

PREDIKSI KESUKSESAN FILM INDONESIA MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Hanna Athaya Rohim, Ibnu Topan Adib Amrulloh, Ratna Mufidah

Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Kec. Telukjambe Tim., Kabupaten Karawang, Jawa Barat

2010631170077@student.unsika.ac.id

ABSTRAK

Industri film merupakan industri besar yang memiliki pengaruh signifikan terhadap sebuah negara karena besarnya nilai ekonomi yang berputar didalamnya. Namun ketidakpastian sukses atau tidaknya sebuah film menjadikan industri film memiliki resiko yang tinggi. Prediksi kesuksesan film menjadi sesuatu yang dibutuhkan agar dapat mengurangi resiko kerugian yang ditimbulkan. Artikel ini bertujuan untuk memprediksi kesuksesan film Indonesia, dengan parameter kesuksesan berdasarkan jumlah tiket film yang terjual. Dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan, dibuat model prediksi yang mengklasifikasikan film ke dalam 2 kategori, yaitu “*success*” dan “*not success*”. Data yang digunakan berjumlah 719 judul film Indonesia dengan 7 atribut didalamnya. Dari hasil penelitian yang dilakukan, menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi sebesar 80,28%.

Kata kunci : Jaringan Syarat Tiruan, Prediksi, Film, Sukses, Industri Film, Machine Learning.

1. PENDAHULUAN

Industri film saat ini merupakan industri yang sangat besar karena memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan menjadi sektor besar untuk investasi [1]. Industri film sebagai bagian dari ekonomi kreatif menjadi penyumbang dalam Produk Domestik Bruto (PDB) RI. Menurut penelitian *Oxford Economics*, dengan mempertimbangkan transaksi langsung dan tidak langsung yang ditimbulkan, total kontribusi ekonomi Industri film dan televisi terhadap PDB di Indonesia pada 2010 mencapai USD 2,98 miliar atau 0,43 persen dari seluruh PDB nasional. Industri film merupakan salah satu sektor ekonomi potensial, yang perlu mendapatkan perhatian dan dukungan. Perkembangan industri film di Indonesia secara tidak langsung dapat memberikan kontribusi bagi perekonomian negara dan menciptakan lapangan pekerjaan. Industri Film saat ini dan kedepannya akan terus berkembang [2].

Namun demikian, ketidakpastian sukses atau tidaknya sebuah film membuat industri ini sangat beresiko [3]. Oleh karena itu, prediksi kesuksesan suatu film sangat membantu pihak – pihak yang terlibat dalam industri film, seperti rumah produksi film dan investor, agar dapat mengurangi resiko kerugian yang didapat. Jika seseorang dapat menggunakan komputer untuk memprediksi seberapa sukses sebuah film, bahkan sebelum perilisannya, maka hal tersebut akan sangat berguna bagi pihak-pihak dalam industri film [4].

Definisi dari kesuksesan sebuah film sendiri bersifat relatif. Beberapa film dikatakan sukses jika memiliki rating, ulasan dan popularitas yang baik, sedangkan dari sisi bisnis film dikatakan sukses jika memiliki pendapatan yang besar dan jumlah tiket terjual di bioskop yang tinggi. Dalam penelitian ini, penulis mendefinisikan kesuksesan film berdasarkan jumlah tiket terjual di bioskop, dimana jumlah tiket terjual di bioskop dapat merepresentasikan banyaknya

