

PERAMALAN LONJAKAN POPULARITI MANGA SELEPAS ADAPTASI ANIME BERDASARKAN PEMBELAJARAN MESIN

NUR NABILAH HUSNA BINTI ROSLAN

SUHAILA BINTI ZAINUDIN

*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi,
Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

ABSTRAK

Industri anime dan manga ialah tonggak ekonomi budaya Jepun, dan adaptasi anime lazimnya menaikkan populariti manga asal di platform komuniti seperti MyAnimeList (MAL). Walaupun terdapat bukti anekdot tentang lonjakan kedudukan (rank) manga sejurus tayangan anime, kajian kuantitatif yang meramal perubahan populariti masih terhad, sekali gus menyukarkan penerbit dan studio animasi membuat keputusan berasaskan data. Kajian ini memperkenalkan MangaVerse, sebuah sistem yang meramal kedudukan populariti manga selepas adaptasi anime. Set data Kaggle 2024 yang disusun daripada MAL digabung dan diperkaya dengan ciri tambahan seperti beza skor anime-manga, bilangan episod, genre serta metrik pengundian, kemudian dibersihkan menjadi 427 pasangan judul. Enam algoritma regresi (Linear Regression, K-Nearest Neighbours, Support Vector Regressor, Random Forest, Gradient Boosting dan XGBoost) dilatih dan dinilai menggunakan MAE, RMSE serta R^2 ; Gradient Boosting mencatat prestasi terbaik. Model terpilih dihoskan pada pelayan Flask, manakala antaramuka React + Chakra UI menyediakan sejarah carian serta pengendalian ralat 'Tajuk tidak ditemui'. Dapatan menunjukkan pola skor dan faktor penerbitan mampu meramal arah serta magnitud anjakan populariti manga sehingga menawarkan panduan praktikal kepada penerbit dan studio dalam memaksimumkan strategi pelancaran adaptasi akan datang. Kata kunci: populariti manga, adaptasi anime, MyAnimeList, pembelajaran mesin, Gradient Boosting.

PENGENALAN

Industri anime dan manga telah berkembang menjadi salah satu segmen ekonomi budaya utama Jepun, menyumbang lebih 600 billion yen kepada KDNK kreatif negara itu pada 2020 (Takizawa, 2021). Sejak sekian lama, penerbit menganggap adaptasi anime sebagai strategi "pengganda jualan" kerana penayangan episod baharu lazimnya mendorong pembaca kembali membeli jilid manga (Harding, 2020). Contoh terkini yang sering dikutip ialah Kimetsu no Yaiba, yang melonjak puluhan anak tangga dalam carta "Top Manga" MyAnimeList (MAL) hanya beberapa minggu selepas siaran anime, selari dengan kenaikan 430% dalam jualan manga berdasarkan rekod mingguan Oricon (Valentine, 2022).

Ledakan penstriman antarabangsa memperkuat kesan ini. Netflix melaporkan lebih 50% pelanggannya menonton sekurang-kurangnya satu siri anime sepanjang 2025 (Cripe, 2025), manakala Crunchyroll mencecah 120 juta pengguna berdaftar (Pineda, 2021). Bryce et al. (2010) menegaskan konsep media-mix, iaitu sinergi antara produk cetak dan skrin yang memperluas jangkauan global francais Jepun. Denison (2011) pula menyifatkan penstriman sebagai “gelung maklum balas” yang menghubungkan penonton antarabangsa terus kepada manga asal, menjadikan metrik komuniti seperti skor, bilangan ahli dan undian di MAL penanda aras baharu populariti.

Walau bagaimanapun, kajian kuantitatif yang memodel dan meramal lonjakan populariti manga masih terhad. Kebanyakan penyelidikan terdahulu menilai jualan mutlak atau interaksi media sosial, tanpa memasukkan faktor pelengkap seperti bilangan episod, genre, atau jurang skor antara versi anime dan manga (Chen, Yang & Wei, 2024). Ketiadaan model ramalan berasaskan data menyukarkan penerbit dan studio untuk merancang tarikh tayangan, bajet promosi, atau jumlah cetakan ulang secara strategik.

Untuk mengisi jurang tersebut, projek ini memperkenalkan MangaVerse, sebuah sistem ramalan berasaskan pembelajaran mesin yang menumpu pada perubahan kedudukan manga di MyAnimeList selepas adaptasi anime. Set data MAL 2024 digabung dan diperkaya dengan ciri baharu seperti delta skor anime-manga, genre, bilangan episod, lalu dibersihkan menjadi 427 pasangan judul. Enam algoritma regresi diuji dan dibandingkan: Linear Regression, K-Nearest Neighbours, Support Vector Regressor, Random Forest, Gradient Boosting, dan XGBoost.

