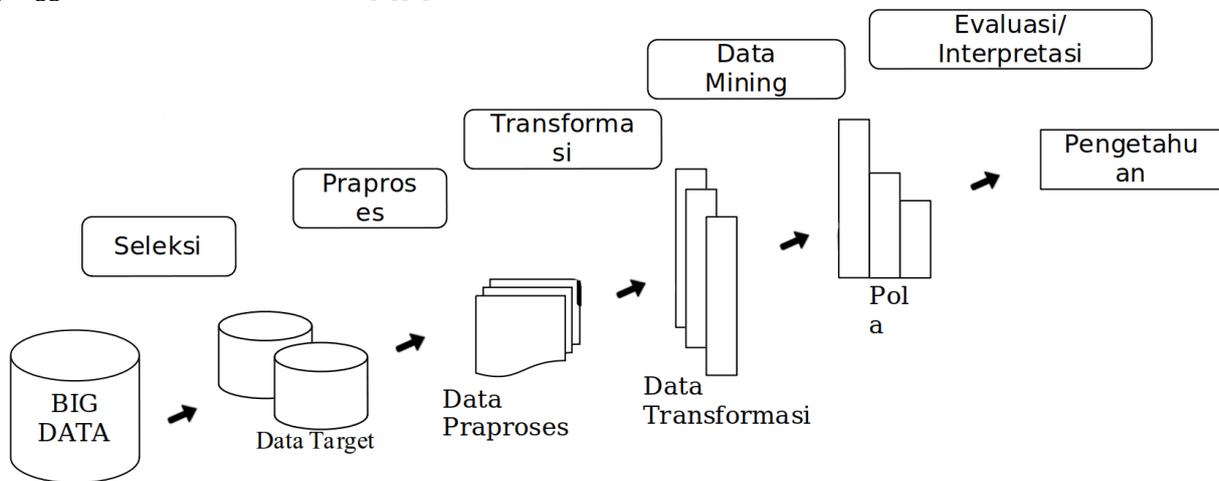
Lulusan sebagai produk akhir dari institusi pendidikan, mempunyai peran atas nilai akreditasi dan keberlangsungan institusi. Institusi pendidikan yang berkualitas akan menghasilkan kualitas lulusan yang baik juga. Dan juga sebaliknya, lulusan yang berkualitas akan meningkatkan mutu tempat belajarnya. Sehingga universitas sebagai salah satu institusi pendidikan penting untuk memperhatikan eksistensi lulusan yang merupakan sasaran mutu perguruan tinggi, media evaluasi dan tolok ukur keberhasilan sebuah perguruan tinggi [1]. *Tracer study* salah satu strategi yang dilakukan untuk memperoleh umpan balik dari mahasiswa yang sudah lulus. Tujuannya untuk mengevaluasi bagaimana proses pendidikan menghasilkan mahasiswa lulusan yang bagaimana pula. Jika kita bisa mengetahui karakter dan kualitas lulusan maka dapat digunakan sebagai umpan balik untuk melakukan perbaikan di masa depan [2] [3].

Data Mining dapat digunakan untuk mengelola data yang sangat besar bertujuan menemukan pola-pola informasi yang tersembunyi. Beberapa penelitian sebelum menggunakan aturan asosiasi untuk mengolah data tracer study [2][3][4]. Setiadi dan Haryadi membangun aplikasi untuk mencari pola asosiatif dalam data tracer study menggunakan metode FOLDRAM [2]. Aplikasi diimplementasikan menggunakan kerangka CI (Code Igniter), bahasa pemrograman PHP dan basis data MySQL. Abdulloh dan Kusnawi mencari aturan asosiasi dengan algoritma Apriori pada data registrasi mahasiswa STMIK AMIKOM [3]. Nirad dan Surendro juga menggunakan algoritma Apriori untuk mencari aturan asosiasi tetapi untuk menganalisis karakteristik mahasiswa yang termasuk kategori outlier [4]. Kedua penelitian sebelum menggunakan perangkat lunak WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) untuk proses penambangan data. Bahasa pemrograman yang menjalankan WEKA adalah Java.