pendapatan yang diperoleh dari sebuah film. Sulitnya mengetahui estimasi dari pendapatan maupun jumlah tiket terjual dari sebuah film di bioskop menjadi tantangan tersendiri. Namun prediksi kesuksesan film berdasarkan jumlah tiket terjual akan sangat berguna untuk mengurangi resiko yang dihadapi oleh pihak *decision makers* seperti produser, distributor dan investor. Pada penelitian ini, kami menentukan faktor apa saja yang mempengaruhi kesuksesan sebuah film dan mengusulkan model prediksinya. Dengan cara ini, pihak *decision makers* dapat mengetahui komposisi yang tepat untuk atribut-atribut dalam produksi film seperti penulis, sutradara, rumah produksi film dan genre film.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian pertama yang berjudul “*Performance Evaluation of Seven Machine Learning Classification Techniques for Movie Box Office Success Prediction*” yang dilakukan oleh [6]. Dalam penelitiannya, dilakukan perbandingan tujuh metode machine learning untuk memprediksi kesuksesan film *Box Office*. Beberapa metode learning yang digunakan diantaranya *Support Vector Machine (SVM)*, *Logistic Regression*, *Multilayer Perceptron Neural Network*, *Gaussian Naive Bayes*, *Random Forest*, *AdaBoost* dan *Stochastic Gradient Descent (SGD)*. Ketujuh metode tersebut digunakan untuk memprediksi perkiraan pendapatan bersih dari sebuah film dengan menggunakan data historikal film, yang didapatkan dari berbagai sumber yang berbeda, seperti IMDb, Rotten Tomatoes, Box Office, Mojo dan Meta Critic. Dari hasil percobaan keujuh metode *machine learning* tersebut, didapatkan bahwa *Multilayer perceptron neural network*, memberikan hasil performance terbaik dibanding metode lainnya, dengan tingkat akurasi sebesar 58.53%.

Penelitian kedua dilakukan oleh [7] dengan judul “*Bollywood Movie Success Prediction using Machine*

Learning Algorithms”. Penelitian ini dilatarbelakangi oleh banyaknya uang yang berputar dalam film *Bollywood*, sehingga diperlukan prediksi kesuksesan film tersebut sebelum dirilis agar pihak-pihak dalam pembuatan film mendapatkan profit yang sesuai. Dari data film *Bollywood* yang terkumpul, dilakukan klasifikasi tingkat kesuksesan film menjadi sembilan kelas. Beberapa algoritma machine learning yang digunakan adalah *Linear Regression*, *Polynomial Regression*, *Logistic Regression*, *Artificial Neural Network (ANN)*, *K Nearest Neighbors (KNN)*, *Random Forest*, *Decision Tree*, *SVM* dan *Naïve Bayes*. Dari hasil penelitian disimpulkan bahwa beberapa teknik sseperti *Linear Regression*, *Logistic Regression* dan *Naïve Bayes* lebih cocok digunakan dalam pengenalan pola simple dalam data, sedangkan teknik lainnya seperti *ANN* dan *Random forest* lebih baik digunakan dalam identifikasi pola yang lebih kompleks dalam data. Dari hasil percobaan, didapatkan bahwa *ANN* memiliki performa yang lebih baik sebagai teknik regresi dibanding algoritma lainnya dengan akurasi sebesar 50%, sedangkan *KNN* menjadi teknik terbaik dalam klasifikasi dengan akurasi sebesar 49,33% dengan nilai precision dan F1-Skor yang signifikan lebih besar dibanding teknik lainnya.

Penelitian selanjutnya yang diambil dari jurnal [3], yang berjudul “*A Comparative Study of Hollywood Movie Successfulness Prediction Model*”. Dalam penelitian ini dilakukan perbandingan performa algoritma dalam memprediksi kesuksesan film *Hollywood* sebelum perilisannya. Algoritma yang digunakan diantaranya *Artificial Neural Network*, *Naïve Bayes* and *Support Vector Machine*. Dengan menggunakan data yang berasal dari *IMDB* dan beberapa atribut data yang digunakan seperti genre, aktor, produser, budget, pendapatan kotor dan *MPAA rating*, penelitian ini mendapatkan hasil bahwa algoritma *Artificial Neural Network* memiliki tingkat akurasi sebesar 80%, yang lebih tinggi dari kedua algoritma lainnya.