Daripada keenam-enam model tersebut, Gradient Boosting menunjukkan prestasi terbaik berdasarkan metrik MAE, RMSE dan R^2 . Model ini kemudian dibungkus sebagai fail .pkl, dihoskan melalui API Flask, dan diintegrasikan dengan antaramuka React + Chakra UI untuk membolehkan pengguna memasukkan tajuk manga, memaparkan kedudukan semasa dan ramalan, serta menerima maklum balas “Tajuk tidak ditemui” jika perlu. Analisis SHAP turut disertakan bagi menerangkan kepentingan ciri dan meningkatkan ketelusan hasil ramalan.

Keseluruhannya, MangaVerse menawarkan panduan praktikal kepada penerbit dan studio anime dalam merancang strategi pelancaran adaptasi akan datang. Dengan memanfaatkan data komuniti dan teknik pembelajaran mesin terkini, sistem ini dijangka merapatkan jurang antara bukti anekdot dan keputusan perniagaan berasaskan data.

METODOLOGI KAJIAN

Projek MangaVerse dibangunkan mengikut rangka kerja CRISP-DM kerana enam fasanya menyediakan aliran kerja yang jelas dari pemahaman masalah hinggalah penyepaduan sistem siap. Pendekatan berulang ini membenarkan semakan dan penambahbaikan berterusan yang merupakan ciri penting untuk projek ramalan data yang perlu menyesuaikan diri dengan

penemuan baharu sepanjang pembangunan.

Fasa Pemahaman dan Penyediaan Data

Fasa ini bermula dengan gabungan dua set data terbuka “Top Anime & Manga 2024” daripada MyAnimeList, menghasilkan 427 pasangan anime-manga. Ciri baharu, antaranya perbezaan skor anime-manga (Delta Score), bilangan episod, genre teratas, nama studio dan metrik undian, ditambah untuk memperkayakan konteks ramalan. Nilai kosong yang berjumlah kira-kira 2% dikeluarkan; medan rentetan berangka ditukar kepada jenis nombor (*_num); kemudian semua ciri berangka dinormalkan dengan StandardScaler. Akhirnya, data dipisah 80% latihan dan 20% ujian menggunakan nilai `random_state=42` bagi memastikan keboleh-ulangan percubaan.

Fasa Pemodelan dan Penalaan

Fasa ini melibatkan enam algoritma regresi iaitu Linear Regression, K-Nearest Neighbours, Support Vector Regressor, Random Forest, Gradient Boosting dan XGBoost. Keenam-enam model mewakili pendekatan linear, jarak, kernel dan ensembel, sekali gus menyediakan spektrum ketepatan dan kebolehjelasan. Setiap model dilatih dengan tetapan asas kemudian ditala menggunakan GridSearch silang-sah lima lipatan, dengan RMSE terendah sebagai kriteria pemilihan. Metrik yang digunakan ialah R-kuasa-dua, ralat mutlak purata (MAE) dan punca min kuasa-dua ralat (RMSE). Formula ringkas ditunjukkan di bawah bagi rujukan.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

Persamaan (1) menilai bahagian varians kedudukan yang dapat diterangkan oleh model (skor 1.0 = ramalan sempurna). Persamaan (2) mengira purata ralat mutlak antara kedudukan sebenar dan ramalan, manakala Persamaan (3) mengambil akar kuasa dua purata ralat berkuasa dua yang mengekalkan unit “tangga kedudukan” sambil memberi penalti lebih besar pada ralat besar. Dalam konteks carta MAL, $MAE/RMSE = 50$ bermakna ramalan tersasar kira-kira 50 tempat secara purata.

Fasa Penilaian

Fasa ini mengesahkan prestasi setiap model pada set ujian. Gradient Boosting muncul paling cemerlang dengan R^2 hampir 1.00, MAE sekitar 36 dan RMSE sekitar 55. Graf konvergensi (Rajah 1) menunjukkan ralat ujian mendatar selepas kira-kira 80 pokok, manakala ralat latihan terus menurun, menandakan pengaruh *over-fit* yang masih terkawal. Analisis SHAP dijalankan untuk mendedahkan ciri yang memacu ramalan; `Members_num`, `Vote_manga` dan `Favorite_num` muncul sebagai penentu utama, diikuti Delta Score dan faktor studio.

Fasa Penyepaduan Sistem

Fasa ini menukar prototaip model menjadi aplikasi sebenar. Model Gradient Boosting disimpan sebagai fail .pkl dan dihoskan melalui API Flask yang ringan. Antara muka React dilengkapi Chakra UI menyediakan medan input tajuk, butang “Predict” dan paparan graf “Current vs Predicted Rank” bersama carta donut peratus perubahan populariti. Penyediaan infrastruktur tanpa pangkalan data relasi memudahkan penyelenggaraan dan membolehkan sistem dijalankan pada pelayan berspesifikasi sederhana.

