

PENGEMBANGAN SISTEM REKOMENDASI ATLET ESPORTS BERDASARKAN PREDIKSI ELO RATING MENGUNAKAN MODEL STOCHASTIC GRADIENT BOOSTING

¹Rudi Setiawan,²Achmad Teguh Wibowo, ³Mujib Ridwan
Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel Surabaya^{1,2,3}

Jl. Ahmad Yani No.117, Jemur Wonosari, Kec. Wonocolo, Kota SBY, Jawa Timur 60237^{1,2,3}
rudiswtn@gmail.com¹, atw@uinsby.ac.id², mujibrw@uinsby.ac.id³

Abstract

Indonesia has a fairly large demographic challenge bonus. This challenge can be used as a good opportunity, especially to explore the potential of Indonesian Esports. Nearly a quarter of Indonesia's total population is categorized as video game activists from the online urban population. However, this potential is hampered by the constraints of esports activists who have difficulty forming a team. This study developed an esports athlete recommendation system to assist athletes in forming a suitable team. In making the athlete recommendation system, a match between athletes is needed so this can be solved using the ELO Rating prediction. The problem of predicting ELO Rating can be solved by using the Stochastic Gradient Boosting (SGB) regression model. To test the predicted value, use the Root Mean Squared Error (RMSE) and time-based performance with seconds as a reference. With the scenario of training data compared to testing data with a ratio of 90%:10%, it produces RMSE Testing of 19.6181 and RMSE Training of 16.8528 so that this model does not experience overfitting because it has a fairly small difference of 2.7653 and takes a training time of 7.9782 seconds.

Keyword: Demographic bonus, Esports, ELO Rating, Regression, Stochastic Gradient Boosting, Root Mean Squared Error

Abstrak

Indonesia memiliki tantangan bonus demografi dengan jumlah yang cukup besar. Tantangan tersebut dapat dimanfaatkan sebagai kesempatan yang baik khususnya untuk mendulang potensi Esports Indonesia. Sebanyak hampir seperempat total penduduk Indonesia dikategorikan sebagai penggiat video game dari populasi urban online. Namun potensi tersebut terhambat oleh kendala para pegiat esports yang kesulitan untuk membentuk sebuah tim. Dalam penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi atlet esports untuk membantu para atlet dalam membentuk tim yang cocok. Dalam membuat sistem rekomendasi atlet dibutuhkan kecocokan antar atlet maka hal ini dapat diselesaikan menggunakan prediksi penilaian ELO Rating. Permasalahan prediksi ELO Rating dapat diselesaikan dengan model regresi Stochastic Gradient Boosting (SGB). Untuk menguji nilai prediksi, menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE) dan performa berdasarkan waktu dengan satuan detik sebagai acuan. Dengan skenario pengujian data training berbanding dengan data testing dengan rasio 90%:10%, menghasilkan RMSE Testing sebesar 17.7422 dan RMSE Training sebesar 16.9820 sehingga model ini tidak mengalami overfitting dikarenakan memiliki selisih yang kecil yaitu sebesar 0.7602 serta memakan waktu pelatihan sebesar 8.6720 detik.

Keyword: Bonus Demografi, Esports, ELO Rating, Regresi, Stochastic Gradient Boosting, Root Mean Squared Error

I. PENDAHULUAN

Indonesia termasuk negara yang sedang berkembang sehingga terdapat banyak tantangan yang sedang dilalui oleh masyarakat serta pemerintah. Salah satu tantangannya adalah tantangan bonus demografi. Masa transisi demografi seperti terjadinya penurunan tingkat kematian yang diikuti dengan kenaikan tingkat kelahiran dan dapat digunakan untuk meningkatkan pertumbuhan ekonomi dengan memanfaatkan penduduk usia produktif secara optimal disebut Bonus demografi[5].