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, dapat diketahui bahwa jaringan saraf tiruan dapat menghasilkan prediksi kesuksesan sebuah film dengan akurasi yang cukup baik. Jaringan saraf tiruan adalah model komputasi yang prinsip kerjanya dikembangkan dari jaringan syaraf biologis yang membentuk struktur otak manusia untuk mengatasi berbagai masalah analisis dan pemrosesan data. Salah satu karakteristik utama yang membedakan jaringan saraf tiruan dari algoritma lainnya adalah kemampuannya untuk belajar dari data dan mengenali pola-pola kompleks dalam data. Hal tersebut membuat jaringan saraf tiruan sangat efektif dalam pemrosesan dan pengenalan pola yang mendalam. Oleh karena itu, penulis mengusulkan prediksi kesuksesan film *Indonesia* menggunakan jaringan saraf tiruan.

3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah metodologi data mining *CRISP-DM* sebagai metode umum dalam bisnis dan penelitian. Metodologi ini terdiri dari beberapa tahapan, antara lain *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation* dan *Deployment*. Diagram Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

3.1. Business Understanding

Tahapan pertama yang dilakukan dalam penelitian ini adalah memahami tujuan dan kebutuhan bisnis yang ingin dicapai guna mendefinisikan masalah dalam penelitian dan kemudian menentukan rencana dan strategi untuk mencapai tujuan penelitian tersebut.

3.2. Data Understanding.

Tahapan ini diawali dengan mengumpulkan data, mendeskripsikan data dan mengevaluasi kualitas data. Keterbatasan data-data film *Indonesia* membuat peneliti melakukan pengumpulan data melalui berbagai sumber di internet, seperti *filmindonesia.or.id*, *imdb.com*, *themoviedb.org* dan *wikipedia*. Pengumpulan data dilakukan di bawah pengawasan pihak produser film serta wawancara dengan pihak – pihak dalam industri film yang kompeten dalam bidangnya di *PT. Sinemart Indonesia*. Data film yang dikumpulkan merupakan data film selama 10 tahun terakhir yang berisi 7 atribut untuk 719 judul film. Atribut yang terdapat dalam dataset antara lain judul film, tanggal perilisannya, genre film, penulis, sutradara, jumlah tiket yang terjual dan rumah produksi film. Terdapat 355 nilai unik untuk penulis, 315 nilai unik untuk sutradara, 354 rumah produksi film serta 24 genre film. Adapun deskripsi dari atribut dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Dataset Penelitian

Atribut	Tipe	Deskripsi
Judul Film	String	Judul dari film
Tanggal	Date	Tanggal perilisannya film di bioskop

Atribut	Type	Deskripsi
Genre	String	Genre dari film
Penulis	String	Nama penulis cerita dari film
Sutradara	String	Nama sutradara dari film
Jumlah tiket terjual	Integer	Banyaknya tiket terjual dari film di bioskop

3.3. Data Preparation

Data preparation dalam penelitian ini antara lain melakukan pembersihan data (*data cleansing*), pemilihan data dan atribut (*data selection*), pengelompokan data dan transformasi data (*data transform*). Pembersihan data dilakukan dengan menangani *missing value*, data duplikasi dan nilai yang tidak valid serta koreksi kesalahan ketik, pengelompokan data dan transformasi data. Dalam proses pengelompokan data, data target yang digunakan adalah kolom jumlah tiket terjual, yang sebelumnya berbentuk numerikal, dikelompokkan menjadi 2 kategori yaitu 'succes' dan 'not succes'. Tabel 5 mendeskripsikan pengelompokan data target.