Kajian ini menunjukkan bahawa gabungan CRISP-DM, penalaan GridSearch dan, paling penting, penerapan metrik objektif memastikan MangaVerse mencapai ramalan berketepatan tinggi sambil kekal telus melalui penjelasan SHAP. Pendekatan modular ini turut menyediakan asas kukuh untuk penambahbaikan masa hadapan seperti kemas kini data masa nyata atau pengenalan model berasaskan jualan fizikal.

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

Selepas proses prapemprosesan dan penalaan selesai, semua model diuji pada set pegangan-keluar untuk menilai ketepatan ramalan dan memeriksa kestabilan pembelajaran. Perbandingan prestasi disusuli analisis lengkung konvergensi bagi model terbaik dan interpretasi kepentingan ciri melalui SHAP, agar dapatan kuantitatif disertai penjelasan menyeluruh tentang faktor yang memacu ramalan.

Prestasi Model

Enam algoritma regresi diuji pada set ujian 20% dan dinilai dengan tiga metrik ralat. Jadual 1 Keputusan Ujian Model merumuskan pencapaian setiap model. Linear Regression, K-Nearest Neighbours (KNN) dan Support Vector Regressor (SVR) berfungsi sebagai garis dasar dan mempamerkan ralat yang sangat tinggi ($RMSE > 3\,000$), ini menunjukkan pola hubungan linear dan jarak tidak memadai untuk data ini. Model ensembel memberi lonjakan ketepatan ketara, Random Forest menurunkan RMSE ke ≈ 118 , manakala XGBoost mengekalkannya sekitar 152 dengan $R^2\,0.999$. Gradient Boosting muncul paling cemerlang; R^2 mencapai 1.000, MAE ≈ 36 dan $RMSE \approx 56$, menjadikannya calon utama untuk diintegrasikan ke dalam sistem. Konfigurasi hiper-parameternya yang diperoleh melalui GridSearchCV pula ditunjukkan di dalam Jadual 2; nilai-nilai ini digunakan untuk menghasilkan graf konvergensi pada Rajah 1.

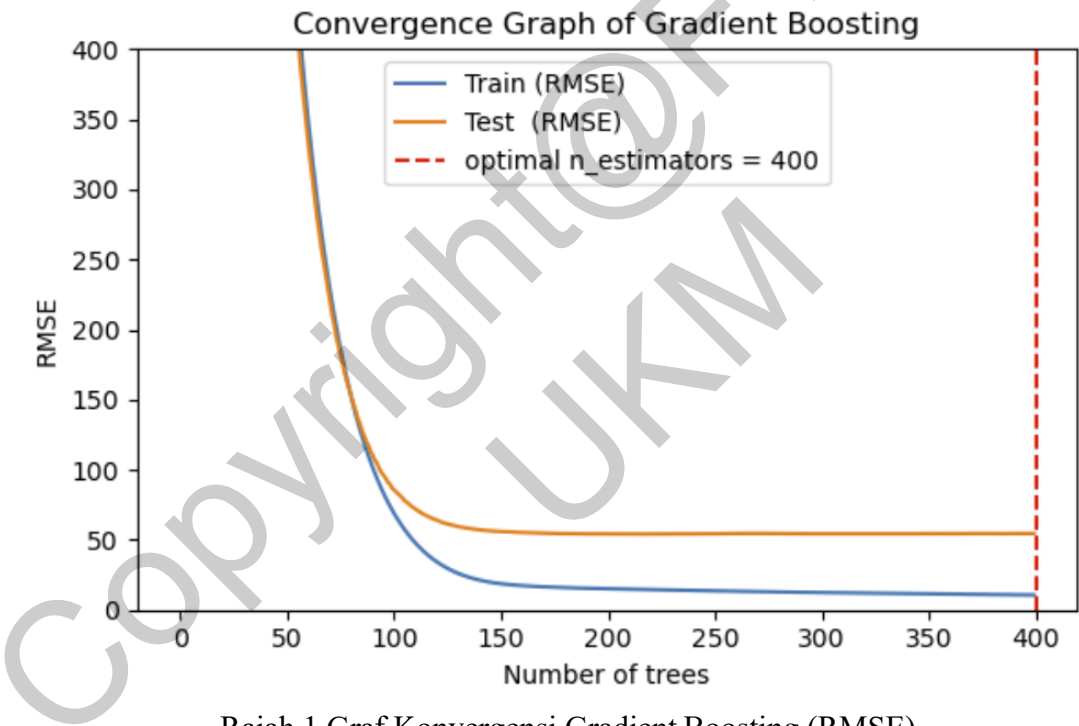
Jadual 1 Keputusan Ujian Model

Algoritma	R^2	MAE	RMSE
Linear Regression	0.656	2397.701	3251.110
K-Nearest Neighbours	0.595	2321.724	3528.015
Support Vector Regressor	-0.330	4475.486	6389.957
Random Forest Regressor	1.000	70.273	118.319
XGBoost Regressor	0.999	84.531	152.121
Gradient Boosting Regressor	1.000	36.162	56.827