Namun jika kita dapat Bonus Demografi, maka kita dapat menjadikan Indonesia sebagai negara yang makmur dikarenakan masyarakat dapat bersaing dengan masyarakat dari negara lain sehingga dapat memajukan sektor primer di Indonesia[8]. Salah satu potensi sumber daya manusia di Indonesia yang dapat dimanfaatkan untuk menghadapi bonus demografi adalah Esports.

Di Indonesia, Newzoo menyatakan pada laporan penelitian yang berjudul “The Indonesian Gamer 2017” bahwa Indonesia sendiri memiliki 43,7 juta orang sebagai penggiat video game dari populasi urban online yang berjumlah sekitar 171,17 juta orang menurut penelitian yang dilakukan oleh APJII dan itu membuatnya menjadi sekitar seperempat total penduduk di Indonesia yang menurut Bappenas sekitar 255 juta jiwa[1][2][10]. Terdapat 25% dari total penduduk Indonesia yang menggeluti dunia esports yang berjumlah sekitar empat puluh tiga juta penduduk. Namun dari hasil survei yang telah dilakukan pada tahun 2019 untuk memvalidasi masalah menghasilkan 69% dari 145 responden menyatakan bahwa mengalami permasalahan dalam mencari tim terutama yang mampu berkomitmen. Hal seperti inilah yang dapat

menghambat pertumbuhan Indonesia dan juga dapat membuat Indonesia mengurangi kesempatan dalam menghadapi tantangan bonus demografi.

A. Esport

Esports merupakan bentuk kompetisi olahraga berbasis video game multiplayer. Kompetisi esports memiliki partisipan secara tim maupun individual. Esports adalah area baru dalam budaya permainan, dan mulai menjadi salah satu bagian paling penting dan populer dari komunitas permainan video, terutama di kalangan remaja dan orang dewasa yang baru muncul[11].

B. ELO Rating

ELO Rating adalah sebuah metode untuk menghitung tingkat keterampilan relatif pemain yang diciptakan oleh seorang profesor fisika yang bernama Arpad Elo untuk memberi nilai pemain catur[3]. ELO Rating sendiri diterima secara luas dalam catur, olahraga, dan disiplin ilmu lain, bahkan ada juga untuk membuat peringkat jurnal ilmiah. Untuk menghitung peluang kemenangan suatu tim esports digunakan rumus berikut dengan skenario menghitung tim atau pemain A:

$$We = \frac{1}{1 + K (Ra - Rb)/400} \tag{1}$$

kemudian untuk memperbaharui rating setelah selesai melakukan pertandingan dapat menggunakan persamaan berikut:

$$Ra = Ro + K \times (W - We) \tag{2}$$

C. Stochastic Gradient Boosting

Stochastic Gradient Boosting (SGB) merupakan modifikasi dari Gradient Boosting (GB) yang termotivasi oleh metode Bootstrap Aggegrating. Friedman sebagai penemu SGB mengatakan bahwa pada setiap iterasi algoritma, base learner harus sesuai pada subsample pelatihan yang diambil secara acak tanpa penggantian dan mengamati peningkatan substansial dalam akurasi GB dengan modifikasi tersebut[4]. SGB dapat mengatasi permasalahan *regression* sehingga metode ini merupakan jenis *supervised learning* diperlukan *dataset* seperti berikut $(x, y)_{i=1}^n$, dimana $x = (x_1, \dots, x_d)$ mereferensikan sebagai *input variable* dan y merupakan label dari *variable* tersebut. Ketika variabel y merupakan bilangan kontinu maka yang biasa digunakan dalam praktik adalah *squared-error L2 loss* yang dapat ditulis dengan persamaan berikut[9]:

$$f_{jm}(x) = \operatorname{argmin}_{f(x)} \sum x_i \in R_{jm} \psi(y_i, f(x)) \tag{3}$$