Tabel 2. Pengelompokan Data Target

Kategori	Jumlah Tiket
Succes	>300.000
Not Succes	<300.000

Tahap terakhir yang dilakukan adalah transformasi data. Transformasi data dilakukan untuk mengubah data berbentuk *string/text* menjadi bentuk *numerical*, yang dilakukan menggunakan proses *One-Hot Encoding*, dengan *library scikit-learn*. Pemilihan penggunaan *One-Hot-Encoding* berdasarkan pertimbangan pada data yang dimiliki tidak memiliki urutan atau tingkatan tertentu. Salah satu atribut yang dilakukan transformasi yaitu genre. Data genre yang sebelumnya berbentuk string seperti Tabel 2 dilakukan transformasi hingga menjadi bentuk numerikal seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Atribut

Genre
Horror
Action
Romance

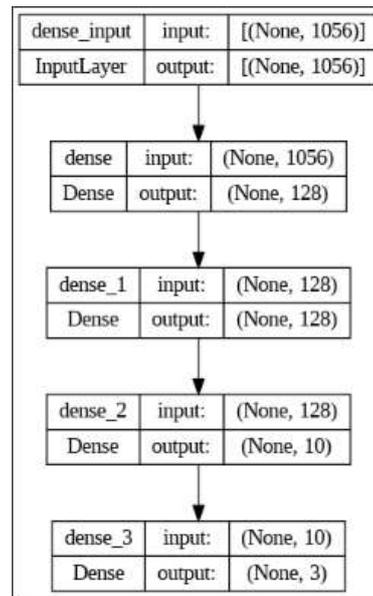
Tabel 4. Hasil Transformasi Data Atribut.

Horror	Action	Romance
1	0	0
0	1	0
0	0	1

3.4. Modelling (Pemodelan)

Dalam penelitian ini, data film akan diklasifikasikan menjadi 2 kelas output yang berbeda yaitu 'succes' dan 'not succes'. Untuk mengklasifikasikan film menjadi 2 kelas tersebut penulis menggunakan model jaringan saraf tiruan. Dalam membentuk model yang robust, digunakan

konstruksi base model dengan arsitektur seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Base Model

Base model dilatih dengan data train menggunakan fungsi *loss binary crossentropy* dan optimizer *stochastic gradient decent*. Setelah tahap pelatihan, parameter tuning dilakukan untuk meningkatkan performa. Parameter tuning yang dilakukan antara lain dengan mengubah arsitektur model, mengubah *learning rate* dari optimizer dan menambahkan parameter *regularization* untuk mengurangi *overfitting* pada model. Pada tahap *parameter tuning* ini, digunakan dua arsitektur model yang berbeda. Perbandingan *parameter tuning* yang telah dilakukan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Parameter Tuning

No.	Arsitektur	Epoch	Optimizer	Learning Rate	Akurasi	Validasi Akurasi
1	Arsitektur 1	80	SGD	7×10^{-4}	0,75	0,75
2	Arsitektur	70	SGD	1×10^{-6}	0,8028	0,72
3	Arsitektur 2	70	Adam	1×10^{-6}	0,88	0,75

Pada arsitektur pertama, digunakan *epoch* sebesar 80, jenis *optimizer* SGD, dan *learning rate* 7×10^{-4} dihasilkan akurasi sebesar 70%. Pada arsitektur kedua dilakukan dua percobaan, dimana pada percobaan pertama digunakan *epoch* 70, jenis *optimizer* SGD, dan *learning rate* 1×10^{-6} , dihasilkan akurasi sebesar 80,28% dan validasi akurasi sebesar 72%. Sedangkan pada percobaan kedua, dengan arsitektur yang sama, *epoch* 70, jenis *optimizer*

Adam dan *learning rate* 1×10^{-6} dihasilkan akurasi sebesar 88% dan validasi akurasi 75%. Dari hasil percobaan yang dilakukan, percobaan kedua jelas pada arsitektur kedua jelas menunjukkan peningkatan hasil akurasi dari percobaan lainnya.