Jadual 2 Tetapan Hiper-parameter Akhir (Gradient Boosting)

Parameter	Nilai
n_estimators	400
learning_rate	0.05
max_depth	2
random_state	42
subsample	1.0

Rajah 1 Graf Konvergensi Gradient Boosting (RMSE) memaparkan trajektori pembelajaran model terbaik. RMSE ujian turun pantas daripada > 300 ke ≈ 56 dalam 80 pokok pertama, kemudian mendatar; sebaliknya RMSE latihan terus menurun hingga ≈ 11 . Perbezaan yang stabil ini menandakan lebih pokok selepas ± 100 tidak lagi menambah baik ketepatan ramalan membuktikan model telah mencapai titik optimal tanpa *over-fit* yang serius.



Rajah 1 Graf Konvergensi Gradient Boosting (RMSE)

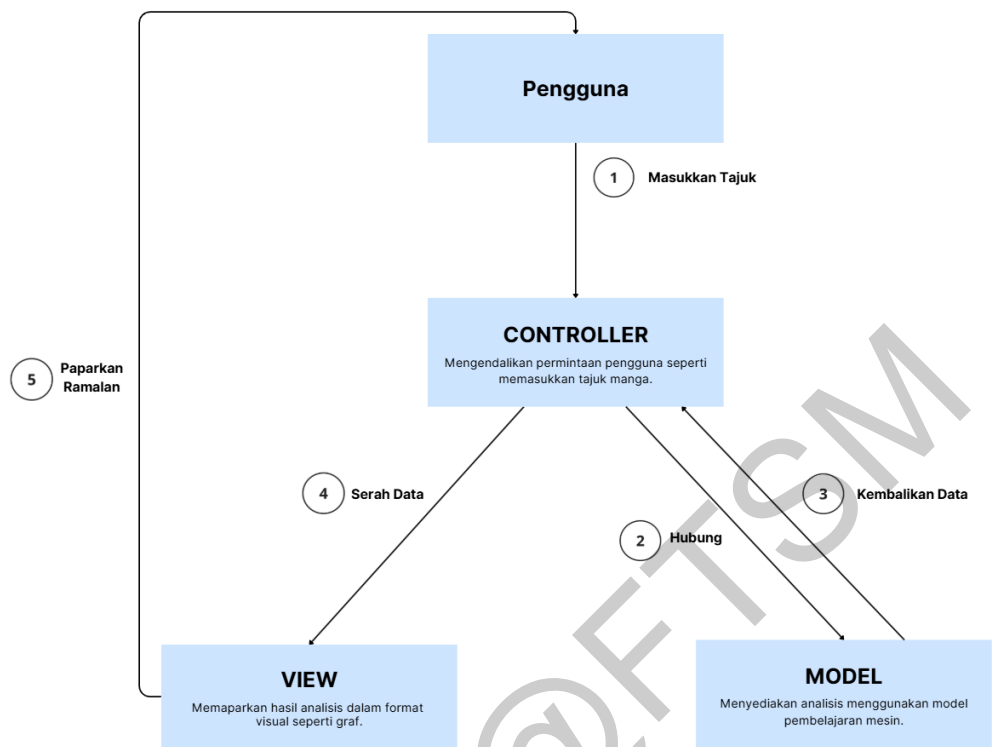
Seterusnya, bagi menjelaskan mengapa model meramal, analisis SHAP dijalankan dan divisualkan dalam Rajah 2 Plot Beeswarm SHAP. Members_num ialah ciri paling dominan; manga yang mempunyai bilangan ahli komuniti tinggi menaikkan kedudukan ramalan. Vote_manga dan Favorite_num menunjukkan pola serupa, lebih banyak undian atau tanda kegemaran, lebih tinggi kedudukan diramal. Delta_Score memberi kesan sederhana, di mana skor anime yang lebih baik berbanding manga asal menaikkan kedudukan, manakala skor lebih rendah menurunkannya. Ciri genre, bilangan episod dan reputasi studio menyumbang impak tambahan tetapi lebih kecil. Penemuan ini selaras dengan gerak hati industri bahawa metrik populariti komuniti ialah pemacu utama lonjakan kedudukan manga selepas adaptasi anime.



Rajah 2 Analisis Kepentingan Ciri Model Gradient Boosting (Plot Beeswarm SHAP)

Pembangunan Sistem

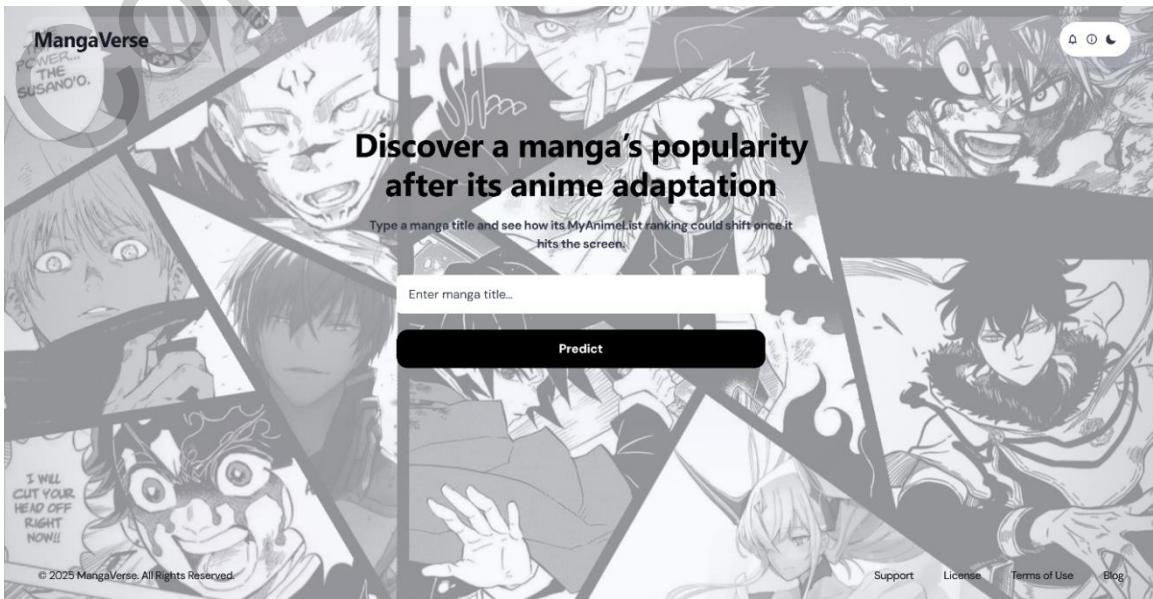
MangaVerse mengguna pakai seni bina Model–View–Controller. Lapisan Model menyimpan fail `gradient_boosting.pkl` dan `StandardScaler`; Controller ialah laluan `Flask /predict` yang menerima tajuk, memuat ciri Parquet, menjalankan inferens dan memulang JSON balasan. View dibangunkan dengan React 18 dan Chakra UI; halaman carian memaparkan medan input dan butang Predict, manakala halaman keputusan menayangkan graf bar “Current vs Predicted”, carta donut dan notifikasi “Title not found” jika tajuk luar skop. Reka bentuk MVC modular digambarkan dalam Rajah 3, memudahkan naik taraf model atau UI tanpa menjejaskan lapisan lain.



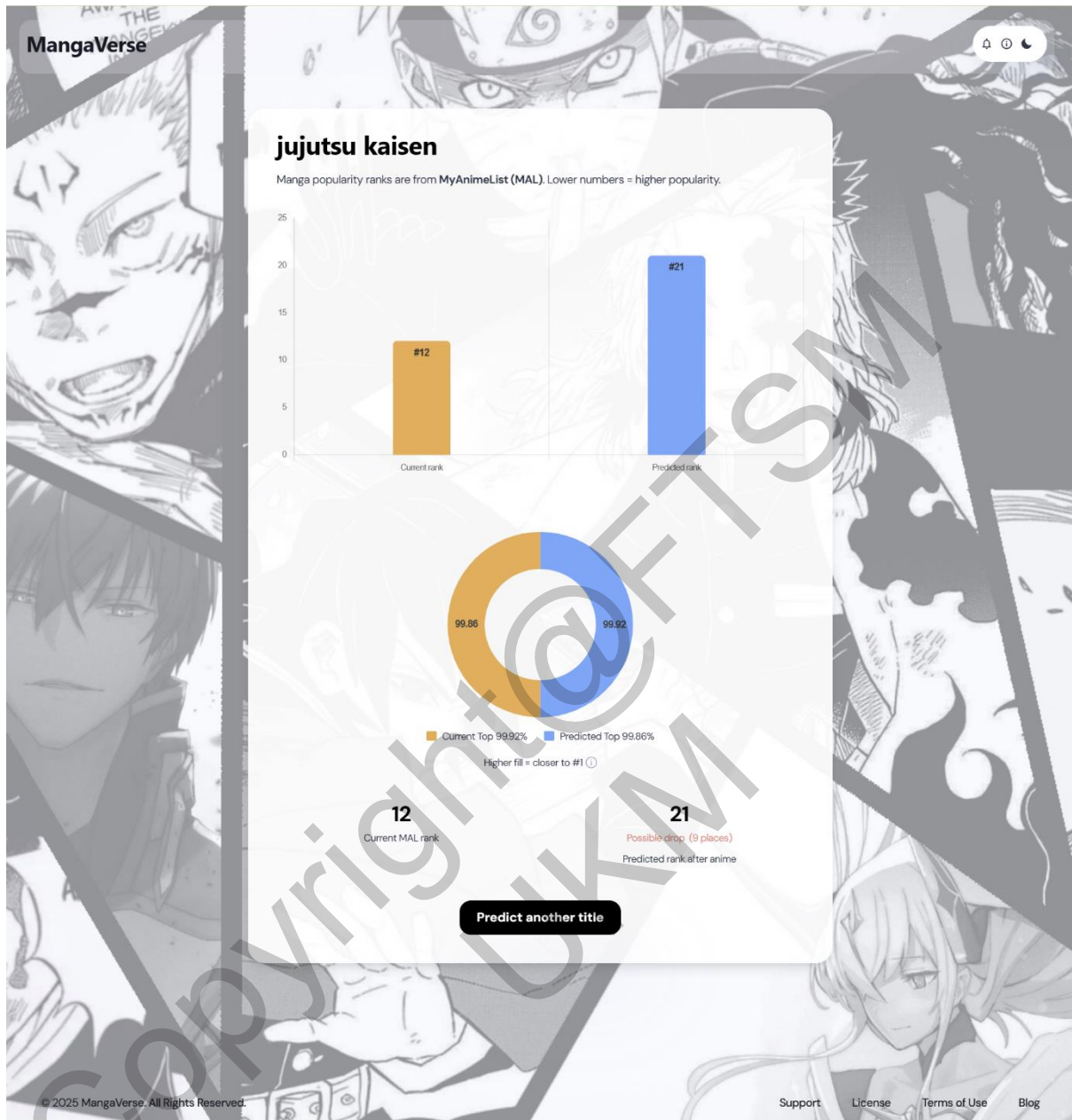
Rajah 3 Carta Seni Bina Sistem MangaVerse (Model-View-Controller)

