

## Penerapan Aturan Asosiasi untuk *Rule Mining* pada Piala Dunia FIFA 2022

Sylvert Prian Tahalea<sup>1</sup>, Vynska Amalia Permadi<sup>2\*</sup>

Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

\*Email *Corresponding Author*: vynspermadi@upnyk.ac.id

### Abstract

*Football strategy comes from learning and evaluation of previous matches, but there are only a few research that conducted to explore the synergies between players. This research was conducted to implement the data mining method; and association's rule in the sports data case study. Football is already embracing new technology as part of its ecosystem. This research used a data mining method to explore and analyze the passing route of a football team in the biggest football tournament, FIFA World Cup 2022, held in Qatar. The data was collected from the Sports References website and preprocessed before being mined. An association rule is constructed using an apriori algorithm by creating the item sets, calculating the support and confidence value, and defining the rules. The results showed the formation of 3 association rules with a confidence limit of 95%. Rule mining using an apriori association provides the possibility of an antecedent and consequent combination, which is a combination of the order in which the ball moves from the first player to the third player until the occurrence of a goal.*

**Keywords:** Association rule; Data mining; A priori algorithm; Soccer

### Abstrak

Pengembangan strategi sepak bola dilakukan dengan melakukan evaluasi dari pertandingan yang telah dilakukan sebelumnya, akan tetapi belum banyak penelitian yang dilakukan untuk melakukan evaluasi terhadap sinergi antar pemain pada suatu permainan. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengimplementasikan metode data mining pada bidang olahraga, salah satunya sepak bola, yang telah menggunakan teknologi sebagai bagian dari ekosistem permainan. Metode *data mining* digunakan untuk mengeksplorasi dan menganalisis operan pada tim sepak bola pada perhelatan turnamen Piala Dunia FIFA 2022 yang dilaksanakan di Qatar. Data yang dikumpulkan dari *website Sport References* dikenakan prapemrosesan data sebelum diolah. Penerapan aturan asosiasi dengan algoritme *Apriori* dilakukan dalam beberapa langkah, seperti pembentukan *itemset*, perhitungan nilai *support* dan *confidence*, hingga penentuan aturan atau *rule*. Hasil penelitian menunjukkan pembentukan 3 aturan asosiasi dengan batasan *confidence* 95%. *Rule mining* menggunakan algoritme asosiasi *Apriori* memberikan kemungkinan kombinasi *antecedent* dan *consequent* yang merupakan kombinasi urutan perpindahan bola dari pemain pertama hingga pemain ketiga sampai dengan terjadinya *goal*.

**Kata kunci:** Aturan asosiasi; Data mining; Algoritme Apriori; Sepak bola

### 1. Pendahuluan

Piala Dunia Sepak bola (*FIFA World Cup*) 2022 yang dilaksanakan pada bulan November hingga bulan Desember 2022 di Qatar merupakan suatu terobosan baru dalam dunia sepak bola dimana turnamen terbesarnya dilaksanakan pada akhir tahun. Pertandingan sepak bola pada umumnya akan melibatkan dua tim yang terdiri dari 11 pemain pada masing-masing tim, dengan pembagian posisi 1 penjaga gawang dan 10 orang pemain lapangan. Tim yang memiliki jumlah gol terbanyak pada akhir pertandingan akan diumumkan sebagai pemenang dari suatu pertandingan sepak bola [1], [2].

Proses mencetak gol pada suatu pertandingan sepak bola bukanlah suatu hal yang mudah dan bisa dilakukan dengan beberapa cara seperti mengalirkan bola dengan operan dan eksekusi bola mati [3], [4]. Proses tersebut membutuhkan teknik dasar sepak bola seperti menembak (*shooting*) dan mengoper (*passing*) [5]. Dalam melakukan penyerangan, sebuah tim

sepak bola akan melakukan berbagai variasi operan antar pemain yang bergantung pada posisi pemain atau formasi yang digunakan oleh pelatih [1], [3], [6], [7]. Operan yang dilakukan oleh pemain dapat dilakukan berdasarkan aksi atau event sebelumnya seperti penguasaan bola, operan dari pemain lain, hingga eksekusi bola mati [8] dan dapat berakhir menjadi peluang dalam menciptakan sebuah gol [8]–[10]. Operan yang dilakukan pemain dapat dilihat sebagai suatu sinergi [11] dan dapat dilihat dalam bentuk aliran atau alur. Hal ini kemudian dapat digunakan sebagai salah satu landasan untuk perubahan maupun persiapan strategi tim sepak bola.