3.5. Evaluation

Setelah performa model dinilai cukup baik, model yang telah dibuat diuji menggunakan data testing untuk mengetahui apakah model dapat beradaptasi dengan data yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Metrik yang digunakan dalam menguji performa model untuk data testing adalah metrik akurasi. Persamaan (1) menunjukkan rumus dari perhitungan akurasi, dimana TP (*True Positive*) dan TN (*True Negative*) adalah jumlah data testing yang diprediksi dengan benar, sedangkan FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*) adalah jumlah data testing yang diprediksi dengan salah.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

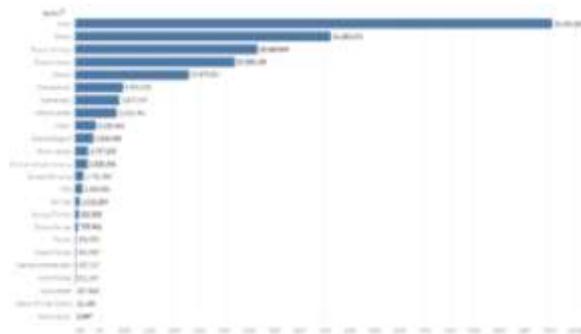
3.6. Deployment

Tahapan ini dilakukan dengan penulisan dan publikasi artikel jurnal guna keperluan studi dan bahan referensi bagi peneliti selanjutnya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

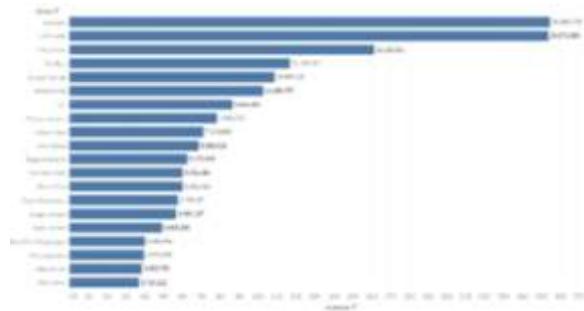
4.1. Analisa Data

Analisis data merupakan proses mengolah dan mengambil informasi yang terkandung dalam kumpulan data. Tahapan ini dapat membantu dalam mengetahui data dengan jumlah tiket terjual terbanyak dalam atribut genre, penulis, sutradara ataupun production house. Data dengan jumlah tiket terjual terbanyak selanjutnya akan kita sebut "Top". Untuk atribut genre, beberapa genre film dengan jumlah penjualan tiket terbanyak adalah horror, drama, drama romance dan komedi. Top genre dapat dilihat pada Gambar 5.



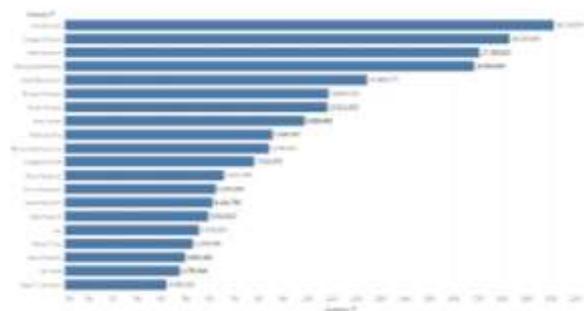
Gambar 3. Top Genre

Untuk atribut penulis, terdapat beberapa nama penulis dengan jumlah tiket terjual terbanyak, seperti Lele laila, Alim sudio dan Joko anwar. Top Penulis dapat dilihat pada gambar 6.



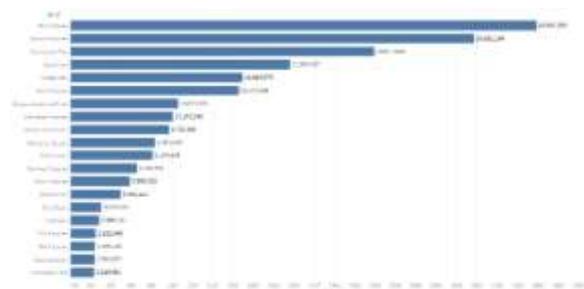
Gambar 4. Genre Penulis

Selanjutnya pada gambar 7 menunjukkan "Top Sutradara", dimana terdapat beberapa nama sutradara dengan jumlah penjualan tiket film, antara lain Awi suryadi, Anggy umbara dan Fajar bustomi.