Pola asosiasi adalah pasangan data atau lebih yang paling banyak muncul dan dikenal juga sebagai frequent itemset. Pola ini digunakan untuk mengevaluasi karakteristik mahasiswa lulusan dan melihat kecenderungan antara satu atribut dengan atribut lain. Misalkan kita ingin menjawab pertanyaan seperti “Apakah lulusan dengan nilai IPK tinggi cenderung bekerja sesuai latar belakang pendidikan?”, “Mahasiswa yang bagaimana yang sukses mendapatkan pekerjaan dengan penghasilan diatas UMP?”. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisa bagaimana pola-pola asosiatif yang dapat ditemukan dalam data tracer study IBI-Kosgoro1957 menggunakan algoritma apriori. Pola-pola ini akan digunakan untuk mengevaluasi karakteristik dari mahasiswa lulusan berkaitan dengan atribut informasi data lulusan. Implementasi penambangan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dan eksekusi dilakukan di Google Colabs.

**2. METODE PENELITIAN**

Knowledge Discovery and Data Mining (KDDM) adalah area interdisipliner yang berfokus pada metodologi untuk mengekstraksi pengetahuan yang berguna dari data dan diketahui banyak digunakan untuk menemukan pola-pola yang kemungkinan berguna dan berpotensi untuk melakukan prediksi [5]. Model KDD terdiri dari lima langkah jika dipandang dari sudut pandang data yaitu pemilihan dan pengambilan sampel data, pengolahan data, transformasi data, penggalian data dan evaluasi hasil [6][7].



Gambar 1. Knowledge Discovery and Data Mining (KDDM)

**2.1 Aturan Asosiasi**

Aturan asosiasi adalah pola-pola asosiatif yang memenuhi syarat nilai minimal dari dua parameter yaitu support dan confidence. Support(I1) adalah berapa kali item I1 muncul dalam keseluruhan basis data transaksi. Confidence(I1 -> I2) adalah istilah yang terkait dengan aturan asosiasi dan didefinisikan secara matematis sebagai berikut:  $Confidence(I1 \rightarrow I2) = support(i1 \cap i2) / support(i1)$  [8] [9].

**2.2 Apriori**

Apriori adalah algoritma yang sering digunakan untuk menambang itemset menggunakan aturan asosiasi Boolean [10]. Atau menurut [11] Apriori adalah salah satu algoritma data mining untuk menemukan frequent itemsets atau kumpulan item yang sering muncul dalam database. Algoritma ini menggunakan teknik pencarian bertingkat secara iteratif untuk menemukan (k + 1) itemsets dari sejumlah k-itemsets [10][11].

Tabel 1: Pseudocode Apriori

| Loc | Pseudocode   |
|-----|--|
| 1   | C 1 = {candidate 1-itemsets };                                     |
| 2   | L1 = {c ∈ C  |
| 3   | c.count ≥ minsupport};   |
| 4   | For(k=2, Lk-1 ≠ ∅, k++)  |
| 5   | Ck = sc_candidate(Lk-1);   |
| 6   | for all t ransactions t ∈ D //scan D for counts                    |
| 7   | //get the subsets of that are candidates for all candidates c ∈ Ck |
| 8   | Ck = count_support(Ck, t);   |
| 9   | c.count = c.count + 1;   |
| 10  | next   |
| 11  | Lk = {c ∈ Ck   |
| 12  | c.count ≥ minsupport};   |
| 13  | next   |
| 14  | result set = resultset ∪ Lk  |
|     | Dikutip dari [11 C-L Ran]  |

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pengumpulan data

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif. Data yang diolah dikumpulkan dengan cara menyebarkan kuesioner dalam bentuk *Google Form* ke para alumni IBI Kosgoro 1957. Teknik sampling yang digunakan adalah *purposive sampling*, teknik ini mengambil sampel yang sesuai dengan tujuan penelitian sehingga anggota sampel dipilih berdasarkan karakteristik tertentu yaitu harus lulusan IBI Kosgoro 1957 [10].

#### 3.2. Pembersihan Data

Dalam dunia nyata data dapat berisi *noise*. *Noise* adalah kesalahan atau varian acak yang ditemukan dalam variabel terukur. Beberapa metode yang dapat digunakan untuk membersihkan data [11]:

- Mengacuhkan dan menghapus record tersebut.
- Mengisi secara manual dengan nilai acak.
- Mengisi secara manual dengan nilai mean atau median.
- Mengisi secara manual dengan nilai mean atau median dari kelas yang sama.
- Mengisi secara manual dengan nilai yang paling sering muncul.