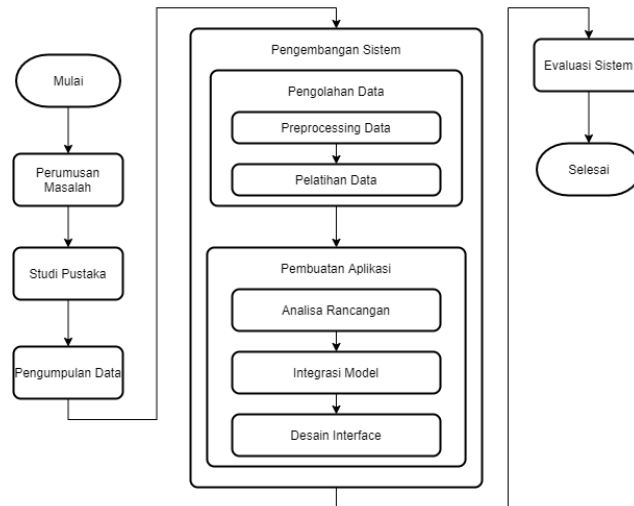
D. Root Mean Squared Error

Root Mean Squared Error (RMSE) adalah sebuah metode pengukuran akurasi peramalan, yang digunakan untuk mengukur perbedaan antara nilai-nilai peramalan oleh model atau sebuah estimator[7]. RMSE juga disebut sebagai akurasi dari sebuah sistem rekomendasi. RMSE memberikan hasil yang memiliki penalti yang lebih besar untuk perbedaan yang lebih besar antara hasil aktual dengan prediksi yang dapat disesuaikan dengan persamaan sebagai berikut[6]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{pred} - y_{actual})^2}{n}} \tag{4}$$

II. METODE PENELITIAN

Alur penelitian dipresentasikan ke dalam bentuk diagram alur. Diagram alur ini dibuat agar mempermudah dalam menyampaikan informasi dari langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian. Berikut merupakan alur dari penelitian yang disajikan dalam bentuk diagram alur terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

1. Perumusan Masalah

Proses perumusan masalah yang sebagaimana tertera pada bab pertama merupakan hal yang melatarbelakangi penelitian ini. Permasalahan tersebut adalah bagaimana mengembangkan sistem rekomendasi atlet yang mengimplementasikan model Stochastic Gradient Boosting (SGB) serta bagaimana hasil pengujiannya.

2. Studi Pustaka

Pada tahap ini penulis melakukan studi pustaka dengan tujuan agar dapat memahami machine learning lebih dalam dan luas terutama pada kasus prediksi menggunakan regression. Seperti pada metode Stochastic Gradient Boost yang merupakan metode regression.

3. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilaksanakan dengan melakukan fetching Application Programming Interface (API) OpenDota dengan menggunakan request library dari python. API yang didapat berbentuk JSON yang berisi Object sesuai dengan endpoint yang telah disediakan. Pada tahap ini pengumpulan data yang dilakukan berfokus pada pertandingan, tim dan atlet lingkup Profesional atau yang telah diakui sebagai penggiat kompetisi official Dota 2. Penggalan data tidak mencakup keseluruhan version Dota 2 tetapi hanya mencakup diantara dua patches version, yaitu 7.21 sampai 7.25 dikarenakan terdapat major update pada version tersebut dan juga cukup banyak terjadi shuffle roster pada beberapa tim esports.

4. Pengolahan Data

Dataset yang telah didapatkan merupakan data yang masih raw maka dilakukan data approach pada tahap preprocessing data ini agar dapat mengenali karakter data yang telah dikumpulkan sehingga mendapatkan hasil prediksi yang lebih baik. Pada tahapan ini terdapat pilihan banyak metode yang dapat digunakan, metode tersebut dirangkum dalam tiga langkah yaitu Data Cleansing, Data Transformation dan Data Reduction. Setelah dataset siap untuk dilatih, dataset akan dibagi menjadi dua bagian sesuai dengan skenario yang diberikan dengan teknik train test split untuk dapat diuji keakurasiannya pada tahap evaluasi sistem. Setelah dilakukan tahap preprocessing data maka dataset siap untuk dilatih pada tahap pelatihan model. Pada tahapan ini dilakukan proses training atau pelatihan menggunakan algoritma Stochastic Gradient Boosting (SGB). Setelah proses training selesai maka hasil dari pelatihan model disimpan menjadi sebuah file model yang akan digunakan pada tahap integrasi model.