Gambar 5. Top Sutradara

Pada atribut *production house*, rumah produksi film yang menghasilkan film-film dengan penjualan tiket terbanyak adalah MD Pictures, Falcon Pictures dan Starvision Plus. Top Production House dapat dilihat pada gambar 8.

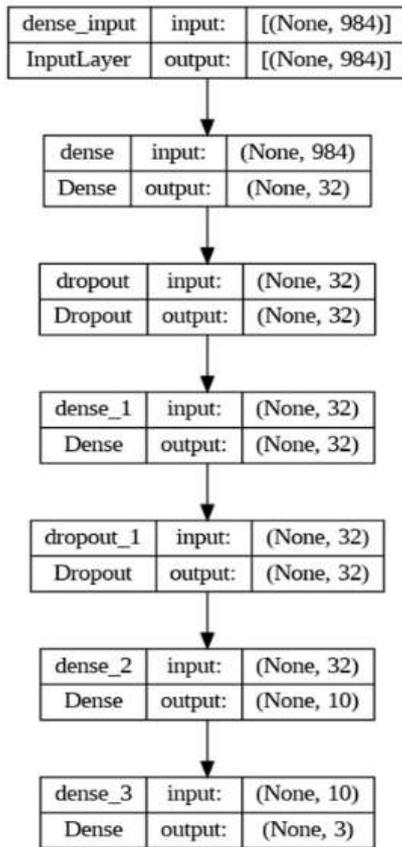


Gambar 6. Top Production House

4.2. Pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan

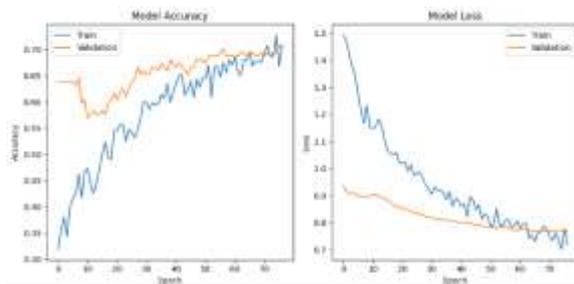
Base model yang telah dibuat kemudian dilatih sebanyak 80 *epoch* dengan menggunakan fungsi *loss binary crossentropy* dan *optimizer stochastic gradient decent*. dan untuk setiap *epoch* akan dihitung *loss* dan *accuracy* dari model. Dalam proses pelatihan, dilakukan banyak percobaan untuk mendapatkan model yang *robust*. Oleh karena itu, *parameter tuning* dilakukan untuk meningkatkan kinerja dan akurasi model terhadap output yang dihasilkan. *Parameter Tuning* yang dilakukan meliputi modifikasi arsitektur model dasar, mengubah *learning rate* pada *optimizer*, serta penambahan *layer dropout* dan parameter

regularisasi guna mengurangi *overfitting* pada model. Setelah dilakukan *parameter tuning*, dihasilkan arsitektur model seperti pada Gambar 9.



Gambar 7. Arsitektur Hasil *Parameter Tuning*

Dari arsitektur model yang telah dihasilkan, dilakukan proses pelatihan. Setiap iterasi dalam proses pelatihan model, menghasilkan tingkatan akurasi yang berbeda. Hasil akurasi dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 8. Hasil Akurasi Pelatihan Model.

Pada awalnya, model mengalami kesulitan dalam mengenali pola-pola pada data *train*. Akurasi rendah dan *loss* yang tinggi mengindikasikan masalah ini. Namun, seiring berjalannya *epoch*, penulis melihat perbaikan yang signifikan. Akurasi meningkat secara konsisten sementara *loss* juga terus menurun, menunjukkan bahwa model mulai memahami pola-pola yang lebih kompleks.