Dalam data mentah yang belum diolah ditemukan beberapa *noise* yaitu:

- Mahasiswa yang bukan dari IBI Kosgoro 1957. Aksi yang dilakukan data ini dihapus.
- Mahasiswa yang salah menginput nilai keterangan belum bekerja padahal kolom riwayat pekerjaan diisi lengkap. Aksi yang dilakukan data-data ini diperbaiki menjadi bekerja.
- Mahasiswa yang salah menginput nilai berwiraswasta mandiri padahal di kolom riwayat pekerjaan dan posisi tempat kerja menunjukkan pekerja kantoran diisi lengkap. Aksi yang dilakukan data-data ini diperbaiki menjadi tidak berwirausaha.

#### 3.3. Transformasi Data

Setelah data kuesioner dikumpulkan perlu dilakukan proses transformasi data. Setiap jawaban diubah menjadi kode seperti terlihat pada tabel-tabel di bawah ini.

Tabel 2: Transformasi nilai usia

|                                     |    |
|-------------------------------------|----|
| Jika usia dalam rentang 15-24 tahun | U1 |
| Jika rentang usia 25 -54 tahun      | U2 |

Tabel 3: Transformasi Lama Studi Kuliah

|                         |     |
|-------------------------|-----|
| Jika Lama studi < 4 thn | LK1 |
| Jika Lama studi = 4 thn | LK2 |
| Jika Lama studi > 4 thn | LK3 |

Tabel 4: Transformasi Nilai IPK

|   |      |
|---|------|
| Jika nilai IPK < 2.75                         | IPK1 |
| Jika nilai IPK dalam rentang 2.75 ≤ IPK ≤ 3.5 | IPK2 |
| Jika nilai IPK dalam rentang 3.5 < IPK ≤ 4.0  | IPK3 |

*Tabel 5: Transformasi Keaktifan Berorganisasi*

|  |     |
|--|-----|
| Jika lulusan tidak aktif berorganisasi saat kuliah   | KO1 |
| Jika lulusan cukup aktif berorganisasi saat kuliah   | KO2 |
| Jika lulusan aktif berorganisasi saat kuliah   | KO3 |
| Jika lulusan sangat aktif berorganisasi saat kuliah dan juga memegang peranan/jabatan penting dalam organisasi | KO4 |

*Tabel 6: Transformasi Masa Tunggu Pencarian Kerja*

|  |    |
|--|----|
| Jika masa tunggu pencarian kerja antara 0 - 2.9 bulan      | W1 |
| Jika masa tunggu pencarian kerja antara 3 - 5.9 bulan      | W2 |
| Jika masa tunggu pencarian kerja antara 6 - 8.9 bulan      | W3 |
| Jika masa tunggu pencarian kerja antara 9 - 12 bulan       | W4 |
| Jika masa tunggu pencarian kerja antara lebih dari 1 tahun | W5 |

*Tabel 7: Transformasi kesesuaian pekerjaan dengan latar belakang pendidikan*

|  |    |
|--|----|
| Jika belum bekerja   | P0 |
| Jika pekerjaan yang pernah dan dilakukan tidak sesuai latar belakang pendidikan                          | P1 |
| Jika lulusan telah mempunyai riwayat pekerjaan dan salah satu pekerjaan sesuai latar belakang pendidikan | P2 |
| Jika semua pekerjaan yang pernah dilakukan sesuai dengan latar belakang pendidikan                       | P3 |
| Jika tidak ingin bekerja   | P4 |

*Tabel 8: Transformasi Besaran Penghasilan*

|   |    |
|---|----|
| Jika lulusan Belum bekerja                            | G0 |
| Jika lulusan berpenghasilan sesuai standar UMP        | G1 |
| Jika lulusan berpenghasilan dengan diatas standar UMP | G2 |

*Tabel 9: Transformasi Apakah Mahasiswa Berwirausaha*

|   |    |
|---|----|
| Jika lulusan tidak berwirausaha sendiri                         | E0 |
| Jika lulusan berwirausaha sendiri atau mempunyai bisnis sendiri | E1 |

*Tabel 10: Transformasi Kompetensi Berbahasa Asing*

|  |     |
|--|-----|
| Jika lulusan tidak bisa berbahasa lain selain bahasa Indonesia                     | BI0 |
| Jika lulusan bisa berbicara satu bahasa asing minimal dalam percakapan sehari-hari | BI1 |
| Jika lulusan bisa berbicara dua bahasa asing minimal dalam percakapan sehari-hari  | BI2 |

*Tabel 11: Transformasi Bekerja di Lingkungan yang tidak menggunakan bahasa asing*

|  |      |
|--|------|
| Jika lulusan belum bekerja   | LBA0 |
| Jika lulusan bekerja di tempat yang tidak menggunakan bahasa asing.                        | LBA1 |
| Jika lulusan bekerja di tempat yang juga menggunakan bahasa asing selain bahasa Indonesia. | LBA2 |

Misalkan seorang alumni bernama Charlie mempunyai data sebagai berikut ini:

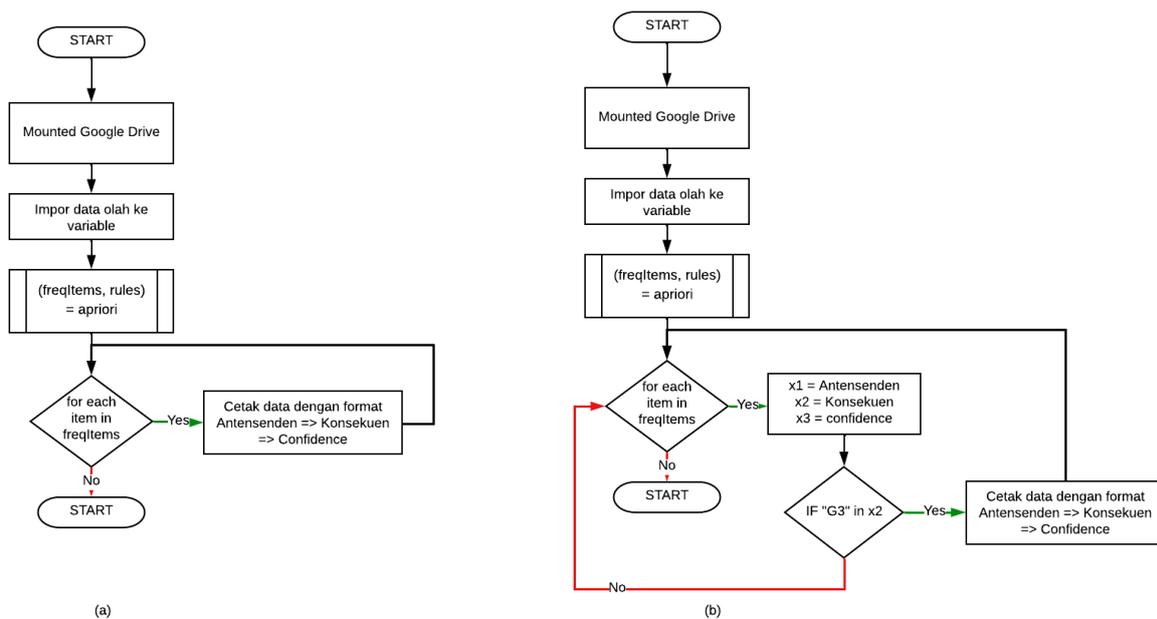
- a) Usia 27 tahun.
- b) Lama studi 4 tahun.
- c) Nilai IPK 3.4.
- d) Aktif berorganisasi dan tergabung di komunitas Paduan Suara Kampus.
- e) Masa tunggu pencarian kerja sampai mendapatkan pekerjaan pertama selama 3 bulan.
- f) Pekerjaan yang dilakukan sesuai dengan latar belakang pendidikan.

- g) Besaran penghasilan bulanan diatas UMP.
- h) Bisa berbahasa asing yaitu inggris dengan cukup baik.
- i) Lingkungan bekerja tidak menggunakan bahasa asing dalam pekerjaannya.

Maka data Charlie akan diubah menjadi membentuk vektor item seperti berikut: [U2, LK2, IPK2, KO2, W2, P1, G3, BI1, LBA1]

### 3.4. Proses Data Mining

Setelah data dibersihkan dari *noise*, data olah ini disimpan dalam file teks dengan format berbentuk baris dan kolom. Baris merepresentasikan mahasiswa lulusan secara individu dan kolom merepresentasikan atribut informasi lulusan yang sudah dijelaskan pada proses transformasi. Algoritma Apriori diimplementasikan dengan kode python dan dieksekusi di *Google Colabs*. Data olah diupload ke *Google Drive* yang akan ditambahkan ke *Google Colabs*. *Google Colabs* adalah sebuah *cloud hosting* untuk menjalankan Jupyter Notebook. Dengan menggunakan *Google Colabs* kita tidak perlu menginstal dan menjalankan atau membeli perangkat keras komputer untuk memenuhi persyaratan beban kerja intensif CPU/GPU Python. *Colab* memberi kita akses gratis ke infrastruktur komputasi tingkat tinggi yang menggunakan unit pemrosesan grafis (GPU), dan unit pemrosesan tensor (TPU).



Gambar 2. (a) Proses pencarian aturan asosiasi tanpa kondisi khusus. (b) Pencarian aturan asosiasi dengan kondisi tertentu, seperti dalam gambar hanya ditampilkan jika aturan mengandung konsekuen G3 atau berpenghasilan diatas UMP.

Program apriori yang dijalankan dibagi dalam beberapa skenario sebagai berikut ini:

- Skenario 1: Program dijalankan pada keseluruhan data tanpa terkecuali.
- Skenario 2: Program dijalankan pada subset data yaitu hanya lulusan yang sudah bekerja.
- Skenario 3: Program dijalankan pada subset data pekerja dengan kondisi keluaran konsekuen mengandung "P3"
- Skenario 4: Program dijalankan pada subset data pekerja dengan kondisi keluaran konsekuen mengandung "G3"
- Skenario 5: Program dijalankan pada subset data pekerja dengan kondisi keluaran antensenden mengandung "IPK2", "IPK3" dan konsekuen mengandung "G1", "G2", "G3".
- Skenario 6: Program dijalankan pada subset data pekerja dengan kondisi keluaran antensenden mengandung "IPK2", "IPK3" dan konsekuen mengandung "W1", "W2", "W3", "W4", "W5".

### 3.5. Evaluasi Temuan

#### A. Skenario 1

Pada skenario ini seluruh responden ditambang menggunakan program yang sudah dibuat. Berikut ini keluaran yang didapatkan.

1. Dari total responden 46% berusia dibawah 25 tahun dan sisanya berusia mulai dari 25 tahun keatas sebanyak 54%.
2. Dari total responden hanya 38% mempunyai IPK diatas 3.5
3. Dari total responden 43% tidak ikut dalam organisasi, 35% cukup aktif, 13% aktif dan 9% memegang jabatan penting dalam organisasi.

4. Dari total responden 20% masih menunggu mendapatkan pekerjaan, 38% segera mendapatkan pekerjaan kurang dari 3 bulan, sebanyak 20% menunggu antara 3 sampai 5.9 bulan, sebanyak 14% menunggu antara 6 sampai 9 bulan dan sisanya 8% menunggu lebih dari 9 bulan.
5. Dari total responden sebanyak 42% bekerja tidak sesuai latar belakang pendidikan dan 38% setidaknya pernah bekerja sesuai dengan latar belakang pendidikannya.
6. Dari total responden sebanyak 21% berpenghasilan dibawah UMP, 29% pas UMP dan 30% menerima penghasilan diatas UMP.
7. Dari total responden sebanyak 70% bisa berbicara satu bahasa asing dan paling banyak adalah bahasa inggris. Sebanyak 7% bisa berbicara dalam 2 bahasa asing dan bahasa asing selain inggris termasuk Jepang, Rusia, Arab dan Korea.
8. Dari total responden hanya 21% yang tempat kerjanya menggunakan berbahasa indonesia dan asing.
9. Dari total responden hanya 2% yang berwirausaha sendiri.
10. Dengan minimum support 50% dan confidence 70% dihasilkan dua aturan dengan atribut yang sama yaitu lama studi 4 tahun dan bisa berbicara satu bahasa asing.
11. Dengan minimum support 30% dan confidence 70% dihasilkan tujuh belas aturan. Dari aturan dengan *confidence* diatas 79% menunjukkan jika lulusan berusia dibawah 25 tahun, cukup aktif berorganisasi, nilai IPK diatas 3.5 dan bisa berbicara satu bahasa asing maka lama studi 4 tahun.

#### **B. Skenario 2**

Pada skenario ini seluruh diambil subset lulusan yang bekerja saja dan berikut ini keluaran yang didapatkan:

1. Dengan minimum support 50% dan confidence 70% dihasilkan 25 aturan. Dengan minimum support 30% dan confidence 70% dihasilkan 113 aturan.
2. Jika kita menghilangkan atribut *enterprenuership*, dengan minimum support 50% dan confidence 70% dihasilkan 4 aturan. Dengan minimum support 30% dan confidence 70% dihasilkan 41 aturan.
3. Dengan *confidence* diatas 79%, jika lulusan mempunyai gaji diatas UMP dan pekerjaan sesuai latar belakang pendidikan maka lulusan tersebut pasti dapat berbicara satu bahasa asing.
4. Dengan *confidence* diatas 70 tetapi dibawah 80%, nilai IPK sedang dan tidak tidak berpengaruh terhadap apakah lulusan bisa berbahasa asing. Jika nilai IPK diatas 3.5 bisa.

#### **C. Skenario 3**

Program dijalankan pada subset data pekerja dengan kondisi keluaran konsekuen salah satunya adalah bekerja sesuai latar belakang pendidikan (P3). Berikut ini hasilnya:

1. Dengan minimum support 10% dan *confidence* 50% dihasilkan 21 aturan. Jika nilai support dinaikkan lagi tidak ada hasil yang didapatkan.
2. Dengan tingkat *confidence* diatas 60% lulusan akan bekerja sesuai bidang ilmu jika bisa berbicara bahasa asing, tidak aktif berorganisasi, pencarian kerja dibawah 3 bulan, gaji diatas UMP dan nilai IPK diatas 3.5.

#### **D. Skenario 4**

Program dijalankan pada subset data pekerja dengan kondisi keluaran konsekuen salah satunya adalah berpenghasilan diatas UMP (G3). Berikut ini hasilnya:

1. Dengan minimum support 10% dan *confidence* 50% dihasilkan 13 aturan. Jika nilai support dinaikkan lagi tidak ada hasil yang didapatkan.
2. Dengan *confident* minimal 52% penghasilan diatas UMP didapatkan jika lulusan berusia diatas 25 tahun, bisa berbicara bahasa asing, tidak aktif berorganisasi dan pencarian kerja dibawah 3 bulan. Sedangkan nilai IPK sedang dan tinggi sama-sama tidak mempengaruhi.

#### **E. Skenario 5**

Dari seluruh responden yang sudah bekerja seberapa besar peran IPK menentukan besaran penghasilan dan didapatkan aturan sebagai berikut:

1. Dengan minimum support 10%, jika nilai IPK tinggi maka dapat berpenghasilan diatas UMP dengan kepercayaan 31.57%.
2. Dengan minimum support 10%, jika lulusan bisa berbicara satu bahasa asing dan nilai IPK tinggi maka dapat berpenghasilan diatas UMP dengan tingkat kepercayaan 34.48% .
3. Dengan minimum support 10%, jika nilai IPK antara 2.75 sampai 3.5, tidak aktif berorganisasi dan berusia diatas 25 tahun keatas maka dapat berpenghasilan diatas UMP dengan kepercayaan 50%.

#### **F. Skenario 6**

Dari seluruh responden yang sudah bekerja seberapa besar peran IPK menentukan lama tunggu masa pencarian kerja dan didapatkan aturan sebagai berikut:

1. Dengan minimum support 10% jika lulusan mempunyai nilai IPK antara 2.75 sampai dengan 3.5, dapat berbicara satu bahasa asing dan aktif berorganisasi maka waktu tunggu mencari kerja dapat dibawah 3 bulan dengan tingkat kepercayaan 61.53%.
2. Dengan minimum support 10% jika lulusan masih berusia dibawah 25 tahun dan nilai IPK tinggi maka waktu tunggu mencari kerja dapat dibawah 3 bulan dengan tingkat kepercayaan 55%.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian adalah algoritma apriori dapat digunakan untuk mencari aturan asosiasi pada data tracer study lulusan IBI Kosgoro 1957. Aturan asosiasi ini digunakan untuk mengambil gambaran karakteristik lulusan IBI Kosgoro 1957. Dimana karakter dominan dari data kasus adalah lebih banyak pekerja kantor bukan entrepreneurship, kurang aktif berorganisasi, nilai IPK sedang, tetapi bisa berbicara satu bahasa asing dan paling banyak adalah bahasa Inggris. Lebih banyak yang bekerja tidak sesuai bidang kelimuan daripada bekerja sesuai bidang kelimuan proposinya hampir sama. Hal ini bisa berarti dua hal, mereka memang tidak memilih bekerja sesuai latar pendidikan atau memang tidak cukup berkompentensi untuk mengisi permintaan dari industri di dunia nyata. Nilai IPK sendiri tidak mempengaruhi kesuksesan untuk mendapatkan pekerjaan yang berpenghasilan diatas UMP. Walaupun begitu 30% dari mereka mendapatkan penghasilan diatas UMP.

Implementasi dengan python sangat mudah dikarenakan ketersediaan pustaka untuk penambahan data dan pembelajaran mesin. Dikombinasikan dengan Google Colabs sangat sesuai bagi peneliti dengan dana terbatas tetapi butuh mengeksekusi algoritma yang kompleks atau memerlukan pengolahan terhadap data yang besar. Penelitian ini merupakan penelitian berkelanjutan yang akan diteruskan ke penelitian selanjutnya yaitu pembangunan sistem informasi lengkap yang dapat mengeksekusi penambahan data dengan kode Python.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini termasuk dalam hibah penelitian internal di IBI Kosgoro 1957 periode Ganjil 2022/2023. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kami ucapkan kepada IBI Kosgoro 1957 yang sudah mendukung penelitian ini dan juga kami sampaikan untuk semua yang sudah mendukung penelitian ini Staf LPPM, Staf Prodi Informatika, dan rekan sejawat lainnya..

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hilendria, B. A., Junaidi, L. T., Effendi, L., & Astuti, W, "Eksistensi dan Peran Alumni dalam Menjaga Kualitas Mutu Jurusan Akuntansi Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Mataram", *Jurnal Riset Akuntansi Aksioma*,18(2), Dec 2019.
- [2] Setiadi, T., & Haryadi, T. M, "Aplikasi Data Mining untuk Mencari Pola Asosiasi Tracer Study Menggunakan Algoritma FOLDARM", *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 4(1), 37-43, Mei 2018.
- [3] Abdulloh, F. F., & Kusnawi, K, "Implementasi Data Mining untuk Menemukan Pola Asosiatif Data Tracer Study". *Data Manajemen dan Teknologi Informasi (DASI)*, 18(4), 25-33. Desember 2017.
- [4] Nirad, D. W. S., & Surendro, K, "Analisis Data Tracer Study dengan Mengidentifikasi Outlier Menggunakan Teknik Data Mining", *Jurnal Momentum ISSN 1693-752X*, 20(2), 70-76, Agusuts 2018.
- [5] PIAD, K. C, "Determining The Dominant Attributes of Information Technology Graduates Employability Prediction Using Data Mining Classification Techniques", *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, 96(12), 2018.
- [6] Rotondo, A., & Quilligan, F., "Evolution paths for knowledge discovery and data mining process models", *SN Computer Science*, 1(2), 1-19, 2020
- [7] Kumar, N., Jain, S., & Chauhan, K., "Knowledge Discovery from Data Mining Techniques", *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 7(12), 1-3, 2019.
- [8] Li, Z., Li, X., Tang, R., & Zhang, L., "Apriori algorithm for the data mining of global cyberspace security issues for human participatory based on association rules. *Frontiers in Psychology*, 11, 582480, 2021.
- [9] Raj, S., Ramesh, D., & Sethi, K. K., "A Spark-based Apriori algorithm with reduced shuffle overhead", *The Journal of Supercomputing*, 77(1), 133-151, 2021.
- [10] Chee, CH., Jaafar, J., Aziz, I.A. et al., "Algorithms for frequent itemset mining: a literature review", *Artif Intell Rev* 52, 2603–2621, <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9629-z>, 2019.
- [11] Silvanie, A., "Pencarian Frequent Itemset dengan Algoritma Apriori dan Python. Studi kasus: Data Transaksi Penjualan Eceran Online di UK", *Jurnal Nasional Informatika (JUNIF)*, 1(2), 103-113, 2020.
- [12] C.-L. Ran and S.-T. Joung, "User Access Patterns Discovery based on Apriori Algorithm under Web Logs," *The Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, vol. 12, no. 6, pp. 681–689, Dec. 2019.