5. Pembuatan Aplikasi

Pada proses pembuatan aplikasi dilakukan tahapan analisa rancangan yang meliputi desain arsitektur, alur penggunaan aplikasi, class diagram, use case diagram dan activity diagram. Tahapan ini dilakukan agar pengembangan sistem sesuai dengan kegunaannya sebagai sistem yang dapat memberikan daftar rekomendasi atlet esports yang diberikan oleh sistem berdasarkan hasil prediksi ELO Rating yang dilakukan oleh model SGB. Setelah model yang telah dibuat pada tahap pelatihan model akan diimplementasikan dengan cara mengintegrasikan model tersebut dengan framework Flask. Untuk dapat mengkomunikasikan antara interface aplikasi dan model maka diterapkan arsitektur Representational State Transfer Application Programming Interface (REST API) pada framework tersebut. Dengan adanya REST API tersebut maka framework Flutter dapat memberi input dan menerima output melalui endpoints yang telah ditentukan.

Setelah memiliki rancangan dan mengintegrasikan model maka kemudian dilakukan desain interface sekaligus mengimplementasikan integrasi tersebut dengan desain yang telah dibuat.

6. Evaluasi Sistem

Sesuai dengan tujuan untuk dapat menyempurnakan sistem, pada tahap evaluasi ini pertama dilakukan pengujian performance in term of time serta akurasi dari hasil prediksi model SGB berdasarkan Root Mean Square Error. Maka untuk dapat menguji keberhasilan prediksi maka jumlah training set dan testing set akan dibagi dengan skenario yang dijelaskan pada Tabel 1.

Skenario	Training set	Testing Set
1	50%	50%
2	75%	25%
3	90%	10%

Tabel 1. Skenario pengujian prediksi Pembagian Data

Dan juga karena ELO Rating seringkali berubah sesuai dengan padatnya permainan yang dilakukan maka untuk dapat menghindari adanya delay yang tinggi ketika digunakan oleh pengguna maka dibagi dengan skenario pada Tabel 2 sebagai berikut.

Nomor	Skenario
1	Server Heroku free plan dengan Flask.
3	CPU AMD Ryzen 3 2200g RAM 8GB tanpa Flask
4	CPU AMD Ryzen 3 2200g RAM 8GB dengan Flask Localhost

Tabel 2. Skenario pengujian performa

Dikarenakan SGB merupakan algoritma boosting yang secara default menggunakan regression tree sebagai base learning, maka agar dapat mengetahui dampak dari penerapan SGB sehingga pada tahapan ini dilakukan perbandingan metode antara regression tree dengan SGB sesuai dengan skenario yang telah disebutkan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengolahan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan teknik crawling data. Crawling dilakukan pada data permainan kompetisi official Dota 2 yang berlangsung selama patches version 7.24 sampai 7.25 melalui Application Programming Interface (API) OpenDota yaitu dengan “GET /proMatches” yang bertujuan untuk mendapatkan nama tim esports dan tim ID. Pada Gambar 4.4 merupakan contoh JSON hasil pemanggilan API GET /teams/1838315 yang menggunakan team_id dari salah satu tim esports yaitu Team Secret dan juga pada gambar tersebut menjelaskan bahwa ELO Rating(object: “rating”) dari Team Secret adalah sebesar 1495 sehingga seluruh atlet yang sedang bernaung ditim esports tersebut seperti “Puppey” memiliki ELO Rating sebesar 1495. Setelah melakukan pemanggilan empat API dari OpenDota maka didapatkan dataset sebanyak 8821 rows dan 33 columns yang dapat dilihat pada Tabel 3.

