

Prediksi Akurasi Kemenangan Pada Permainan Poker Menggunakan Algoritma C5.0 Dan WIPSO

M. Fariz Januarsyah¹, Dr. Ermatita, M.Kom.²

^{1,2}Program Studi Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia

¹m.fariz.januarsyah@gmail.com, ²ermatita@unsri.ac.id

Diterima 24 Mei 2021

Disetujui 07 Juni 2021

Abstract—In the era of information technology, a lot of data can be taken from human activities based on computer systems. But the system is not only found on computers, but in all areas of human life, be it in terms of health, security, even in games where the data set from these activities becomes a database that can be used to find a new knowledge. This study aims to predict the accuracy of poker games using the Weight Improved Particle Swarm Optimization (WIPSO) algorithm for attribute selection which then uses the C5.0 algorithm to predict accuracy. Before being processed, the dataset will be changed from 11 attributes to 6 attributes. The results of this study indicate that the accuracy of the poker card will increase, when using the C5.0 algorithm the accuracy obtained is 49.952% while the accuracy obtained by the C5.0 + WIPSO algorithm is 51.2%.

Index Terms—Poker, Data mining, Algoritma C5.0, WIPSO.

I. PENDAHULUAN

Dalam era teknologi informasi banyak data yang dapat diambil dari kegiatan dilakukan manusia yang berhubungan dengan sistem komputer. Tetapi sistem itu bukan hanya terdapat pada komputer saja melainkan di seluruh bidang kehidupan manusia, baik itu dari segi kesehatan, keamanan bahkan di dalam permainan dengan kumpulan data dari kegiatan itu dapat menjadi *database* yang besar. *Database* ini hendaknya dapat digunakan untuk menemukan pengetahuan yang baru dalam mengambil keputusan dengan peran sebagai estimasi dan prediksi.

Permainan adalah kegiatan yang tidak dapat dilepaskan dari kehidupan manusia. Baik itu permainan fisik seperti sepak bola, atau permainan yang menggunakan strategi seperti catur. Dalam hal strategi, permainan poker merupakan salah satu permainan kartu yang mengandalkan hal tersebut [1], [2] persaingan ketat terjadi di dalam permainan poker membuat para pemainnya untuk selalu memikirkan strategi-strategi untuk menjamin akurasi kemenangan mereka [2]. Di dalam permainan pasti ada menang dan

kalah, tetapi semua orang pasti ingin memenangkan permainan mereka. Untuk mencapai hal itu didapatkanlah sebuah solusi untuk mencapai kemenangan tersebut dalam bentuk sebuah prediksi. Prediksi kemenangan telah diterapkan diberbagai jenis permainan, seperti mencari prediksi kemenangan menggunakan metode *symbolic model checking* yang di optimasi dengan metode *binary decision diagram* untuk mencari strategi kemenangan dengan hasil gabungan dari kedua metode ini berhasil memprediksi strategi memenangkan permainan catur [3], dan penelitian yang menggunakan *artificial intelligence* (AI) dengan algoritma *Union-Find Set* dan *Deep-First-Search* dalam mencari keputusan untuk memenangkan permainan berbasis *Hex Game System* (permainan papan dengan grid berbentuk heksagon) dimana penelitian ini mencari langkah terbaik berdasarkan tiga skenario yang telah ditetapkan [4].

Untuk permainan poker, beberapa penelitian telah dilakukan diantaranya adalah dengan menggunakan algoritma naive bayes yang telah dimodifikasi dan analisis statistik, didapatkan hasil prediksi kemenangan berdasarkan kombinasi kartu yang ada dengan tingkat akurasi mencapai 92,13% [5]. Hal prediksi juga dapat digunakan untuk memprediksi langkah yang akan diambil pemain dengan menggunakan *Sequential Model* dan *TensorFlow*, hasil dari penelitian ini adalah sebuah model *neural network model training* dengan tiga layer aktivasi berupa *relu*, *relu6* dan *selu*, dengan menggunakan algoritma yang dapat mengubah parameter secara otomatis sehingga akurasi prediksi yang di dapat mencapai 89,09% hingga 99,31% [6]. Penelitian selanjutnya menggunakan algoritma Bayesian Networks dan *Monte-Carlo Tree Search* untuk membuat simulasi langkah pemain poker berdasarkan model probabilistik lawan [7]. Untuk membuat sebuah prediksi, salah satu algoritma yang sering digunakan adalah Algoritma C5.0.