Antara Muka Pengguna

Antara muka pengguna terdiri daripada dua halaman iaitu carian dan keputusan. Halaman carian (Rajah 4) menampilkan kolaj manga monokrom, medan input tunggal dan butang Predict; sejarah carian disimpan di localStorage. Setelah respons diterima, halaman keputusan (Rajah 5) muncul secara dinamik memaparkan graf bar “Current Rank vs Predicted Rank”, carta donut peratus perubahan populariti. Butang “Predict another title” mengosongkan borang dan membawa pengguna kembali ke halaman carian.



Rajah 4 Antara Muka Halaman Carian Sistem MangaVerse



Rajah 5 Antara Muka Halaman Keputusan Sistem MangaVerse

Pada peringkat backend, *Current rank* diambil terus daripada nilai kedudukan terkini MyAnimeList yang tersimpan dalam fail Parquet; API memaparkan nombor itu tanpa sebarang pengubah-suaian. *Predicted rank* ialah keluaran utama model Gradient Boosting, ia diukur pada skala kedudukan MAL yang sama, maka pengguna boleh membandingkannya secara terus. Graf bar (oren = *current*, biru = *predicted*) menekankan beza mutlak, manakala carta donut menukar kedua-dua kedudukan kepada peratus kedudukan ideal menggunakan formula:

$$\text{Top \%} = \left(1 - \frac{\text{rank}-1}{N}\right) \times 100 \quad (4)$$

di mana N = jumlah judul manga dalam senarai (4270). Isian yang lebih penuh bermakna kedudukan lebih hampir ke #1. Dengan mengekspresikan kedua-dua nombor pada skala 0–100%, pengguna bukan teknikal dapat melihat “berapakah jarak ke tangga teratas” dan “berapa banyak ia dijangka berubah” sekilas pandang, tanpa perlu mentafsir ribuan kedudukan secara mental.

Pengujian Sistem

Pengujian sistem dijalankan dalam tiga lapis. Ujian ketepatan mengekalkan $R^2 \geq 0.98$ dan $RMSE \leq 57$ pada set pegangan-keluar 20%. Ujian beban menggunakan Locust selama lima minit dengan 20 pengguna selari merekod masa balas purata 127 ms ($p95 = 181$ ms) tanpa ralat pelayan; penggunaan memori kekal stabil sekitar 140 MB. Akhir sekali, kajian kebolegunaan melibatkan lapan responden yang melengkapkan dua tugasan ramalan dan menjawab borang System Usability Scale (SUS).

Jadual 3 memperincikan skor min bagi kesepuluh-sepuluh item SUS selepas penukaran arah untuk soalan negatif (nilai tinggi sentiasa menunjukkan persepsi lebih baik).