data ke	account_id	team_id	mmr	rating
1	188706189	7610645	6568	996.444
2	220136159	7610645	6532	996.444
3	165055475	7610645	6568	996.444
....			
8220	255359772	4185206	NaN	983.264
8221	1017025946	4185206	NaN	983.264

Tabel 3. Dataset yang telah dikumpulkan

Untuk dapat menghindari hasil prediksi yang buruk dan memastikan data yang diolah memiliki kualitas yang baik maka dilakukan tahap preprocessing data. Pada tahap ini terdapat tiga metode yaitu Data Cleansing, Data Transformation dan Data Reduction. Dikarenakan cukup banyak algoritma machine learning bekerja lebih baik saat data berada pada skala yang relatif serupa antar feature. Pada langkah ini dilakukan feature scaling dengan menggunakan sebuah function StandardScaler dari library scikit-learn yang menerapkan teknik Standardization yang dihitung berdasarkan persamaan dibawah ini. Hasil yang didapat dari contoh ini bukan merupakan hasil proses *data transformation* dalam penelitian Setelah melakukan proses *data transformation* maka perubahan data dapat dilihat pada Tabel 4.

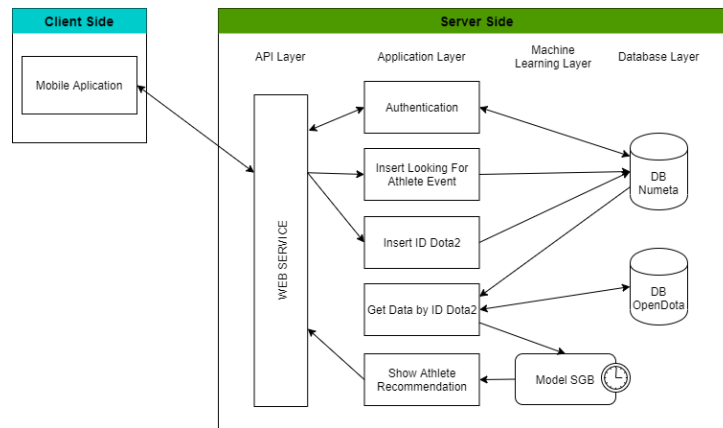
data ke	mmr	games_played	winrate	rating
1	2.66838058	3.308216	0.47973161	996.444
2	2.63490507	3.308216	0.47973161	996.444
3	2.66838058	3.308216	0.47973161	996.444
....				
3308	-1.38215643	-0.16441943	-0.89302728	968.002
3309	0.38460673	-0.16441943	-0.89302728	968.002

Tabel 4. Data Sesudah Transformation

Untuk mendapatkan hasil yang optimal dalam mengimplementasikan SGB maka harus melakukan teknik *tuning parameter* untuk menentukan parameter-parameter yang akan diterapkan pada *model*, dalam penelitian ini digunakan *function* GridSearchCV. GridSearchCV berfungsi untuk mencari parameter dalam *grid* yang diberikan. Misalnya jumlah *tree* = [100,200], yang mana diantara kedua nilai tersebut yang dapat memberikan hasil terbaik pada prediksi *model machine learning*. Akhir kata yang terdapat pada “GridSearchCV” yaitu CV, merupakan kepanjangan dari *cross-validation* yang berarti dataset akan dibagi oleh *function* GridSearchCV kemudian dilakukan perulangan pelatihan data yang sesuai dengan parameter-parameter yang diberikan.

B. Pembuatan Aplikasi

Untuk dapat membangun sebuah sistem rekomendasi atlet maka harus mengintegrasikan antara aplikasi *mobile*, *database* serta *machine learning* sehingga dirancang desain arsitektur yang ditampilkan pada gambar berikut.

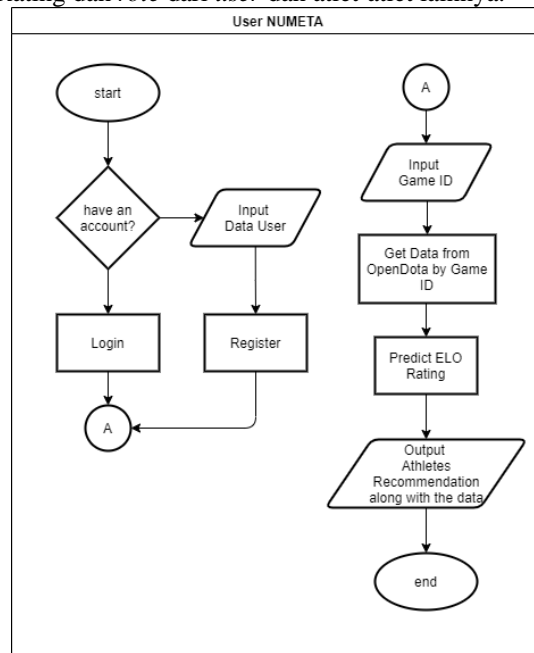


Gambar 2. Desain Arsitektur

Dari Gambar 2 diatas, terbagi menjadi dua platform yakni *client side* dan *server side*. *Client side* merupakan tempat atau *platform* berupa aplikasi yang terlihat dan diakses oleh pengguna atau biasa disebut sisi *front-end*. Pengguna juga dapat berinteraksi dengan aplikasi tersebut agar dapat memperoleh informasi-informasi yang sedang dicari, sedangkan *server side* merupakan aplikasi tak terlihat yang terletak pada server atau biasa disebut sisi *back-end*. Pada sisi server terbagi menjadi 4 *layers* yaitu *API Layer*, *Application Layer*, *Machine Learning Layer* dan *Database Layer*.

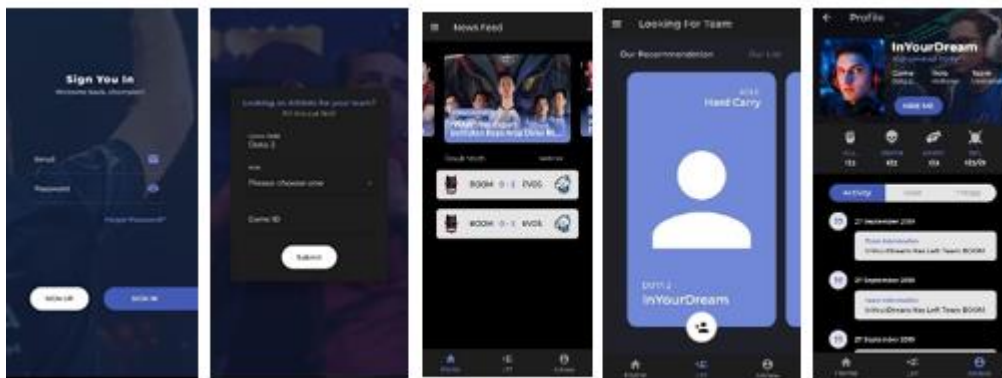
Dalam Alur penggunaan aplikasi pada Gambar 3, diawali dengan proses pembuatan akun, apabila *user* belum memiliki akun maka *user* harus terlebih dahulu mengisi data *user* yang berupa nama lengkap, *email*, *username*, dan *password* untuk proses registrasi akun, barulah *user* dapat *login* ke aplikasi Numeta. *User* yang telah memiliki akun dapat langsung *login* ke aplikasi Numeta dengan *username* dan *password*. Proses selanjutnya *user* diharuskan meng-*input* *Game ID* dimana

pada kasus ini merupakan ID Dota2. Kemudian berdasarkan *Game ID* tersebut sistem akan mengambil data *variable* yang terdapat pada Table 3.1. Dari data-data tersebut akan diprediksi nilai ELO Rating dari *user* tersebut yang kemudian mendapatkan *output* berupa daftar atlet yang direkomendasikan beserta data-data mengenai atlet tersebut. Rekomendasi yang diberikan berdasarkan ELO Rating dan *role* dari *user* dan atlet-atlet lainnya.