Algoritma C5.0 ini sudah digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya untuk mencari sebuah prediksi, dari bidang medis, algoritma C5.0 digunakan untuk memprediksi cacat setelah kelahiran berdasarkan data penyakit turunan, hipertensi diabetes dan lain-lain, dengan menggunakan C4.5 sebagai pembandingan, akurasi yang di dapat oleh algoritma C5.0 mencapai 94,15% dan C4.5 mencapai 90,87% [8]. Penggunaan algoritma C5.0 juga dapat digabungkan dengan algoritma-algoritma yang lain sehingga membentuk algoritma hybrid, salah satunya adalah optimasi algoritma C5.0 menggunakan teori bayesian posterior, hasil dari penelitian ini adalah *post pruning decision tree* yang mengurangi resiko *overfitting*, sebelum di optimasi algoritma C5.0 menghasilkan akurasi 85,64% dan setelah algoritma itu di optimasi menghasilkan akurasi 91,25% [9].

Ada banyak sekali metode yang dapat digunakan untuk mengoptimasi hasil dari sebuah algoritma, salah satu metode itu adalah *Particle Swarm Optimization* (PSO). Algoritma PSO ini diperkenalkan oleh Kennedy, Eberhart, dan Shi yang pertama sekali digunakan untuk mensimulasi tingkah laku sosial dari sekumpulan burung atau ikan [10], [11]. Algoritma PSO juga dapat digunakan dalam hal memprediksi dengan menggabungkan PSO dan *Neural Network* untuk memprediksi kekuatan semen pada stopes, dengan algoritma PSO bertindak sebagai *architecture-tuning* untuk *Neural Network* [12]. Sedangkan pada bidang permainan agloritma PSO juga digunakan untuk meningkatkan akurasi dari *support vector machine* (SVM) untuk menentukan pemenang dipertandingan DOTA 2 dengan PSO bertindak sebagai penentu parameter optimum untuk SVM [13].

Sejak pertama kali dikenalkan algoritma PSO ini telah menghasilkan varian-varian algoritma PSO. Salah satu varian algoritma ini adalah *Weight Improved Particle Swarm Optimization* (WIPSO) sebagai pengembangan dari algoritma PSO standar. Algoritma WIPSO digunakan pada penelitian untuk reduksi harmonik *H-Bridge* secara selektif pada multilevel inverter berdasarkan sumber yang setara dengan tujuan mengurangi *total harmonic distortion* (THD) [14], jika dibandingkan dengan algoritma PSO standar, WIPSO memiliki kelebihan dapat menemukan jawaban dengan iterasi yang lebih sedikit dengan kecepatan yang lebih tinggi.

Berdasarkan uraian di atas peneliti akan mencoba untuk menggunakan algoritma C5.0 dan algoritma WIPSO yang merupakan pengembangan dari algoritma standar PSO untuk memprediksi akurasi pada permainan poker dengan tujuan, dari penggunaan WIPSO dapat meningkatkan akurasi algoritma C5.0 dalam mencari akurasi pada permainan poker. Hasil dari penelitian ini akan di buat perbandingan akurasi antara algoritma C5.0 setelah di optimasi WIPSO dengan algoritma C5.0 sebelum optimasi WIPSO.

II. METODE PENELITIAN

A. Data Mining

Data mining adalah proses untuk menemukan pola yang bermanfaat bagi pengguna dari kumpulan data yang sangat banyak yang kemudian di olah dengan baik dengan teknik pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik dan visualisasi [15].

Kegiatan yang dilakukan manusia dipenuhi dengan data-data dibanyak bidang. Tetapi data yang banyak ini menghabiskan biaya yang banyak untuk di kumpul dan di susun dan data ini banyak yang tertimbun di dalam repositori. Karena itu penggunaan data mining dilakukan untuk mengubah data yang tertimbun itu menjadi sebuah pengetahuan baru yang dapat membantu kegiatan yang akan datang.

B. Algoritma C5.0

Algoritma C5.0 merupakan produk komersial hasil pengembangan dari algoritma C4.5 oleh Rulequest Research Inc [16]. C5.0 merupakan algoritma klasifikasi di dalam pembelajaran mesin dan data mining. Algoritma ini memiliki keunggulan dibandingkan dengan algoritma C4.5 baik itu dalam segi kemampuan ataupun efisiensi.

Di dalam algoritma C5.0 terdapat beberapa persamaan yang digunakan diantaranya adalah untuk mencari nilai entropi, nilai subset dan gain, untuk mencari nilai entropy di dalam algoritma C5.0 digunakan persamaan sebagai berikut. [17]

$$Entropi(s) = -\sum_{i=1}^m p_i \log_2(p_i) \quad (1)$$

Dimana

s = himpunan (dataset) kasus

m = banyaknya partisi

p_i = probabilitas dari total kelas tertentu dibagi total kasus

Lalu nilai subset di dalam algoritma C5.0 dapat dicari dengan menggunakan persamaan sebagai berikut [17]

$$subset(a) = \sum_{i=1}^m \frac{|s_i|}{|s|} Entropi(s_i) \quad (2)$$

Dimana

s = data sampel training

a = atribut data

$|s_i|$ = jumlah sampel untuk nilai i

$|s|$ = jumlah seluruh sampel data

Entropi(s) = entropi untuk sampel yang memiliki nilai i

C. Weight Improved Particle Swarm Optimization (WIPSO) Mempertahankan Keutuhan Format

Weight Improved Particle Swarm Optimization (WIPSO) merupakan salah satu varian dari sekian banyaknya algoritma PSO, algoritma WIPSO ini meningkatkan efisiensi dari algoritma PSO standar dengan meningkatkan perhitungan faktor berat inersia, kognitif dan komponen sosial (C_1 , C_2), karena itu perhitungan di dalam algoritma ini telah berubah,

maka rumus untuk mencari kecepatan yang baru adalah [14]

$$V_{i+1} = W_{new} \times V_i + C_1 \times r_1 \times (P_{best_i} - S_i) + C_2 \times r_2 \times (g_{best} - S_i) \quad (3)$$

Nilai W_{new} dapat dicari dengan rumus sebagai berikut [14]:

$$W_{new} = W_{min} + w \times r_1 \quad (4)$$

Sedangkan nilai w dapat dicari dengan rumus [14]:

$$w = W_{max} - [(W_{max} - W_{min}) \times ITE] / (ITE_{max}) \quad (5)$$

Untuk nilai W_{max} dan W_{min} umumnya digunakan nilai $W_{max} = 0,9$ dan nilai $W_{min} = 0,4$ [18]. Selanjutnya untuk mencari nilai C_1 dan C_2 dapat digunakan persamaan sebagai berikut [14]:

$$C_1 = C_{1max} - (C_{1max} - C_{1min}) \times (ITE / ITE_{max}) \quad (6)$$

$$C_2 = C_{2max} - (C_{2max} - C_{2min}) \times (ITE / ITE_{max}) \quad (7)$$

Untuk nilai C_{1max} dan C_{2max} menggunakan nilai 2 dengan nilai C_{1min} dan C_{2min} menggunakan nilai 0 [18]. Persamaan di atas dapat dijelaskan dengan dengan keterangan sebagai berikut:

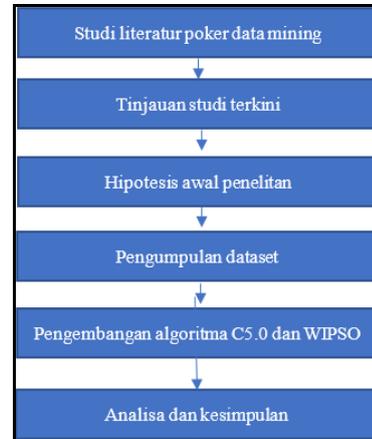
V_i	= Kecepatan partikel
S_i	= Posisi partikel saat ini
w	= Berat inersia
W_{min}	= Nilai inersia minimum
W_{max}	= Nilai inersia maksimum
C_1	= Koefisien akselerasi kognitif
C_{1min}	= Nilai awal akselerasi kognitif
C_{1max}	= Nilai final akselerasi kognitif
C_2	= Koefisien akselerasi sosial
C_{2min}	= Nilai awal akselerasi sosial
C_{2max}	= Nilai awal akselerasi sosial
P_{best_i}	= Posisi terbaik partikel
g_{best}	= Posisi terbaik global diantara partikel
r_1 dan r_2	= nilai acak antara 0 sampai 1
ITE	= Nilai pengulangan saat ini
ITE _{max}	= maksimum nilai pengulangan

Pengujian akan dilakukan dengan menggunakan algoritma WIPSO untuk seleksi atribut terlebih dahulu yang kemudian dilanjutkan dengan algoritma C5.0. Hasil dari pemrosesan ini berupa akurasi, error dan kecepatan eksekusi yang kemudian akan digunakan sebagai data pembanding. dalam pengolahan data ini akan ditentukan beberapa atribut yang akan digunakan sebagai parameter dalam pengklasifikasian data sampel. Beberapa parameter ditentukan diawal, yaitu :

- Jumlah partikel ditentukan sebanyak 50 hingga 300.
- Nilai C_1 dan C_2 antara 0,5 hingga 2.
- Iterasi ditentukan antara 100 hingga 1000 kali.
- Metode validasi adalah K-fold cross validation dengan nilai 10.

D. Tahapan Penelitian

Penelitian ini terdiri dari 6 (enam) tahap, diantaranya adalah studi literatur, tinjauan studi, hipotesis, pengumpulan data, pengembangan algoritma, analisa dan kesimpulan. Tahapan penelitian yang digunakan dan dapat dilihat pada Gambar 1



Gambar 1 Tahapan Penelitian

- Tahapan pertama pada penelitian ini adalah mencari studi literatur dan data-data yang terkait dengan permainan poker.
- Tahapan kedua adalah mencari studi terkini yang berkaitan dengan prediksi kemenangan yang ada pada bidang permainan.
- Tahapan ketiga adalah menentukan hipotesis awal dari penelitian ini, yaitu dengan menggunakan algoritma WIPSO dapat meningkatkan akurasi dari algoritma C5.0 dalam memprediksi.
- Tahapan keempat adalah mengumpulkan dataset poker dari situs <https://archive.ics.uci.edu/ml/index.php> dengan dataset poker yang digunakan adalah *poker-hand-training-true.data* yang terdiri dari 25010 data dan *poker-hand-testing.data* yang terdiri dari 1000000 data.
- Tahapan kelima adalah mengembangkan algoritma C5.0 dan algoritma WIPSO
- Tahapan keenam adalah hasil dan kesimpulan dari penelitian.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Normalisasi Data

Sebelum dataset dapat digunakan akan dilakukan proses normalisasi data dengan menggabungkan dua atribut yang ada di dalam dataset. Dataset yang digunakan adalah *poker-hand-training-true.data* yang terdiri dari 25.010 data dan *poker-hand-testing.data* dengan 1.000.000 data. Dataset tersebut memiliki 11 atribut dimana atribut 1 hingga 10 berupa

tipe dan nilai kartu dan atribut ke-11 sebagai atribut kelas. Normalisasi yang dilakukan adalah menggabungkan kedua atribut diantara sepuluh atribut menjadi satu atribut untuk memudahkan proses sehingga bentuk dataset tersebut menjadi 6 (enam) atribut, dimana atribut 1 hingga 5 adalah atribut kartu dan atribut ke-6 adalah atribut kelas.

Pada tabel 1 adalah sampel tabel yang ada pada dataset poker dengan 11 atribut, adapun keterangan dari nilai pada atribut 'tipe' yang ada pada dataset tersebut adalah, nilai 1 pada atribut tipe menandakan tipe kartu 'Hati' (♥), nilai 2 menandakan tipe kartu 'Sekop' (♠), nilai 3 menandakan tipe kartu 'Wajik' (♦), dan nilai 4 menandakan kartu 'Keriting' (♣). Sedangkan untuk atribut 'nilai' untuk nilai 1 adalah kartu AS, sedangkan nilai 11 adalah kartu 'Jack', nilai 12 adalah kartu 'Queen', dan nilai 13 adalah kartu 'King'.

Sedangkan keterangan untuk nilai pada atribut poker hand dapat dapat disimpulkan menjadi, nilai 0 adalah pola kartu 'Nothing' atau 'High Hand', nilai 1 adalah pola kartu 'One Pair', nilai 2 adalah 'Two Pairs', nilai 3 adalah 'Three of a kind', nilai 4 adalah 'Straight', nilai 5 adalah 'Flush', nilai 6 adalah 'Full House', nilai 7 adalah 'Four of a kind', nilai 8 adalah 'Straight Flush', nilai 9 adalah 'Royal Flush' dengan nilai yang memiliki nilai besar dapat mengalahkan nilai yang ada dibawahnya, dalam hal ini nilai 0 adalah nilai terkecil yang ada pada atribut 'Poker Hand'.

Tabel 1 Data sebelum Normalisasi

T1	N1	T2	N2	T3	N3	T4	N4	T5	N5	H
1	10	1	11	1	13	1	12	1	1	9
2	11	2	13	2	10	2	12	2	1	9
3	12	3	11	3	13	3	10	3	1	9
4	10	4	11	4	1	4	13	4	12	9
4	1	4	13	4	12	4	11	4	10	9
1	2	1	4	1	5	1	3	1	6	8
1	9	1	12	1	10	1	11	1	13	8
2	1	2	2	2	3	2	4	2	5	8
3	5	3	6	3	9	3	7	3	8	8
4	1	4	4	4	2	4	3	4	5	8
1	1	2	1	3	9	1	5	2	3	1
2	6	2	1	4	13	2	4	4	9	0
1	10	4	6	1	2	1	1	3	8	0
2	13	2	1	4	4	1	5	2	11	0
3	8	4	12	3	9	4	2	3	2	1

Setelah dataset tersebut dilakukan proses normalisasi data, hasil dari proses tersebut dapat dilihat pada tabel 2. dimana dari 11 atribut data menjadi 6 atribut.

Tabel 2 Data setelah Normalisasi

Kartu 1	Kartu 2	Kartu 3	Kartu 4	Kartu 5	Poker Hand
110	111	113	112	101	9
211	213	210	212	201	9
312	311	313	310	301	9
410	411	401	413	412	9
401	413	412	411	410	9
102	104	105	103	106	8
109	112	110	111	113	8
201	202	203	204	205	8
305	306	309	307	308	8
401	404	402	403	405	8
101	201	309	105	203	1
206	201	413	204	409	0
110	406	102	101	308	0
213	201	404	105	211	0
308	412	309	402	302	1

B. Penerapan Algoritma C5.0

Setelah dataset dinormalisasi, langkah selanjutnya adalah melakukan proses eksperimen dengan menggunakan algoritma C5.0 sebelum di optimasi dengan WIPSO yang dapat dilihat pada gambar 2.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      12493      49.952 %
Incorrectly Classified Instances    12517      50.048 %
Kappa statistic                     0
Mean absolute error                 0.1136
Root mean squared error             0.2384
Relative absolute error             99.9741 %
Root relative squared error         100 %
Total Number of Instances          25010
    
```

Gambar 2. Hasil Algoritma C5.0

Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa tingkat akurasi yang dicapai algoritma C5.0 berkisar pada 49,952% dengan menggunakan cross-validation sebagai metode validasi dari 25010 dataset yang digunakan.

C. Penerapan Algoritma C5.0 + WIPSO

Tahapan selanjutnya adalah menggunakan algoritma WIPSO sebagai seleksi atribut yang selanjutnya diproses dengan algoritma C5.0 pada data sampel. Hasil dari eksperimen tersebut dapat dilihat pada gambar 3 sebagai berikut.

```

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===
Correctly Classified Instances      52         52 %
Incorrectly Classified Instances    48         48 %
Kappa statistic                     0
Mean absolute error                 0.2238
Root mean squared error             0.3348
Relative absolute error             97.7884 %
Root relative squared error         99.9482 %
Total Number of Instances          100
    
```

Gambar 3 Hasil Algoritma C5.0 + WIPSO

Dari gambar tersebut dengan menggunakan metode validasi yang sama yaitu cross-validation dapat dilihat terjadinya peningkatan akurasi dari 49,952% menjadi 52%. Tetapi karena hasil ini masih menggunakan data sampel, langkah selanjutnya adalah melatih hasil dari algoritma ini dengan dataset poker yang dapat dilihat pada gambar 4.

```

=== Evaluation on test set ===

Time taken to test model on supplied test set: 0.07 seconds

=== Summary ===

Correctly Classified Instances      12498      51.226 %
Incorrectly Classified Instances    11895      48.774 %
Kappa statistic                    0
Mean absolute error                0.2212
Root mean squared error            0.3308
Relative absolute error            97.9165 %
Root relative squared error        99.8991 %
Total Number of Instances         24398
Ignored Class Unknown Instances     622
  
```

Gambar 4 Hasil Latih C5.0 + WIPSO

Dari gambar 4 akurasi yang didapatkan tetap meningkat dengan nilai 51,2%, hal ini membuktikan bahwa dengan menggabungkan Algoritma WIPSO sebagai algoritma optimasi dapat meningkatkan akurasi dari algoritma C5.0.

Penerapan metode ini dilakukan pada 100 hingga 1000 data sampel. Akurasi yang didapatkan dari eksperimen ini dapat dilihat pada tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3 Hasil eksperimen

Jumlah Sampel Data	Akurasi C5.0+WIPSO	Hasil Latih Data	Selisih Akurasi
100	52,0000%	51,2260%	1,2740%
200	49,0000%	50,3425%	0,3905%
300	52,0000%	50,1646%	0,2126%
400	50,5000%	50,2696%	0,3176%
500	53,4000%	50,1546%	0,2026%
600	50,1667%	50,1606%	0,2086%
700	49,5714%	49,9740%	0,0220%
800	49,3750%	49,9840%	0,0320%
900	53,3333%	49,9720%	0,0200%
1000	49,0000%	49,9840%	0,0320%

Seperti yang dilihat pada tabel 3 akurasi yang didapatkan untuk semua data sampel tetap meningkat, untuk perhitungan akurasi C5.0 + WIPSO, akurasi dari sampel data dengan jumlah data sebesar 500 dan 900 memiliki akurasi tertinggi yang disusul oleh 100 dan 300. Tetapi setelah dataset tersebut dilatih terjadi penurunan akurasi yang signifikan pada sampel 300, 500 dan 900, sedangkan akurasi dataset dengan 100 sampel tidak mengalami penurunan yang signifikan, sampel data dengan 100 data merupakan yang terbaik berdasarkan selisih dari hasil latih data dengan akurasi algoritma C5.0 dengan nilai 1,2740%.

IV. SIMPULAN

Hasil dari penelitian ini menghasilkan beberapa kesimpulan, yaitu :

1. Algoritma C5.0 dapat digunakan untuk melakukan prediksi akurasi poker dengan algoritma *Weight Improved Particle Swarm Optimization* (WIPSO) sebagai optimasi untuk meningkatkan akurasi algoritma C5.0 yang terbukti dengan adanya peningkatan sebesar 1,2740% dibandingkan dengan penggunaan algoritma C5.0 saja. Penggunaan algoritma C5.0 dari dataset tersebut mendapatkan hasil akurasi sebesar 49,952% sedangkan algoritma C5.0 + WIPSO mendapatkan hasil sebesar 51,226%
2. Normalisasi atribut dataset berkontribusi untuk dapat meningkatkan hasil akurasi akhir. Dengan menggabungkan atribut dataset tersebut dari 11 atribut menjadi 6 atribut terbukti dapat meningkatkan tingkat akurasi akhir
3. Untuk penelitian selanjutnya agar dapat meningkatkan hasil akhir dari algoritma C5.0 ini dapat digunakan bersamaan dengan metode boost seperti adaboost bersamaan dengan algoritma optimasi yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. L. MacKay, N. Bard, M. Bowling, and D. C. Hodgins, "Do pokers players know how good they are? Accuracy of poker skill estimation in online and offline players," *Comput. Human Behav.*, vol. 31, no. 1, pp. 419–424, 2014.
- [2] B. Zaman, K. Geurden, R. De Cock, B. De Schutter, and V. Vanden Abeele, "Motivation profiles of online Poker players and the role of interface preferences: A laddering study among amateur and (semi-) professionals," *Comput. Human Behav.*, vol. 39, pp. 154–164, 2014.
- [3] H. Qing, "Formal verification for winning strategy of chess game," in *2017 International Workshop on Complex Systems and Networks (IWCSN)*, 2017, pp. 55–58.
- [4] S. Li, H. Ma, and M. Ding, "Design and implementation of winning decision algorithm in Hex game system," *Proc. 30th Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2018*, pp. 5909–5912, 2018.
- [5] G. Ambekar, T. Chikane, S. Sheth, A. Sable, and K. Ghag, "Anticipation of winning probability in poker using data mining," in *2015 International Conference on Computer, Communication and Control (IC4)*, 2015, vol. 151, pp. 1–6.
- [6] R. Radziukas, R. Maskeliūnas, and R. Damaševičius, "Prediction of poker moves using sequential model and tensorflow," *Commun. Comput. Inf. Sci.*, vol. 1078 CCIS, pp. 516–525, 2019.
- [7] A. Heiberg, "Using Bayesian networks to model a poker player," in *AAAI Workshop - Technical Report*, 2013.
- [8] K. Fan, Y. Ren, and Z. Yan, "Application of Birth Defect Prediction Model Based on C5.0 Decision Tree Algorithm," *2018 IEEE Int. Conf. Internet Things IEEE Green Comput. Commun. IEEE Cyber, Phys. Soc. Comput. IEEE Smart Data*, pp. 1349–1354, 2018.
- [9] S. Mehta and D. Shukla, "Optimization of C5.0 classifier using Bayesian theory," *IEEE Int. Conf. Comput. Commun. Control. IC4 2015*, 2016.
- [10] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 1995, vol. 4, no. 2, pp. 1942–1948.
- [11] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98TH8360)*, 1998, vol. 49, no. 5, pp. 69–73.

- [12] C. Qi, A. Fourie, and Q. Chen, "Neural network and particle swarm optimization for predicting the unconfined compressive strength of cemented paste backfill," *Constr. Build. Mater.*, vol. 159, pp. 473–478, 2018.
- [13] M. Anshori, F. Mar'i, M. W. Alauddin, and F. A. Bachtiar, "Prediction Result of Dota 2 Games Using Improved SVM Classifier Based on Particle Swarm Optimization," *3rd Int. Conf. Sustain. Inf. Eng. Technol. SIET 2018 - Proc.*, pp. 121–126, 2018.
- [14] I. Soltani, M. Sarvi, and F. Salahian, "Various Types of Particle Swarm Optimization-based Methods for Harmonic Reduction of Cascade Multilevel Inverters for renewable energy sources," *Int. J. Innov. Appl. Stud.*, vol. 2, no. 4, pp. 671–681, 2013.
- [15] D. T. Larose and C. D. Larose, *Discovering Knowledge in Data*. 2014.
- [16] X. Wu and V. Kumar, *The Top Ten Algorithms in Data Mining*, vol. 53, no. 9. 2009.
- [17] K. P. Wirdhaningsih, D. E. Ratnawati, U. B. Malang, D. Mining, and D. Tree, "Penerapan algoritma decision tree c5.0 untuk peramalan forex," *Doro J.*, vol. 2, no. 8, pp. 1–6, 2013.
- [18] Y. He, W. J. Ma, and J. P. Zhang, "The Parameters Selection of PSO Algorithm influencing On performance of Fault Diagnosis," *MATEC Web Conf.*, vol. 63, no. 2016, p. 02019, 2016.