Jadual 3 Skor Min Soalan SUS ($n = 8$)

Bil	Item	Skor Min
1	I would like to use this system frequently.	4.25
2	I found the system unnecessarily complex.	5.00
3	I thought the system was easy to use.	5.00
4	I would need technical support to use this system.	5.00
5	The functions in this system are well integrated.	4.50
6	There is too much inconsistency in this system.	5.00
7	Most people would learn to use this system very quickly.	5.00
8	I found the system very cumbersome to use.	5.00
9	I felt very confident using the system.	4.88
10	I needed to learn a lot before I could use this system.	5.00
	Min Keseluruhan	4.76

Hampir semua item memperoleh skor maksimum 5 (kategori “Strongly Agree” selepas pembalikan untuk item negatif), menandakan responden tidak menganggap sistem kompleks atau membebankan dan mengakui ia mudah dipelajari serta konsisten. Skor tertinggi (5.00) pada item kebolegunaan teras iaitu mudah digunakan, cepat dipelajari, dan tidak memerlukan sokongan teknikal menegaskan reka bentuk intuitif MangaVerse. Hanya item 1 dan 5 sedikit lebih rendah (masih > 4) yang menunjukkan kecenderungan kuat tetapi bukan mutlak untuk penggunaan kerap dan persepsi integrasi fungsi.

Purata keseluruhan 4.76 melebihi ambang “Tinggi” (> 3.65) dan diterjemahkan kepada skor SUS 96.6/100, diklasifikasikan sebagai “Excellent”, sekali gus mengesahkan objektif kebolegunaan sistem telah dipenuhi.

Gabungan jadual prestasi, graf konvergensi, analisis SHAP, seni bina MVC dan hasil pengujian membuktikan bahawa Gradient Boosting bukan sahaja tepat ($RMSE \approx 56$) malah

pantas (p95 latensi ≈ 181 ms) dan mesra pengguna (SUS 96.6). Penggunaan corak modular memastikan model mudah diganti atau UI dikemas kini, sekali gus menyediakan asas kukuh untuk penambahan data masa nyata atau integrasi metrik jualan fizikal pada masa hadapan.

KESIMPULAN

MangaVerse dibangunkan dengan tiga objektif, iaitu mencapai ramalan kedudukan manga yang tepat (sasaran RMSE < 60), menawarkan antara muka web mesra pengguna yang memaparkan ramalan secara masa nyata, dan menyediakan penjelasan ciri agar hasilnya telus. Kesemua objektif ini dipenuhi, model Gradient Boosting terlaras merekod RMSE ≈ 56 ; antaramuka React + Chakra UI memberikan pengalaman “klik-ramal” dengan purata latensi API 127 ms; dan analisis SHAP menonjolkan ciri komuniti utama, menjadikan ramalan lebih mudah difahami oleh penerbit dan studio.

Kekuatan Sistem

MangaVerse menyatukan kerangka CRISP-DM, algoritma Gradient Boosting terlaras dan seni bina MVC yang ringan untuk menghasilkan ramalan kedudukan manga dengan RMSE ≈ 56 pada set pegangan-keluar. Kelajuan respons purata 127 ms serta skor SUS 96.6/100 membuktikan sistem bukan sahaja tepat tetapi juga pantas dan mudah digunakan. Penambahan analisis SHAP memberi lapisan ketelusan yang menukar model “kotak hitam” menjadi penjelasan mudah difahami yang memenuhi prinsip eXplainable AI dan meningkatkan kepercayaan pengguna.

Kelemahan Sistem

Ketergantungan penuh pada data MyAnimeList menjadikan model sensitif kepada bias komuniti dalam talian; sebarang lonjakan palsu (contohnya kempen “vote-brigading”) boleh mempengaruhi ramalan. Selain itu, API Flask dan React bersifat monolit tunggal di mana jika beban pengguna meningkat drastik, penskalaan memerlukan usaha tambahan seperti kontena dan pengimbang beban.

Limitasi Kajian

Ciri input terhad kepada metrik dalam talian; maklumat jualan komik fizikal, intensiti kempen promosi dan sentimen media sosial belum digabung. Kajian kebolegunaan melibatkan lapan responden yang menyebabkan saiz sampel terhad berbanding populasi pembaca manga global, justeru generalisasi dapatan UX masih bersifat awal.

Cadangan Penambahbaikan

Bagi kajian di masa hadapan, set data boleh diperkaya dengan angka jualan fizikal, tanda pagar Twitter atau Google Trends bagi menaikkan kekuatan model terhadap turun naik komuniti. Infrastruktur wajar dipecah kepada mikro-servis, iaitu model yang dilayan melalui FastAPI + Uvicorn, serta UI dihos di CDN, bagi menyokong lonjakan permintaan. Akhirnya, kajian lapangan bersama penerbit atau studio anime sebenar dapat menilai keberkesanan ramalan MangaVerse dalam menyokong keputusan pemasaran dunia nyata.

Secara keseluruhan, projek ini menunjukkan bahawa gabungan data komuniti, teknik boosting moden dan reka bentuk antara muka ringkas boleh melahirkan platform ramalan populariti manga yang tepat, pantas dan telus, sekali gus membuka peluang penggunaan analitik ramalan dalam industri penerbitan dan adaptasi anime.

PENGHARGAAN

Alhamdulillah, dengan izin-Nya laporan ini berjaya diselesaikan. Setinggi-tinggi penghargaan ditujukan kepada penyelia, Prof. Madya Dr. Suhaila Binti Zainudin, atas bimbingan ilmiah, maklum balas terperinci dan dorongan berterusan sepanjang penyelidikan projek MangaVerse.

Terima kasih juga kepada ibu bapa saya atas sokongan moral, doa dan motivasi yang tidak pernah putus sepanjang tempoh pengajian.

Akhir sekali, penghargaan kepada rakan makmal, pensyarah FTSM dan semua responden kajian kebolegunaan yang sudi meluangkan masa serta berkongsi pandangan, sumbangan anda membantu menjadikan sistem ini lebih stabil dan relevan.

RUJUKAN

- Alwi, M.N. 2024. CRISP-DM: Tahapan, Studi Kasus, Kelebihan, dan Kekurangan. <https://www.dicoding.com/blog/crisp-dm-tahapan-studi-kasus-kelebihan-dan-kekurangan/> [27 Oktober 2024].
- Breiman, L. 2001. Random Forests. *Machine Learning* 45(1): hlm. 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324> [10 November 2024].
- Brooke, J. 1996. SUS: A Quick and Dirty Usability Scale. Dalam *Usability Evaluation in Industry* (Jordan, P. W. et al., pnyt.). London: Taylor & Francis, hlm. 189-194.
- Bryce, M., Barber, C., Kelly, J., Kunwar, S. & Plumb, A. 2010. Manga and Anime: Fluidity and Hybridity in Global Imagery. *Electronic Journal of Contemporary Japanese Studies*. [27 Oktober 2024].
- Chen, A., Yang, E. & Wei, D. 2024. 36-315 Final Project: Factors Influencing The Online Popularity of Animes. Carnegie Mellon University. [27 Oktober 2024].
- Chen, T. & Guestrin, C. 2016. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD Conference (KDD'16)*: hlm. 785-794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785> [10 November 2024].
- Cripe, M. 2025. Netflix Says 'More Than Half' of Its Subscribers Watch Anime. IGN Southeast Asia. <https://sea.ign.com/beastars/229999/news/netflix-says-more-than-half-of-its-subscribers-watch-anime> [30 April 2025].
- Denison, R. 2011. Anime fandom and the liminal spaces between fan creativity and piracy. *International Journal of Cultural Studies* 14(5): hlm. 449-466. [20 Jun 2025].
- Flask. 2025. Welcome to Flask — Flask Documentation (3.1.x). <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/> [20 Jun 2025].
- Friedman, J. H. 2001. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *Annals of Statistics* 29(5): hlm. 1189-1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451> [10 November 2024].

- Harding, D. 2020. ORICON: Demon Slayer Destroys Manga Records as Top Selling Manga of 2020, One Piece Comes in 3rd. Crunchyroll News. <https://www.crunchyroll.com/news/latest/2020/11/29/oricon-demon-slayer-destroys-manga-records-as-top-selling-manga-of-2020-one-piece-comes-in-at-3rd?srsId=AfmBOoo522Zra2hO-8BetTPLZfwpsTOVFpdPh63uzXHe1SaMALEvbtHS> [27 Oktober 2024].
- Locust Docs. 2025. Locust 2.x Documentation. <https://docs.locust.io> [20 Jun 2025].
- Lundberg, S. M. & Lee, S.-I. 2017. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30: hlm.4765-4774. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf> [10 November 2024].
- Pineda, R. A. 2021. Crunchyroll Surpasses 5 Million Subscribers. Anime News Network. <https://www.animenewsnetwork.com/daily-briefs/2021-08-04/crunchyroll-surpasses-5-million-subscribers/.175871> [27 Oktober 2024].
- React Docs. 2024. React 18 Documentation. <https://react.dev> [20 Jun 2025].
- Takizawa, B. 2021. Manga sales top 600 billion yen in 2020 for the first time on record. The Asahi Shimbun. <https://www.asahi.com/ajw/articles/14282699> [27 Oktober 2024].
- Valentine, E. 2022. Attack on Titan Had The Best Selling Manga Volume In 2021. Comic Book. <https://comicbook.com/anime/news/attack-on-titan-best-selling-manga-america-2021/> [15 Mei 2025].

Nur Nabilah Husna Binti Roslan (A194126)

Prof. Madya Dr. Suhaila Binti Zainudin

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat

Universiti Kebangsaan Malaysia