Gambar 3. Flowchart Aplikasi

Agar dapat menerapkan alur penggunaan aplikasi diatas maka didapatkan desain *interface* yang meliputi *welcome screen*, *login screen*, *register screen*, *form profile screen*, *home screen*, *looking for team screen* dan *profile screen*. Pada saat pertama kali *user* mengakses aplikasi, tampilan pertama yang dilihat adalah *welcome screen* seperti pada Gambar 4.



Gambar III Tampilan Desain Interface

Setelah pembuatan aplikasi selesai dan agar dapat berfungsi sesuai tujuan, maka perlu dilakukan integrasi *model*, sehingga *model* SGB tersebut akan disimpan dalam bentuk file berekstensi “.*pkl*” agar dapat dipanggil kembali dalam aplikasi *mobile*. Aplikasi tersebut dapat berkomunikasi dengan *model* regresi SGB dengan menggunakan teknologi *web service* yang disebut dengan Rest API. Rest API dapat dibuat dengan python menggunakan *micro-framework* bernama Flask dan bertindak sebagai *controller* dari semua proses komputasi yang telah dibuat atau biasa disebut *back-end*.

C. Evaluasi Sistem

Pada tahap ini dilakukan proses evaluasi sistem dengan melakukan pengujian yang melihat hasil prediksi dengan menggunakan Root Mean Squared Error(RMSE) sebagai acuan dan melakukan pengujian performa *in term of time* menggunakan satuan detik sebagai acuan dengan menerapkan beberapa skenario. Hasil pengujian dirangkum secara menyeluruh dan ditampilkan pada Tabel 5.

	Split Dataset	RMSE Testing	RMSE Training	Server Heroku	Ryzen3 2200g	Ryzen3 + Flask
Skenario 1	50:50	19.3167	16.5537	(tanpa split dataset) 9.4951/s	4.6220/s	(tanpa split dataset) 9.9229/s
Skenario 2	75:25	17.7959	17.0709		7.0870/s	
Skenario 3	90:10	17.7422	16.9820		8.6720/s	

Tabel 5 Hasil Pengujian

Dari data yang diperoleh dalam kedua pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa RMSE yang diperoleh dari keseluruhan skenario pengujian prediksi merupakan *error* yang cukup kecil dikarenakan masih dibawah berat konstan dari ELO Rating dalam kasus *esports* yaitu sebesar 32 sehingga bisa dikatakan bahwa *model* SGB memiliki akurasi yang bagus dalam memprediksi nilai ELO Rating dan dari keseluruhan skenario pengujian performa memiliki hasil performa yang cepat dikarekan memakan waktu tidak lebih dari 10 detik sehingga tidak akan terlalu mengganggu alur penggunaan aplikasi.

Pada penelitian ini menggunakan metode *Stochastic Gradient Boost* yang menggunakan *Regression Tree* sebagai *base learner*, maka pada tahap ini hasil yang telah diperoleh akan dibandingkan dengan metode *Regression Tree*. Hasil dari perbandingan metode *Regression Tree* dan *Stochastic Gradient Boost* dapat dilihat pada Tabel 6.

Proporsi Data	RMSE Testing Regression Tree	RMSE Training Regression Tree	RMSE Testing SGB	RMSE Training SGB
50:50	29.3677	1.1525	19.3167	16.5537
75:25	29.4957	1.0946	17.7959	17.0709
90:10	25.8943	9.31671	17.7422	16.9820

Tabel 6 Hasil Perbandingan Metode

Dapat dilihat bahwa hasil yang diperoleh dengan menggunakan *Regression Tree* untuk memprediksi ELO Rating menghasilkan RMSE *Testing* yang lebih besar dan juga selisih antara RMSE *Testing* dan *Training* yang cukup jauh sehingga dapat dibilang mengalami *overfitting* yang besar dibandingkan dengan menggunakan SGB sehingga dapat disimpulkan bahwa dalam kasus prediksi nilai ELO Rating, SGB merupakan model yang lebih optimal dibandingkan *Regression Tree*.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian prediksi akurasi nilai ELO Rating menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dari keseluruhan skenario pengujian prediksi didapatkan error yang cukup kecil dikarenakan tidak lebih besar dari berat konstan dari ELO Rating dalam kasus *esports* yaitu sebesar 32, sehingga bisa dikatakan bahwa model SGB memiliki akurasi yang bagus dalam memprediksi nilai ELO Rating. Lalu pada hasil pengujian performa berdasarkan waktu yang menggunakan detik sebagai satuan memiliki hasil performa yang cepat dikarekan memakan waktu tidak lebih dari 10 detik sehingga tidak akan terlalu mengganggu alur penggunaan aplikasi. Kemudian untuk perbandingan pengujian prediksi antara model regression tree dan SGB memiliki hasil bahwa pada regression tree, RMSE Testing lebih besar namun memiliki hasil RMSE training yang lebih kecil dibandingkan dengan SGB sehingga akan memperoleh selisih antara RMSE Testing dan Training yang cukup jauh sehingga dapat dibilang mengalami *overfitting* yang besar dibandingkan dengan menggunakan SGB sehingga dapat disimpulkan bahwa dalam kasus prediksi nilai ELO Rating, SGB merupakan model yang lebih optimal dibandingkan Regression Tree.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] APJII. Penetrasi & Profil Perilaku Pengguna Internet Indonesia (Survey Report No. S20190518; Laporan Survei, p. 51). 2018
- [2] Badan Pusat Statistik (Ed.). Proyeksi penduduk Indonesia 2010-2035. Badan Pusat Statistik. 2013
- [3] Elo, A. E. The Rating of Chessplayers, Past and Present. Arco Pub. 1978
- [4] Friedman, J. H. Stochastic gradient boosting. *Computational Statistics & Data Analysis*, 38(4), 367–378. 2002. [https://doi.org/10.1016/S0167-9473\(01\)00065-2](https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00065-2)
- [5] Gribble, J. N., and Bremner, J. Achieving a Demographic Dividend. *Population Bulletin*, 16. 2012
- [6] Gunawan, A. A. S., Tania, & Suhartono, D. Developing recommender systems for personalized email with big data. 2016 International Workshop on Big Data and Information Security (IWBIS), 77–82. 2016. <https://doi.org/10.1109/IWBIS.2016.7872893>
- [7] H. Lau, C., S. Chua, L., T. Lee, C., & Aziz, R. Optimization and Kinetic Modeling of Rosmarinic Acid Extraction from *Orthosiphon stamineus*. *Current Bioactive Compounds*, 10(4), 271–285. 2015. <https://doi.org/10.2174/157340721004150206151452>
- [8] Jati, W. R. BONUS DEMOGRAFI SEBAGAI MESIN PERTUMBUHAN EKONOMI: JENDELA PELUANG ATAU JENDELA BENCANA DI INDONESIA?. *Populasi*, 23(1), 1-19. 2015
- [9] Natekin, A., & Knoll, A. Gradient boosting machines, a tutorial. *Frontiers in Neurorobotics*, 7. 2013. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2013.00021>
- [10] Newzoo. The Indonesian Gamer 2017. The Indonesian Gamer 2017 Newzoo. 2017, Juni 1. <https://newzoo.com/insights/infographics/the-indonesian-gamer-2017/>
- [11] Wagner. On the Scientific Relevance of eSports. International Conference on Internet Computing & Conference on Computer Games Development. Las Vegas, Nevada, USA. 2006