Salah satu aspek menarik dalam analisis ini adalah konvergensi antara akurasi dan *loss*. Meskipun

fluktuasi awal pada data *validation*, konvergensi tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik. Hal ini penting karena menunjukkan bahwa model tidak hanya menghafal data *train*, tetapi juga mampu mengenali pola pada data baru.

4.3. Hasil Klasifikasi

Setelah model diperoleh, dilakukan proses evaluasi model dengan menghitung akurasi, *precision*, *recall* dan *F1-Score*. Adapun hasil evaluasi tersebut dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 6. Hasil Akurasi

Jaringan Saraf Tiruan	Hasil
Akurasi	0,8028
<i>Precision</i>	0,8384
<i>Recall</i>	1,026
<i>F1-Score</i>	0,9163

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Prediksi kesuksesan film Indonesia sangat penting untuk dilakukan agar dapat membantu pengambilan keputusan bagi pihak produksi film dalam menentukan film seperti apa dan siapa saja yang akan dilibatkan dalam proses produksinya. Kesuksesan film Indonesia dipengaruhi oleh banyak faktor, seperti genre, penulis, sutradara hingga rumah produksi film. Terdapat pola dari faktor - faktor kesuksesan film tersebut dimana film lebih mudah sukses pada beberapa genre, nama penulis, sutradara dan rumah produksi film saja.

Berdasarkan hasil penelitian, model jaringan saraf tiruan cukup baik dalam melakukan prediksi kesuksesan film Indonesia, dengan menghasilkan akurasi sebesar 80,28%. Model jaringan saraf tiruan mampu mengenali pola kompleks dalam data baru. Untuk penelitian selanjutnya, akan lebih baik jika menggunakan lebih banyak fitur dalam data, seperti aktor utama dalam film, budget atau pun tanggapan penonton terhadap trailer/poster film di sosial media. Dengan memperbanyak fitur yang digunakan, akan dihasilkan informasi mengenai faktor – faktor apa saja yang mempengaruhi kesuksesan film Indonesia secara lebih dalam.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Ankit, M. Lakshmi, K. A. Shastry, A. Sandilya, and R. Shekhar, "A comparative analysis of Machine Learning approaches for Movie Success Prediction," *Proc. 4th Int. Conf. IoT Soc. Mobile, Anal. Cloud, ISMAC 2020*, pp. 684–689, Oct. 2020, doi: 10.1109/I-SMAC49090.2020.9243589.

[2] D. Ariatanto and M. I. Arief, "PREDIKSI PELUANG KESUKSESAN FILM DALAM PRA PRODUKSI MENGGUNAKAN ALGORITMA DECISION TREE," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, 2023, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/carolzhgdc/i>

- mdb-
- [3] R. A. Masrury, M. A. A. Saputra, A. Alamsyah, and M. A. S. Primantari, "A Comparative Study of Hollywood Movie Successfulness Prediction Model," *Int. Conf. Inf. Commun. Technol.*, p. 1, 2019.
- [4] R. Dhir and A. Raj, "Movie Success Prediction using Machine Learning Algorithms and their Comparison," *ICSCCC 2018 Int. Conf. Secur. Cyber Comput. Commun. December 15-17, 2018*, pp. 385–390, 2018.
- [5] V. R. Prasetyo, M. Mercifia, A. Averina, L. Sunyoto, and Budiarto, "PREDIKSI RATING FILM PADA WEBSITE IMDB," *Netw. Eng. Res. Oper.*, vol. 7, 2022.
- [6] N. Quader, M. O. Gani, and D. Chaki, "Performance Evaluation of Seven Machine Learning Classification Techniques for Movie Box Office Success Prediction," *Int. Conf. Electr. Inf. Commun. Technol.*, vol. 3, pp. 7–9, 2017.
- [7] A. Kanitkar, "Bollywood Movie Success Prediction using Machine Learning Algorithms," *IEEE Third Int. Conf. