



Prediksi Awal Profil Siswa berdasarkan Preferensi Game Menggunakan Algoritma Artificial Neural Networks dan BayesNet

Budi Irawan, M.Kom
SMKN 1 Bangil
idubir@gmail.com

Submitted: 29 September 2025 Revision : 15 Oktober 2025 Accepted : 29 Oktober 2025

Abstract – Belajar gamified dapat digunakan untuk melibatkan siswa dan membantu mereka tampil lebih baik. Namun, sebagian besar penelitian menggunakan pendekatan one-size-fits-all untuk gamification, di mana perbedaan dan kebutuhan individual diabaikan. Dalam penelitian sebelumnya, kami mengidentifikasi empat jenis siswa yang menghadiri kursus perguruan tinggi yang dicirikan, ditandai oleh berbagai tingkat kinerja, keterlibatan dan perilaku. Dalam makalah ini kami menyajikan eksperimen baru di mana kami mempelajari data apa yang paling tepat mencirikan masing-masing jenis siswa kami dan menjelajahi jika data ini dapat digunakan untuk memprediksi jenis siswa di awal kursus. Untuk tujuan ini kami menggunakan algoritma machine-learning untuk mengklasifikasikan data siswa dari satu istilah dan memprediksi jenis siswa pada istilah lain. Kami mengidentifikasi dua set fitur yang relevan yang paling menggambarkan jenis kami, yang hanya berisi pengukuran kinerja dan lainnya yang juga berisi data mengenai preferensi permainan siswa. Hasil menunjukkan bahwa kinerja saja dapat digunakan untuk memprediksi jenis siswa dengan akurasi 79% dengan ujian tengah semester. Namun, akurasinya meningkat ketika dipasangkan dengan data permainan pada tahap awal kursus. Dalam penelitian ini kami dengan jelas menggambarkan temuan kami dan mendiskusikan pelajaran dari eksperimen ini.

Kata Kunci – *game education; Neuron Network; gamified; gamification; ANN; BayesNet;*

PENDAHULUAN

Pada umumnya didefinisikan sebagai kemampuan untuk "berpikir seperti seorang hacker," secara luas diakui sebagai keterampilan penting untuk cybersecurity. Namun, mengidentifikasi bahan-bahan kurikuler yang konkrit dan praktis untuk mengembangkan kemampuan berpikir berlawanan siswa-siswa cybersecurity telah terbukti sebagai tujuan yang sulit dipahami. Dalam penelitian sebelumnya, penulis makalah ini melakukan eksplorasi mendalam pemikiran permusuhan untuk cybersecurity berdasarkan teori kecerdasan triarchic Sternberg. Pembagian kecerdasan teori triarkis ke dalam komponen analitis, kreatif, dan praktis merupakan paradigma yang berguna untuk. [S.T. Hamman, 2017]

Dapat ditunjukkan dengan tepat proses berpikir karakteristik penting dari peretas (yaitu penyerang maya). Penelitian sebelumnya menyimpulkan bahwa upaya untuk mengajarkan pemikiran permusuhan

kepada siswa cybersecurity harus membahas ketiga aspek kecerdasan peretas, termasuk komponen praktis yang kadang-kadang diabaikan. Komponen praktis melibatkan kemampuan musuh untuk merencanakan dan terlibat dalam pertimbangan strategis (lihat Bagian II-B untuk latar belakang lebih lanjut tentang peran alasan strategis dalam peretasan). Oleh karena itu, mengembangkan kemampuan penalaran strategis siswa cybersecurity adalah tujuan pembelajaran pendidikan cybersecurity yang penting. Kata "strategis" berarti "direncanakan dengan hati-hati untuk mencapai tujuan tertentu, terutama dalam perang, bisnis, atau politik". Dalam konteks pemikiran permusuhan untuk cybersecurity, alasan strategis mengacu pada kemampuan untuk "mengantisipasi tindakan strategis peretas, termasuk di mana, kapan, dan bagaimana mereka mungkin menyerang, dan taktik mereka untuk menghindari deteksi". Makalah ini mengusulkan bahwa konsep-konsep teori permainan dasar harus diajarkan kepada siswa cybersecurity

untuk meningkatkan kemampuan penalaran strategis mereka. Artificial neural networks (ANN), dengan tujuan memecahkan masalah dengan mensimulasikan cara otak manusia akan, diterapkan ke berbagai kategori, seperti klasifikasi, pengolahan data, diagnosis medis, pengambilan keputusan, dan navigasi. Lebih penting lagi, JST adalah kerangka yang paling tepat untuk pendekatan komputasi dan simulasi proses kognitif manusia. [C. Liu, 2018]

Dalam makalah ini kami menjelaskan bagaimana kami menggunakan analisis kluster, pemilihan fitur dan klasifikasi untuk menjawab masing-masing dari empat pertanyaan. Kami membahas pelajaran yang dipetik dari penelitian ini dan mengusulkan bahwa penggunaan informasi, yang dapat ditemukan dengan menerapkan pendekatan kami terhadap lingkungan belajar yang ada, dapat menjadi dasar untuk memungkinkan mereka untuk segera beradaptasi dengan siswa dengan sifat dan kebutuhan yang berbeda. [G. Barata, 2016]

TINJAUAN PUSTAKA

A. Game Teori dan Cybersecurity

Salah satu kontribusi teori permainan paling penting adalah Nash equilibrium, yang merupakan kondisi stabil dalam permainan di mana tidak ada pemain yang secara sepihak mengubah strategi mereka untuk mendapatkan lebih banyak manfaat. Salah satu kontribusi teori permainan yang paling penting adalah konsep penalaran level-k, yang membawa ketelitian pada gagasan untuk mengalahkan lawan dalam kontes strategis. Di level-k reasoning, strategi level-0 (L0) adalah pilihan insting yang jelas, strategi L1 mengharapkan lawan Anda untuk membuat pilihan yang paling jelas, strategi L2 mengharapkan dilawan untuk membuat yang paling jelas. pilihan, dan lain-lain. Tingkat melanjutkan iklan dalam teori, tetapi kebanyakan orang berhenti di antara satu dan tiga tingkat penalaran.

Tabel 1: Analisa perubahan tim menggunakan analisa dan beaventoral

	Analytical Game Theory	Behavioral Game Theory
Method	Deductive	Inductive
Approach	Theoretical	Empirical
History	Established in the 1940's by Morgenstern and Von Neumann	Coined by Camerer in the 2000's; Built on experimental game theory
Provides accurate preductions	Many repeated-play games	Many one-shut games
Paradigmatic game	The prisoner's dilemma	Nagel's Beauty Contest

Key contribution	Nash Equilibrium	Level-I Reasoning
------------------	------------------	-------------------

B. Hubungan antara Artificial neural networks (ANN) dengan penggunaan Game Education

Artificial neural networks (ANN), dengan tujuan memecahkan masalah dengan mensimulasikan cara otak manusia akan, diterapkan ke berbagai kategori, seperti klasifikasi, pengolahan data, diagnosis medis, pengambilan keputusan, dan navigasi. Lebih penting lagi, Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah kerangka yang paling tepat untuk pendekatan komputasi dan simulasi proses kognitif manusia. Bermain game bukan pengecualian untuk aplikasi ini, karena algoritma berdasarkan ANN untuk menyelesaikan game telah diajukan dan ditunjukkan untuk menghasilkan kinerja yang sukses. Sebagai contoh, penelitian yang cukup banyak tentang penggunaan JST untuk memecahkan sistem nonlinear, kontrol manipulator, dan permainan papan, telah dilakukan. Sebagai contoh lain, keuntungan utama Go Go AlphaGo adalah teknik pencarian yang efektif dan sistem evaluasi yang sangat akurat, yaitu, kognisi mengesankan AlphaGo tentang permainan yang mendasarinya, yang tidak dapat direalisasikan tanpa menggunakan ANN.

C. Pemodelan Kognisi dan Jaringan Saraf

Pemain tidak akan menghitung *BI solution* atas seluruh pohon game saat memainkan game nyata. Biasanya, menurut penelitian mereka, para pemain memiliki kesadaran untuk mengakui kemungkinan tindakan dan kebaikan dari setiap situasi permainan. Berdasarkan kognisi ini, mereka menganggap hanya pohon permainan yang sangat sempit dan pendek dan dengan cabang yang paling menjanjikan dalam pandangan mereka dalam situasi saat ini.

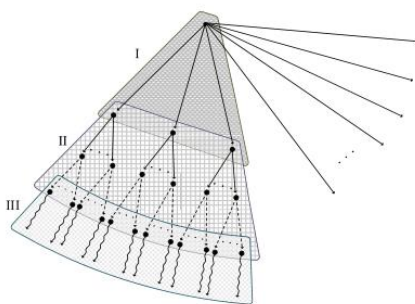
Selama ini algoritma ANN, yang telah diadopsi secara luas untuk meningkatkan inteligensi resmi, adalah kerangka kerja yang tepat untuk pemodelan dan simulasi kognisi agen. Kami melanjutkan dengan memperkenalkan algoritma ANN dalam menghitung seberapa besar tingkat kognitif, dengan tujuan untuk secara formal mengkarakterisasi permainan kognitif pemain. Kami pertama mendefinisikan dua pemodelan ANN pemain kognisi dalam permainan yang luas: bersihkan bersih dan evaluasi bersih.