Penerapan teknologi kecerdasan buatan dan data analisis pada sepak bola bukan merupakan hal yang baru. Pada piala dunia Brazil 2014, Jerman yang berhasil menjadi juara dunia menerapkan data analisis waktu nyata dengan total sekitar 12.000 data yang dikumpulkan per menit selama pertandingan berlangsung [11]. Sementara itu, di liga besar dunia dan piala dunia 2022 telah menerapkan teknologi untuk membantu kinerja wasit di lapangan yang dikenal sebagai *Video Assistant Referee* (VAR) [12]. Dalam melakukan analisis terkait alur operan sendiri telah banyak dilakukan dengan menggunakan beberapa teknik seperti analisis jaringan [1], [3], [6], [7] dan aturan asosiasi [11].

Analisis kedekatan maupun sinergi posisi pada suatu tim dapat memberikan masukan bagi pelatih sepak bola dalam mengembangkan strategi, akan tetapi penelitian terkait sinergi antar pemain juga perlu dilakukan karena sebuah posisi pada sepak bola dapat diisi oleh beberapa pemain secara bergantian. Penelitian ini menggunakan aturan asosiasi pada data Piala Dunia FIFA Qatar 2022 yang berfokus pada alur operan yang dilakukan Tim Nasional Argentina sebagai pemenang turnamen. Alur operan yang digunakan adalah alur operan yang dinyatakan sebagai peluang gol. Tujuan dari penerapan aturan asosiasi pada data pertandingan Tim Nasional Argentina adalah untuk mengetahui urutan operan bola antar pemain yang memungkinkan untuk menjadi gol pada suatu pertandingan.

## 2. Tinjauan Pustaka

Penggunaan aturan asosiasi dengan menggunakan algoritme *Apriori* telah banyak diterapkan pada bidang olahraga, khususnya cabang sepak bola. Salah satu penelitian penerapan aturan asosiasi pada bidang olahraga dilakukan oleh Shi dan Liu berhasil melihat urutan rangkaian latihan fisik yang mungkin meningkatkan fisik siswa [13] bahkan bisa digunakan untuk meningkatkan jenis latihan [14]. Sementara itu, penelitian terkait penerapan aturan asosiasi pada cabang olahraga sepak bola telah banyak dilakukan pada berbagai aspek.

Pada tahun 2006, Cook dan Goof menerapkan algoritme *Apriori* dengan menambah parameter ruang pada peluang mencetak gol dari bola mati seperti tendangan sudut maupun tendangan bebas dengan memberikan hasil peluang gol tercipta dari tendangan bebas adalah 1/10 dan tendangan sudut 1/4 [15]. Sementara itu, pada tahun 2016 penelitian terkait jaringan operan tim nasional sepak bola Wanita Jerman pada pertandingan *final Algarve Cup* dengan menghasilkan pola operan secara umum dan kombinasi penyerangan yang berpotensi menjadi gol [16]. Pada 2021, Lee, Jung, dan Camacho menerapkan aturan asosiasi untuk melihat sinergi dari posisi yang ditempati pemain pada lapangan sepak bola menunjukkan hasil sinergi yang berbeda pada setiap posisi tergantung pada lawan yang dihadapi [11].

Penelitian ini menggunakan pendekatan berbeda dengan beberapa penelitian sebelumnya, dimana penerapan aturan asosiasi sinergi yang diteliti bukan berdasarkan posisi melainkan sinergi antar pemain dengan mempertimbangkan fleksibilitas pelatih dalam memilih pemain untuk mengisi suatu posisi pada pertandingan sepak bola.

## 3. Metodologi

Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan beberapa tahapan seperti pengumpulan data, prapemrosesan data, dan penambangan data menggunakan aturan asosiasi. Parameter inputan untuk menentukan aturan asosiasi diberikan lebih detail pada bagian pengumpulan data. Luaran dari penelitian ini adalah *rule* atau aturan asosiasi yang berlaku pada data inputan yang diberikan dengan mempertimbangkan jumlah *frequent-itemset* dan variasi parameter *minimum support* dalam mengimplementasikan algoritme *Apriori* yang dibahas lebih rinci pada tahap dan penambangan data menggunakan aturan asosiasi.

### 3.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data yang tersedia secara bebas pada website Sport References yang disediakan oleh *Delta Sports Group* dan *Opta Analytics* [17]. Data yang digunakan pada penelitian ini terbatas pada data pertandingan yang dilakukan oleh Tim Nasional Argentina, mulai dari babak penyisihan grup hingga babak *final* turnamen. Data alur operan yang kemungkinan berubah menjadi gol dari tujuh pertandingan yang dilakukan Tim Nasional Argentina adalah 100 data operan selama turnamen berlangsung. Sampel data yang digunakan diperlihatkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Lima Data Teratas Sampel Data

Minute	Player	Squad	xG	PSxG	Outcome	Distance	Body Part	SCA 1 Player	SCA 1 Event	SCA 2 Player	SCA 2 Event
2	Lionel Messi	Argentina	0.06	0.42	Saved	18	Left Foot	Ángel Di María	Pass (Live)	Cristian Romero	Pass (Live)
10	Lionel Messi (pen)	Argentina	0.79	0.99	Goal	13	Left Foot	Leandro Paredes	Fouled	Ángel Di	
21	Papu Gómez	Argentina	0.02		Off Target	26	Right Foot	Leandro Paredes	Pass (Live)	Di María	Pass (Live)
42	Lautaro Martínez	Argentina	0.08		Blocked Off	8	Head	Lionel Messi	Pass (Dead)	Papu Gómez	Fouled
42	Rodrigo De Paul	Argentina	0.08		Off Target	21	Right Foot	Lautaro Martínez	Shot		

Sumber: fbref.com (diolah)

### 3.2 Prapemrosesan Data

Data yang telah dikumpulkan sebaiknya diolah sebelum diproses menggunakan teknik penambangan data [18]. Prapemrosesan data pada penelitian ini meliputi pemilihan fitur, penanganan nilai yang hilang pada data, dan beberapa penyesuaian untuk mempermudah proses analisis. Fitur yang digunakan berdasarkan Tabel 1 pada penelitian ini antara lain *player*, *outcome*, SCA 1 Player, dan SCA 2 Player. Penyesuaian data dilakukan dengan merubah urutan dan nama fitur sebagai berikut Pemain 0 = SCA 2 Player, Pemain 1 = SCA 1 Player, dan Pemain 2 = Player. Untuk melakukan penambangan data dengan aturan asosiasi, maka sampel data hasil prapemrosesan ditampilkan pada Tabel 2.

### 3.3 Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi merupakan suatu teknik penambangan data untuk mencari hubungan dari item data [19]. Salah satu algoritme yang paling sering digunakan dalam aturan asosiasi adalah algoritme *Apriori*, karena memungkinkan untuk menghitung jumlah *frequent-itemset* dengan melakukan *pruning* pada data [20], [21]. Untuk melakukan analisis menggunakan algoritme *Apriori*, terdapat beberapa tahapan yang harus dilakukan sebelumnya, yaitu pembentukan *itemset*, perhitungan nilai *support* dan *confidence*, dan pembentukan aturan asosiasi [21].

Tabel 2. Lima Data Teratas Hasil Prapemrosesan

Id Operan	Pemain 0	Pemain 1	Pemain 2
1	Cristian Romero	Ángel Di María	Lionel Messi
2	Leandro Paredes	Lionel Messi	
3	Ángel Di María	Leandro Paredes	Papu Gómez
4	Papu Gómez	Lionel Messi	Lautaro Martínez
5	Lautaro Martínez	Rodrigo De Paul	

Sumber: fbref.com (diolah)

Pembentukan itemset berguna untuk membentuk kandidat kombinasi yang akan digunakan pada iterasi algoritme apriori [20]. Selanjutnya pada penelitian ini akan dilakukan perhitungan nilai *support* dan *confidence*, dimana *support* adalah presentasi kejadian pemain pada itemset terlibat dalam sebuah aliran operan dan *confidence* adalah nilai kekuatan dari aturan yang terbentuk dari relasi pemain pada itemset. Perhitungan nilai *support* pada satu

obyek itemset menggunakan persamaan (1), sedangkan perhitungan nilai *support* pada dua obyek pada itemset menggunakan persamaan (2).

$$\text{support}(x) = \frac{\text{jumlah operan yang melibatkan pemain } x}{\text{jumlah operan}} \quad (1)$$

$$\text{support}(x,y) = \frac{\text{jumlah operan yang melibatkan pemain } x \text{ dan pemain } y}{\text{jumlah operan}} \quad (2)$$

Perhitungan nilai *confidence* dilakukan dengan menghitung nilai operan yang berasal dari pemain  $x$  kepada pemain  $y$ , dengan kata lain operan yang membentuk aturan “jika  $x$ , maka  $y$ ”. Perhitungan nilai *confidence* menggunakan persamaan (3).

$$\text{confidence}(x|y) = \frac{\text{jumlah operan yang melibatkan pemain } x \text{ dan } y}{\text{jumlah operan yang melibatkan pemain } x} \quad (3)$$

### 3. Hasil dan Pembahasan

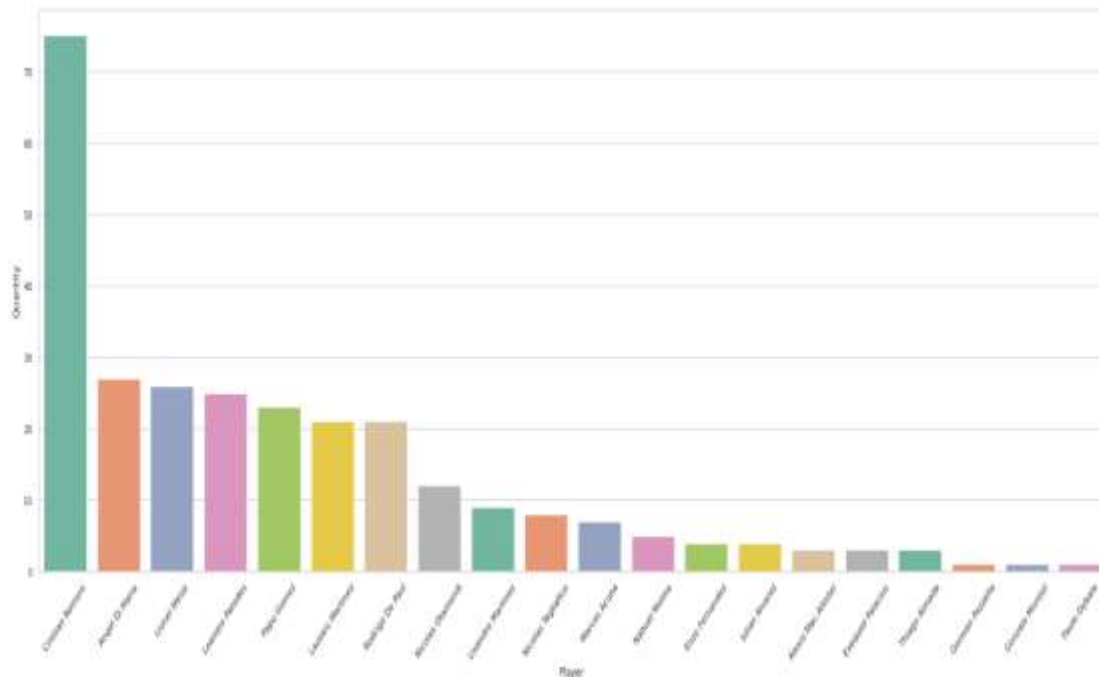
Data sesuai Tabel 2 yang digunakan pada penelitian ini, pertama-tama akan diubah untuk memenuhi kebutuhan penentuan *frequent item-set* dan pembentukan *rule* asosiasi menggunakan Apriori. Tahap transformasi data yang pertama adalah melakukan *splitting* kombinasi pembentukan *goal* yang melibatkan beberapa pemain di dalamnya. Untuk setiap index terjadinya *goal*, tiap pemain yang terlibat akan membentuk satu baris data baru, seperti yang dicontohkan pada Tabel 3. Langkah transformasi data ini menghasilkan 279 baris data dan tiga kolom.

Tabel 3. Hasil Transformasi *Splitting Data*

Index	Goal	Pemain
0	Cristian Romero, Angel Di Maria, Lionel Messi	Cristian Romero
0	Cristian Romero, Angel Di Maria, Lionel Messi	Angel Di Maria
0	Cristian Romero, Angel Di Maria, Lionel Messi	Lionel Messi
1	Leandro Paredes, Lionel Messi	Leandro Paredes
1	Leandro Paredes, Lionel Messi	Lionel Messi
2	Angel Di Maria, Leandro Paredes, Papu Gomez	Angel Di Maria
2	Angel Di Maria, Leandro Paredes, Papu Gomez	Leandro Paredes
2	Angel Di Maria, Leandro Paredes, Papu Gomez	Papu Gomez

Selanjutnya, sebagai salah satu pertimbangan dalam menentukan nilai *minimum support* sebagai batasan minimum untuk tiap *item* agar dapat masuk dalam iterasi dalam perhitungan asosiasi menggunakan algoritme *Apriori*, dilakukan visualisasi sebaran data, yang hasilnya dapat dilihat pada Gambar 1. Dapat dilihat pada hasil visualisasi bahwa dari *unique value* atau kemunculan nama salah satu pemain dalam 100 kombinasi kejadian terjadinya *goal*, terdapat keterlibatan 20 pemain yang memiliki nilai maksimum sejumlah 75 kali atau 75% dari kejadian yang ada. Perbedaan kemunculan kejadian *goal* yang melibatkan pemain lainnya pun memiliki selisih yang cukup signifikan, yaitu sebesar 27% untuk peringkat kedua dan 26% untuk peringkat ketiga, serta hanya 1% pada peringkat terakhir. Dengan selisih kemunculan kejadian yang cukup besar ini, kita tidak dapat menentukan nilai minimum *support* yang terlalu besar, agar tetap dapat dihasilkan iterasi minimal sebanyak dua kali dalam proses penentuan *rule* asosiasi *Apriori*.

Langkah transformasi selanjutnya adalah melakukan *encoding* data atau mengubah struktur data dari yang awalnya berbentuk seperti yang diberikan pada Tabel 3 menjadi nilai 0 atau 1 dengan masing-masing nama pemain sebagai kolomnya sehingga seperti yang diberikan pada Tabel 4. Data tiap kejadian terjadinya *goal* ditransformasi untuk melihat keterlibatan seluruh pemain dalam suatu proses pencetakan *goal*. Sebagai contoh, pada kejadian terjadinya *goal* pertama terdapat tiga pemain yang terlibat, yaitu: Cristian Romero, Angel Di Maria, dan Lionel Messi. Nama-nama yang terlibat tersebut ditandai dalam nilai *encoding* = 1 dan untuk nama lain yang tidak terlibat ditandai dalam nilai *encoding* = 0.



Gambar 1. Sebaran *Unique Value* Keterlibatan Pemain Dalam Mencetak Goal

Tabel 4. Hasil Transformasi *Encoding Data*

	Alexis Mac Allister	Angel Di Maria	Cristian Romero	Enzo Fernandez	Exequiel Palacios	...	Thiago Almada
0	0	1	1	0	0	...	0
1	0	0	0	0	0	...	0
2	0	1	0	0	0	...	0
3	0	0	0	0	0	...	0
4	0	0	0	0	0	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...
100	0	0	0	0	0	...	0

Dengan telah terbentuknya *dataset* sesuai dengan kebutuhan pemodelan asosiasi, dan dengan mempertimbangkan dengan sebaran data, penentuan *frequent item-set* menggunakan nilai *minimum support* yang sangat rendah, yaitu 0.1 agar dapat dilihat terlebih dahulu sebaran nilai *support* dari data yang digunakan. Hasil *filter* untuk nilai *min\_support* = 0.1 diberikan pada Tabel 5. Dapat dilihat pada hasil tabel tersebut bahwa maksimum *item-set* yang terbentuk adalah 2-*item-set*, sebanyak 5 variasi. Namun nilai *support* yang dihasilkan oleh 5 variasi 2-*item-set* tersebut masih sangat kecil, yaitu dibawah 0,2. Dengan kata lain, kemungkinan terjadinya *goal* yang melibatkan 5 variasi kombinasi pemain seperti yang diberikan adalah sebesar dibawah 20%, dengan sebaran nilai kemungkinan masing-masing: (Lionel Messi, Alexis Mac Allister) = 11%, (Angel Di Maria, Lionel Messi) = 14%, (Enzo Fernandez, Lionel Messi) = 15%, (Lautaro Martinez, Lionel Messi) = 12%, dan yang tertinggi (Rodrigo De Paul, Lionel Messi) = 16%.

Dengan diketahuinya jumlah maksimum *item-set* yang terbentuk adalah 2-*item-set*, maka penentuan *rule* asosiasi pada langkah selanjutnya hanya menggunakan jumlah minimum *item* = 2. Kemudian, untuk membatasi pembentukan *rule*, sesuai dengan sebaran nilai *support* yang telah dibahas diatas, digunakan nilai minimum *confidence* 95% sehingga terbentuk 3 *rule* seperti yang diberikan pada Tabel 6. Dari delapan *rule* yang terbentuk, seluruh nilai *support* bernilai 0.02 yang merupakan kemunculan kejadian sesuai *rule* yang terbentuk dari dataset yang digunakan. *Conf* pada Tabel 5 menunjukkan nilai *confidence* yang merupakan derajat keyakinan kemunculan suatu kejadian. Pada gambar tersebut, terdapat seluruh *rule* asosiasi dengan nilai *confidence* diatas 95%. *Rule* tersebut kemudian dapat disimpulkan sebagai asosiasi pembentukan *goal* yang jika melibatkan kombinasi dari *antecedent* yang terdiri dari 2-

Tabel 5. Hasil Perhitungan *Support* dan Pembentukan *Item-set*

<i>Support</i>	<i>Item-set</i>
0.22	(Alexis Mac Allister)
0.26	(Angel Di Maria)
0.23	(Enzo Fernandez)
0.21	(Julian Alvarez)
0.20	(Lautaro Martinez)
0.63	(Lionel Messi)
0.10	(Nahuel Molina)
0.25	(Rodrigo De Paul)
0.11	(Lionel Messi, Alexis Mac Allister)
0.14	(Angel Di Maria, Lionel Messi)
0.15	(Enzo Fernandez, Lionel Messi)
0.12	(Lautaro Martinez, Lionel Messi)
0.16	(Rodrigo De Paul, Lionel Messi)

*item-set* dilanjutkan dengan *consequent* memiliki peluang kejadian *goal* dengan derajat keyakinan sebesar lebih dari 95%. Sebagai contoh, jika kombinasi pemain pertama dan kedua adalah Rodrigo De Paul dan Angel Di Maria, kemudian dilakukan *passing* pada Lionel Messi, maka keyakinan akan terjadinya *goal* cukup tinggi, karena kombinasi urutan antara ketiga pemain tersebut pernah menghasilkan 2 *goal* pada dataset yang digunakan untuk *rule mining* pada penelitian ini.

Tabel 6. Hasil Pembentukan *Rule* Asosiasi Apriori

<i>Supp</i>	<i>Conf</i>	<i>Covr</i>	<i>Strg</i>	<i>Lift</i>	<i>Levr</i>	<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>
0.02	1.00	0.02	13.5	3.7	0.015	Rodrigo De Paul, Lionel Messi	Lionel Messi
0.02	1.00	0.02	13.5	3.7	0.015	Lionel Messi, Alexis Mac Allister	Lionel Messi
0.02	1.00	0.02	4.00	12.5	00.18	Angel Di Maria, Lionel Messi	Enzo Fernandez

Dari aturan yang terbentuk pada Tabel 6, diketahui Lionel Messi merupakan pemain kunci dari berbagai kemungkinan terjadinya gol dalam pertandingan Tim Nasional Argentina, terlihat dari tiga *rule* asosiasi yang terbentuk, dimana nama Lionel Messi muncul dalam mayoritas *rule*. Hasil *rule* yang terbentuk juga telah sesuai dengan pemberian penghargaan pemain terbaik pada Lionel Messi sebagai pemain dengan jumlah umpan hingga terciptanya gol terbanyak pada turnamen. Dengan kata lain, implementasi *rule mining* atau secara spesifik penggunaan asosiasi *Apriori* dapat diimplementasikan untuk penentuan *most valuable player* pada pertandingan olahraga, khususnya sepak bola. Metode penambangan data seperti yang dilakukan pada penelitian ini dan beberapa penelitian lain [18]–[20] dapat menjadi alternatif analisis taktik dan pola permainan dalam sepak bola, selain teknik analisis deskriptif sederhana. Hasil penambangan tidak hanya menemukan pola bermain umum tetapi juga kombinasi ofensif yang kedepannya penting dan dapat dijadikan strategi bagi pelatih untuk memaksimalkan peluang terjadinya gol.

#### 4. Simpulan

Dengan *dataset* sebanyak seratus kombinasi urutan *passing* bola hingga menghasilkan *goal* pada Piala Dunia 2022 yang digunakan pada penelitian ini, telah dihasilkan 3 *rule* asosiasi dengan batasan *confidence* 95%. *Rule mining* menggunakan asosiasi Apriori memberikan kemungkinan kombinasi *antecedent* dan *consequent* yang merupakan kombinasi urutan perpindahan bola dari pemain pertama hingga pemain ketiga sampai dengan terjadinya *goal*. *Rule* yang terbentuk didasarkan pada jumlah terjadinya kombinasi kemunculan kejadian *goal* dengan minimum 2-*item-set*. Namun, data yang digunakan pada penelitian ini relatif kurang merata persebarannya, terlihat dari banyaknya nilai *support* dibawah 0.5 pada *item-set* yang terbentuk dan hanya ada satu nilai *support* yang bernilai 0.6.

**Daftar Referensi**

- [1] F. M. Clemente, F. M. L. Martins, D. Kalamaras, P. del Wong, and R. S. Mendes, "General network analysis of national soccer teams in FIFA World Cup 2014," *Int J Perform Anal Sport*, vol. 15, no. 1, pp. 80–96, 2015, doi: 10.1080/24748668.2015.11868778.
- [2] H. Sarmento, F. M. Clemente, D. Araújo, K. Davids, A. McRobert, and A. Figueiredo, "What Performance Analysts Need to Know About Research Trends in Association Football (2012–2016): A Systematic Review," *Sports Medicine*, vol. 48, no. 4, pp. 799–836, 2018, doi: 10.1007/s40279-017-0836-6.
- [3] F. M. Clemente, H. Sarmento, and R. Aquino, "Player position relationships with centrality in the passing network of world cup soccer teams: Win/loss match comparisons," *Chaos Solitons Fractals*, vol. 133, p. 109625, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.109625>.
- [4] F. M. Clemente, M. S. Couceiro, F. M. L. Martins, and R. S. Mendes, "Using Network Metrics in Soccer: A Macro-Analysis," *J Hum Kinet*, vol. 45, no. 1, pp. 123–134, 2015, doi: 10.1515/hukin-2015-0013.
- [5] D. A. Syahrana and N. Nurhidayat, "Analisis Keterampilan Shooting dan Passing Pada Sekolah Sepak Bola Jurnal Porkes ( Jurnal Pendidikan Olahraga Kesehatan & Rekreasi )," *Jurnal Porkes*, vol. 5, no. 2, pp. 706–716, 2022, doi: 10.29408/porkes.v5i2.
- [6] F. M. Clemente, F. M. L. Martins, P. del Wong, D. Kalamaras, and R. S. Mendes, "Midfielder as the prominent participant in the building attack: A network analysis of national teams in FIFA World Cup 2014," *Int J Perform Anal Sport*, vol. 15, no. 2, pp. 704–722, 2015, doi: 10.1080/24748668.2015.11868825.
- [7] J. Duch, J. S. Waitzman, and L. A. Nunes Amaral, "Quantifying the performance of individual players in a team activity," *PLoS One*, vol. 5, no. 6, pp. 1–7, 2010, doi: 10.1371/journal.pone.0010937.
- [8] G. Villa and S. Lozano, "Assessing the scoring efficiency of a football match," *Eur J Oper Res*, vol. 255, no. 2, pp. 559–569, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.05.024>.
- [9] B. Low, R. Rein, S. Schwab, and D. Memmert, "Defending in 4-4-2 or 5-3-2 formation? small differences in footballers' collective tactical behaviours.," *J Sports Sci*, vol. 40, no. 3, pp. 351–363, Feb. 2022, doi: 10.1080/02640414.2021.1993655.
- [10] B. Low, R. Rein, D. Raabe, S. Schwab, and D. Memmert, "The porous high-press? An experimental approach investigating tactical behaviours from two pressing strategies in football.," *J Sports Sci*, vol. 39, no. 19, pp. 2199–2210, Oct. 2021, doi: 10.1080/02640414.2021.1925424.
- [11] G. J. Lee, J. J. Jung, and D. Camacho, "Exploiting weighted association rule mining for indicating synergic formation tactics in soccer teams," *Concurrency Computation*, no. October 2020, pp. 1–14, 2021, doi: 10.1002/cpe.6221.
- [12] J. Spitz, J. Wagemans, D. Memmert, A. M. Williams, and W. F. Helsen, "Video assistant referees (VAR): The impact of technology on decision making in association football referees," *J Sports Sci*, vol. 39, no. 2, pp. 147–153, Jan. 2021, doi: 10.1080/02640414.2020.1809163.
- [13] C. Shi and L. Liu, "Research on Physical Fitness Test Data Mining and Analysis Based on Apriori Algorithm," in *Journal of Physics: Conference Series*, Oct. 2020, vol. 1634, no. 1. doi: 10.1088/1742-6596/1634/1/012175.
- [14] R. Zhu, J. Wang, F. Yu, and W. Wang, "Quality Evaluation of College Physical Training considering Apriori Algorithm," *Math Probl Eng*, vol. 2022, p. 9057793, 2022, doi: 10.1155/2022/9057793.
- [15] B. G. Cook and J. E. Goff, "Parameter space for successful soccer kicks," *Eur J Phys*, vol. 27, no. 4, p. 865, May 2006, doi: 10.1088/0143-0807/27/4/017.
- [16] L. Tianbiao and H. Andreas, "Apriori-based diagnostical analysis of passings in the football game," in *2016 IEEE International Conference on Big Data Analysis (ICBDA)*, Mar. 2016, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICBDA.2016.7509795.
- [17] S. R. LLC, "2022 World Cup Stats," *FBREF*, 2022. <https://fbref.com/en/comps/1/World-Cup-Stats>
- [18] E. Brzychczy, "An overview of data mining and process mining applications in underground mining," *Inzynieria Mineralna*, vol. 2019, no. 1, pp. 301–314, 2019, doi: 10.29227/IM-2019-01-52.

- 
- [19] M. Kaushik, R. Sharma, S. A. Peious, M. Shahin, S. ben Yahia, and D. Draheim, "A Systematic Assessment of Numerical Association Rule Mining Methods," *SN Comput Sci*, vol. 2, no. 5, pp. 1–13, 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00725-2.
- [20] D. I. Purnamasari, A. Saefudin, V. A. Permadi, and R. P. Agusdin, "Consumer Behavior Analysis of Leathercraft Small and Medium-Sized Enterprises (SME) Using Market Basket Analysis and Clustering Algorithms," *An International Interdisciplinary Journal*, vol. 24, no. 3, pp. 143–154, 2021.
- [21] A. Novianti and E. Elisa, "Penentuan Aturan Asosiasi Pola Pembelian Pada Minimarket Dengan Algoritme Apriori," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 2, no. 1, pp. 64–70, 2020, [Online]. Available: <http://ejournal.seminar-id.com/index.php/bits/article/view/300>