Dari pengamatan menggunakan algoritma ANN, yang telah diadopsi secara luas untuk meningkatkan kemampuan inteligensi secara umum, adalah kerangka kerja yang tepat untuk pemodelan dan simulasi kognisi agen. Peneliti melanjutkan dengan memperkenalkan kedalam penilaian permaianan menggunakan algoritma ANN, dengan tujuan untuk secara formal mengkarakterisasi permainan kognitif pemain. Kami pertama mendefinisikan dua pemodelan ANN pemain kognisi dalam permainan yang luas: bersihkan bersih dan evaluasi bersih.

Dalam algoritma ini ada beberapa tahap filter untuk mengambil kondisi apa pun dalam game sebagai input dan menghasilkan fungsi probabilitas atas kemungkinan perpindahan mengikuti status itu, menunjukkan kemungkinan masing-masing langkah menurut pengetahuan sebelumnya pemain. Berikut tahapan algoritma filternya:

- Filter Net: Let $G = (N, T, t, \Sigma_i, \rho_i)$ menjadi dasar game; a filter net FN untuk G adalah tuple (V, H, W, ff) , dimana V set terbaik dari states/nodes di game G; $H = (U, E)$ adalah oriented graph (orgraph) dengan U menggunakan set of units (neurons) dan $E \subset U \times U$
- Evaluation Net: Pada tahapan ini realisasi permainan kognitif yang menggunakan jaring penyaringan dan jaring evaluasi. Pertama, diberi jaring penyaringan, pohon permainan T dari G yang luas dapat disaring ke dalam satu keluarga dengan pohon yang lebih kecil, Ts, satu untuk setiap keadaan nonterminal. Proses filtrasi melibatkan tiga subprocedure secara formal digambarkan sebagai berikut.

Gambar 1: Ilustrasi penyaringan



- Berdasarkan kasus $L = 1$: arcs $\{\xrightarrow{a^1} | a^1 \in A_{s^0}\}$ dan $\{s^1 \in V | s^0 \xrightarrow{a^1} s^1\}$.
- Tahap Induksi $L = l$: arcs $\{\xrightarrow{a^L} | a^L \in A_{s^{L-1}}\}$ dan menghasilkan $\{s^L \in V | s^{L-1} \xrightarrow{a^L} s^L\}$.

D. Menjalankan Game MCP

MCP adalah game edukasi MSc semester panjang yang diajar setiap tahun, yang diajarkan setiap tahun di Instituto Superior Técnico, University of Lisbon. Kursus ini mengikuti model pembelajaran campuran, di mana siswa menghadiri pelajaran teori langsung dan kelas praktikum, tetapi juga terlibat dalam diskusi di forum kursus, yang didukung oleh platform Moodle. Ceramah teoritis mencakup topik multimedia seperti teknik pengambilan, pengeditan dan produksi, standar multimedia, hak cipta dan Manajemen Hak Digital. Dalam kelas laboratorium, beragam konsep dan alat diperkenalkan pada manipulasi gambar, audio dan video, dan ada tugas reguler juga.

HASIL PERCOBAAN

A. COGNITIVE GAME SOLVING AND EQUILIBRIUM

Setelah memperoleh permainan kognisi pada titik keputusan, pemain saat ini dapat membuat langkah optimal melalui BI dalam permainan kognisi ini. Dengan demikian, solusi untuk permainan ekstensif asli adalah kombinasi dari gerakan optimal ini di semua titik keputusan. Berdasarkan ide permainan kognitif, Algoritma 1 menunjukkan prosedur untuk menyelesaikan permainan ekstensif berdasarkan kognisi, yang disebut

Tabel 2: Topik yang dibahas pada game teori

Topic	Description
Nagel's Beauty Contest game	In this game the players are asked to guess the number that will be 2/3 of the average number guessed by all of the players [19]. Played the game in class with all of the students. The results were tabulated on the spot and then discussed.
Strategic Reasoning	Explained the importance of strategic reasoning for cybersecurity, and how it is an important component of adversarial thinking [1].
Game theory intro	Defined and discussed the history and traditional uses of game theory. Covered the concepts of players, moves, and utility [10].
The Prisoner's Dilemma game and the Nash equilibrium	This game describes a scenario where two suspects are being interrogated separately, and are faced with the dilemma of betraying one another in exchange for a lesser prison sentence versus cooperating with one another by not talking. Explained the methodology used to find the Nash equilibrium, then discussed how doping in sports (e.g., professional cycling) is a real-life prisoner's dilemma game [24].
Real-life game theoretical analysis example	"Solomon's Wise Ruling" (recorded in 1 Kings 3:16-28) is the story of two women who come to King Solomon, each claiming to be the mother of the same baby. To identify the real mother, Solomon rules that the baby shall be cut in two and split between them. Analyzed the scenario using game theory and showed that it predicts the outcome that actually occurred given the women's utility preferences [21].
Behavioral game theory	Defined behavioral game theory and explained the important differences with analytical game theory (see Table I).
Numb3rs clip	Showed a clip from the television show Numb3rs that discusses behavioral game theory and the Hide-and-Seek game [25].
The Hide-and-Seek game	In this game the players are asked to guess in which of four boxes (three of which are identical) other players have hidden a treasure. Played the game in class with all of the students. Explained focal point biases and the typical results of the game [22].
The Princess Bride clip	Showed the "Battle of Wits" scene from The Princess Bride film to introduce the concept of level-k reasoning [23].
Level-k reasoning	Discussed the concept of level-k reasoning, the definition of L0, and the typical proportions of level-k reasoning observed in actual strategic contests by examining the 11-20 Money Request game [27]. Re-examined the in-class Beauty Contest game results.
More game examples	Discussed the Traveler's Dilemma game [20]. Also discussed level-k thinking in multiple dimensions with the Colonel Blotto game [26].

cognitive game solving. Algoritma ini dipanggil Algoritma 2, yang merupakan prosedur recursive yang mengembalikan array urutan node optimal, masing-masing mewakili solusi SPE dalam permainan input Γ . Baris 3 dari algoritma 2 mengembalikan urutan single-node untuk setiap node terminal. Baris 4 menginisialisasi bestZ serta utilitas terkecil, yang digunakan untuk mencatat hasil terbaik saat ini.

Algorithm 1 Solving

```

1 Solving( $G, FN, EN, r$ )
   Input: An extensive game  $G$  with root  $r$ , filter net  $FN$ 
         and evaluation net  $EN$  for  $G$ 
   Output: An array  $Q$  of node sequences starting at  $r$ 
2 begin
3   if  $r \in Z$  then
4     return ( $r$ );
5    $Q[] \leftarrow \text{clear}()$ ; /*Initialization*/
6    $T^r \leftarrow \text{filtr}^r(T)$ ; /*filtration of game tree*/
7    $G^r \leftarrow (N^r, T^r, t^r, \Sigma_i^r, p_i^r)$ ; /* cognition game*/
8    $\Gamma \leftarrow G^r$ ;  $Q_{\text{loc}}[] \leftarrow \text{Search}(\Gamma, r)$ ; /*search cognition
   game and find optimal moves*/
9    $V_{\text{succ}}[] \leftarrow \text{successor of } r \text{ in } Q_{\text{loc}}[]$ ;
10  for each  $v_{\text{succ}}$  in  $V_{\text{succ}}[]$  do
11     $Q_{\text{succ}}[] \leftarrow \text{Solving}(G, FN, EN, v_{\text{succ}})$ ;
12     $Q.\text{add}(r, Q_{\text{succ}}[])$ ;
13  return  $Q$ ;

```

Algorithm 2 Search

```

1 Search( $\Gamma, v$ )
   Input: An extensive game  $\Gamma$  and root  $v$ 
   Output: An array of node sequences  $NQ$ 
2 begin
3   if  $v \in Z$ , then return ( $v$ ); /*for leaves*/
4    $VLU \rightarrow \text{bestZ}$ ;
5   /*  $VLU$  is a virtual node with the least utility*/
6   for  $v_{\text{succ}} \leftarrow \text{left to right}$  do
7     /*for each candidate branch*/
8      $Q_{\text{tmp}} \leftarrow \text{clear}()$ ; /*clear  $Q_{\text{tmp}}$ */
9      $Q_{\text{tmp}} \leftarrow \text{Add}(\text{Search}(\Gamma, v_{\text{succ}}))$ ;
10    /* optimal outcome for choosing this candidate*/
11     $\text{newZ} \leftarrow \text{final node in } Q_{\text{tmp}}[0]$ ;
12    if  $\text{newZ} >_{t(v)} \text{bestZ}$  then
13      /*the current best outcome and branch*/
14       $\text{bestZ} \leftarrow \text{newZ}$ ;
15       $Q_{\text{best}} \leftarrow Q_{\text{tmp}}$ ;
16    if  $\text{newZ} \sim_{t(v)} \text{bestZ}$  then
17       $Q_{\text{best}} \leftarrow \text{Add}(Q_{\text{tmp}})$ ;
18   $NQ[] \leftarrow (v, Q_{\text{best}}[])$ ;
19  return  $NQ$ ;

```

Gambar 1: Script algoritma dua permasalahan

Baris 6–17 sama-sama menemukan susunan Q_{best} , yang menyimpan urutan node optimal, dimulai dengan penerus langsung v_{succ} dari keadaan saat ini v . Masing-masing urutan ini ditentukan oleh SPEs dari $\Gamma|_{v_{\text{succ}}}$.

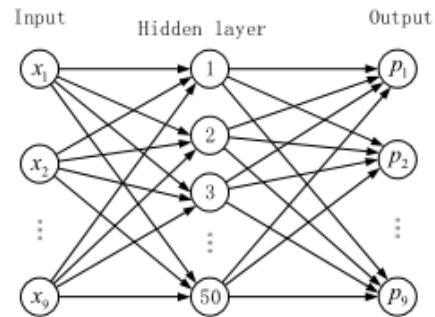
Konkretnya, baris 9 menyimpan urutan node untuk SPEs dari $\Gamma|_{v_{\text{succ}}}$ untuk v_{succ} saat ini, dan baris 10 menghasilkan hasil akhir dari urutan ini. Baris 12-15 memperbarui catatan bestZ dan Q_{best} ketika hasil yang lebih baik ditemukan. Baris 13–17 menambahkan urutan simpul tambahan jika mereka memiliki utilitas yang sama dengan catatan terbaik saat ini. Jalur 18 menghasilkan array NQ dengan menggabungkan v dengan masing-masing urutan optimal di Q_{best} (yaitu, memasukkan v sebelum elemen pertama dari setiap urutan).

B. PENELITIAN DENGAN GAME: Tic-Tac-Toe

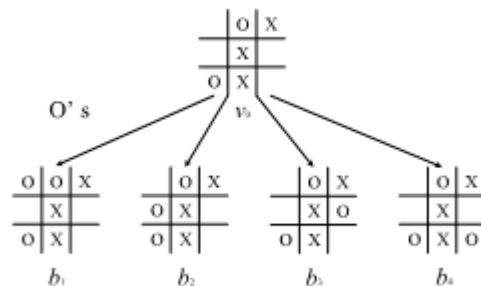
Untuk pemahaman yang lebih baik, peneliti mempertimbangkan permainan yang relatif sederhana yang disebut Tic-Tac-Toe, yang telah dianggap sebagai permainan ekstensif informasi yang representatif dan merupakan contoh yang banyak digunakan untuk mempelajari teknik-teknik intelijen artifisial. Aturan permainan ini adalah sebagai berikut. Dua pemain bergantian menandai ruang di grid 3×3 . Pemain yang berhasil menempatkan tiga tanda di baris horisontal, vertikal, atau diagonal memenangkan permainan. Pertama, sebagai permainan yang ekstensif, model klasik untuk Tic-Tac-Toe didefinisikan sebagai

$$G = (N, T, t, \sum_i, u_i)$$

Menurut model peneliti, peneliti membangun net filter $FN = (V, H, W, ff)$ dan evaluasi net $EN = (V, H, W, ef)$ untuk mewakili kognisi pemain mengenai permainan. Banyak pekerjaan yang telah dilakukan untuk melatih ANN untuk bermain Tic-Tac-Toe dalam studi kecerdasan buatan, di mana berbagai metode untuk mendefinisikan dua ANN ini disajikan. Di sini, kami merancangnya dengan cara berikut.



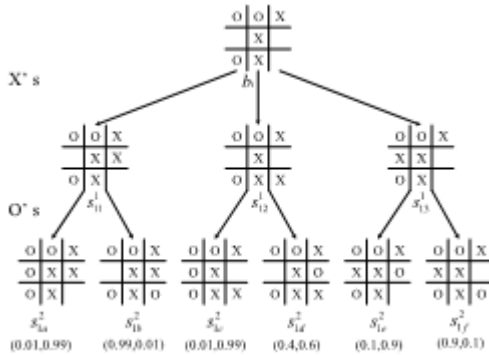
Gambar 2: Model arsitektur filter net



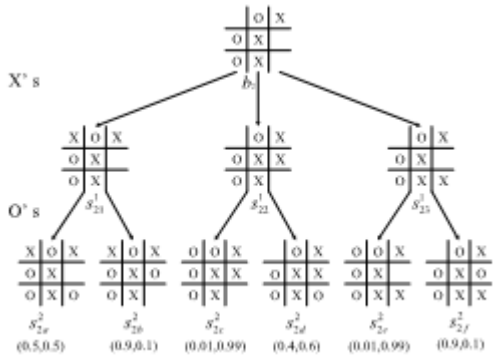
Gambar 3: Bagian dari game Tic-Tac-Toe

Tabel 4: INTER-YEAR PREDICTION PERFORMANCE FOR THE PERFORMANCE DATASET

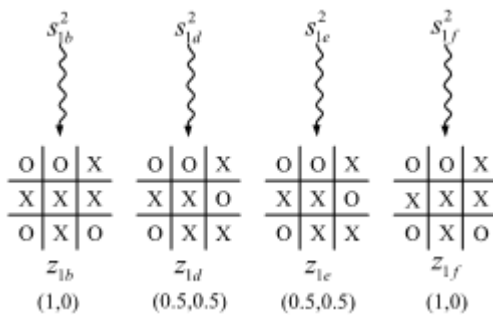
Classifiers	After 5 Weeks			After 7 Weeks			After 9 Weeks			End of the course		
	AUC	Kappa	Acc.	AUC	Kappa	Acc.	AUC	Kappa	Acc.	AUC	Kappa	Acc.
BayesNet	0.66	0.01	21.05%	0.84	0.50	62.96%	0.95	0.72	79.63%	0.96	0.74	81.48%
SimpleLogistic	0.70	0.19	31.58%	0.61	0.17	29.63%	0.87	0.37	51.85%	0.93	0.66	75.93%
Voting: Average of Probabilities	0.66	0.18	31.58%	0.85	0.19	31.48%	0.93	0.62	72.22%	0.95	0.77	83.33%
Voting: Product of Probabilities	0.79	0.18	31.58%	0.70	0.19	31.48%	0.94	0.69	77.78%	0.97	0.77	83.33%
Stacking: LogisticRegression	0.64	0.00	17.11%	0.88	0.00	20.37%	0.94	0.61	72.22%	0.95	0.77	83.33%



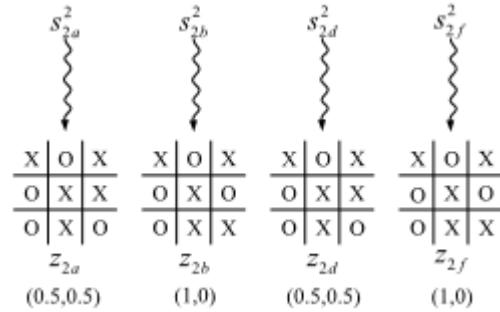
Gambar 4: Subtree b_1



Gambar 5: Subtree b_2



Gambar 6: Prediksi T_{b1}



Gambar 7: Prediksi T_{b2}

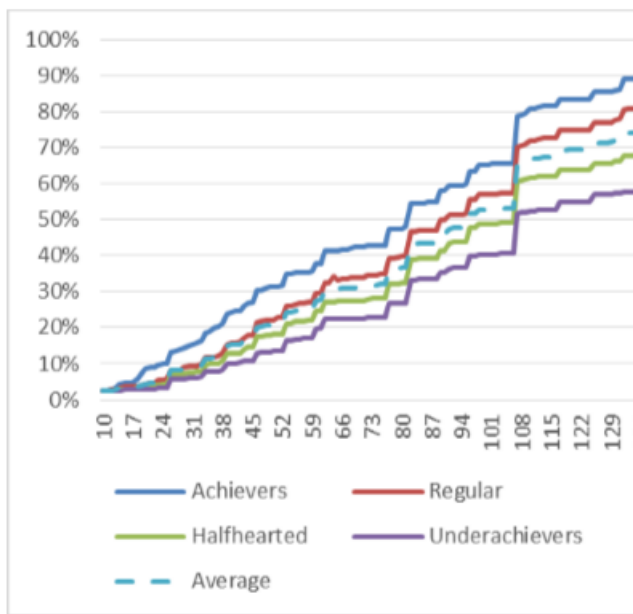
Tabel 3: Atribut pada node T_{b1}

nodes	static evaluation	future prediction	overall utility
s_{1a}^2	(0.01, 0.99)	(0.0, 1.0)	(0.005, 0.995)
s_{1b}^2	(0.99, 0.01)	(1.0, 0.0)	(0.995, 0.005)
s_{1c}^2	(0.01, 0.99)	(0.0, 1.0)	(0.005, 0.995)
s_{1d}^2	(0.40, 0.60)	(0.5, 0.5)	(0.45, 0.55)
s_{1e}^2	(0.10, 0.90)	(0.5, 0.5)	(0.30, 0.70)
s_{1f}^2	(0.90, 0.10)	(1.0, 0.0)	(0.95, 0.05)

nodes	static evaluation	future prediction	overall utility
s_{2a}^2	(0.50, 0.50)	(0.5, 0.5)	(0.5, 0.5)
s_{2b}^2	(0.90, 0.10)	(1.0, 0.0)	(0.95, 0.05)
s_{2c}^2	(0.01, 0.99)	(0.0, 1.0)	(0.005, 0.995)
s_{2d}^2	(0.40, 0.60)	(0.5, 0.5)	(0.45, 0.55)
s_{2e}^2	(0.01, 0.99)	(0.0, 1.0)	(0.005, 0.995)
s_{2f}^2	(0.90, 0.10)	(1.0, 0.0)	(0.95, 0.05)

C. STUDY AND EXPERIMENTS: GAME MCP

Seperti tahun sebelumnya, analisis kluster mengungkapkan empat kelompok berbeda, dengan kurva akumulasi XP yang sama (lihat Gambar 7) dan tingkat partisipasi dan kinerja dengan eksperimen pertama. Dengan demikian, kelompok mempertahankan nama yang sama di antara eksperimen. Seperti yang terlihat pada Gambar. 3, The Achievers menyajikan kurva akumulasi XP tertinggi, dengan lereng curam, lagi-lagi mahir dalam semua aspek kursus dan menjadi yang paling partisipatif. Reguler lagi-lagi diwakili oleh tingkat kinerja dan partisipasi keseluruhan yang di atas rata-rata, tertinggal di Skill Tree dan Quest MCP dibandingkan dengan yang berprestasi. Para siswa Halfhearted memiliki akrual XP di bawah rata-rata, dan berkinerja lebih buruk daripada yang Berprestasi dan Reguler di Skill Tree, MCP Quest, kuis dan presentasi multimedia. Sekali lagi, Underachievers memiliki kinerja dan partisipasi terendah, dan tampaknya telah melakukan cukup untuk lulus kursus.



Gambar 8: Kurva akumulasi EXP dalam eksperimen baru

Mengingat bahwa peneliti memiliki lebih banyak informasi yang tersedia di tahun kedua (yaitu, jumlah kasus yang banyak), peneliti menggunakan data siswa dari eksperimen tersebut untuk melakukan pemilihan fitur. Peneliti mempertimbangkan dua sumber data: a) data kinerja siswa, yang terdiri dari pengukuran kinerja yang dikumpulkan secara otomatis untuk semua 76 siswa (dijelaskan di bawah); dan b) preferensi permainan siswa dan klasifikasi BrainHex, yang kami kumpulkan melalui kuesioner pada awal kursus dari 75 siswa. Kami melakukan seleksi fitur pada dua set data untuk menilai apakah data permainan, yang dapat dikumpulkan sebelum kursus dimulai, akan dianggap relevan atau tidak.

Tabel 5: Atribut pada node T_{b2}

Classifiers	Participation Dataset			Gaming Dataset		
	AUC	Kappa	Acc.	AUC	Kappa	Acc
BayesNet	0.90	0.63	73.68%	0.91	0.70	78.6
SimpleLogistic	0.90	0.67	76.32%	0.89	0.58	70.6
SMO	0.88	0.61	72.37%	0.87	0.56	69.3
IB1	0.71	0.43	59.21%	0.74	0.49	64.0
J48	0.84	0.65	75.00%	0.85	0.59	70.6

Peneliti memeriksa satu set algoritma klasifikasi kandidat untuk kemudian menilai kemampuan prediksi dari set fitur kami. Penilaian terdiri dari memberi makan kedua dataset tersebut ke algoritma klasifikasi dan melakukan sepuluh kali lipat validasi silang, menggunakan Weka. Kinerja yang dihasilkan adalah rata-rata dari sepuluh pengklasifikasi. Peneliti mengevaluasi lima pengklasifikasi berbeda yang tampaknya paling sesuai dengan data kami. Algoritma ini tersedia di Weka. Algoritma ini antara lain:

- BayesNet – a Bayesian Network.
- SimpleLogistic – a classifier for Logistic Regression models.
- SMO – a sequential minimal optimization algorithm for training a support vector classifier.

- IB1 – a nearest-neighbor classifier.
- J48 – a classifier based on C4.5 decision trees.

Dua pertanyaan terakhir adalah (Q3 dan Q4) bertujuan untuk memverifikasi apakah kami dapat memprediksi jenis siswa dari tahun yang lain, tidak hanya pada akhir kursus tetapi juga di awal. Kami melatih model dengan data dari tahun kedua, menggunakan pengklasifikasi yang diidentifikasi pada langkah sebelumnya, dan mengujinya dengan data dari percobaan pertama. Kami menggunakan kinerja dan fitur game, dalam empat titik waktu:

1) lima minggu, kira-kira satu bulan kelas (~ 25-28% dari total rentang waktu), 2) tujuh minggu, sekitar satu bulan dan setengah dari kelas (~ 35-38%), 3) sembilan minggu, sekitar tengah semester (~ 45-50%, dan 4) akhir minggu lalu dari kursus (100%). Titik waktu keempat dianggap terutama untuk menjawab Q3 sedangkan tiga lainnya bertugas untuk menilai seberapa dini dan seberapa baik kita dapat memprediksi jenis siswa, dan dengan demikian menjawab Q4. Untuk setiap titik waktu, fitur dihitung berdasarkan bagaimana siswa melakukan hingga saat itu. Misalnya, Kelas Saat Ini mewakili jumlah total XP yang terakumulasi pada saat itu, dan Pos Tantangan mewakili jumlah pos yang dibuat pada tantangan hingga tanggal tersebut.

KESIMPULAN

Salah satu keterbatasan dari penelitian ini adalah bahwa hasilnya tidak terikat langsung dengan praktik cybersecurity. Eksperimen yang lebih mendalam diperlukan untuk menunjukkan secara langsung bahwa mempelajari konsep dasar permainan teori meningkatkan kemampuan cybersecurity seseorang, meskipun akan sulit untuk menciptakan realisme yang diperlukan untuk eksperimen seperti itu sambil menghilangkan variabel perancu. Makalah ini mengandaikan bahwa pemikiran strategis adalah keterampilan yang bermanfaat untuk cybersecurity, dan pertanyaan penelitian yang ditelitinya berfokus pada penilaian kemampuan penalaran strategis. Kesimpulan dari makalah ini didasarkan pada kesimpulan bahwa perbaikan dalam pemikiran strategis diterjemahkan menjadi peningkatan dalam praktik cybersecurity.

Untuk memberikan konsep keseimbangan yang lebih realistis untuk permainan ekstensif, makalah ini mengusulkan kerangka kerja baru di mana ANN digunakan untuk memodelkan kognisi agen mengenai permainan yang mendasari. Prosedur algoritme untuk permainan kognitif dan konstruksi JST ini juga dilibatkan. Tentu saja, ada cara-cara alternatif untuk memodelkan kognisi pemain mengenai permainan yang dimainkan dan kebaikan negara-negara bagian di dalamnya. Selain itu, algoritma yang dioptimalkan juga dapat digunakan saat memainkan game nyata. Namun, kami berharap bahwa makalah ini telah memberikan wawasan yang menutup jarak antara model teoritis dan pemecahan permainan praktis.

Dari studi ini, peneliti mendapat pelajaran berharga. Tentu saja, dalam kasus tertentu dari eksperimen kami, di mana jenis siswa dihitung berdasarkan kinerja aktual, kami mengharapkan prediktor terbaik untuk menjadi metrik kinerja. Namun, peneliti belajar bahwa sebelumnya dalam kursus, kinerja siswa tampaknya kurang

diskriminatif dan kekuatan prediksinya dapat ditingkatkan dengan memasangkannya bersama dengan data yang dapat diukur sebelumnya, seperti jenis pemain mereka. Kami percaya bahwa penelitian kami meletakkan landasan penting untuk pengembangan lingkungan belajar adaptif yang gamified. Ini harus menggunakan data kinerja dan permainan untuk mengidentifikasi profil siswa yang berbeda dalam waktu dekat, yang dapat digunakan untuk segera menyesuaikan konten agar sesuai dengan kebutuhan siswa dan akan menjadi alat penting untuk menilai kemajuan siswa, baik untuk siswa maupun instruktur. .

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. T. Hamman, K. M. Hopkinson, R. L. Markham, A. M. Chaplik, dan G. E. Metzler, "Teaching Game Theory to Improve Adversarial Thinking in Cybersecurity Students," *IEEE Trans. Educ.*, vol. 60, no. 3, hal. 205–211, 2017.
- [2] C. Liu, E. Zhu, Q. Zhang, dan X. Wei, "Modeling of Agent Cognition in Extensive Games via Artificial Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 29, no. 10, hal. 4857–4868, 2018.
- [3] G. Barata, S. Gama, J. Jorge, dan D. Goncalves, "Early Prediction of Student Profiles Based on Performance and Gaming Preferences," *IEEE Trans. Learn. Technol.*, vol. 9, no. 3, hal. 272–284, 2016.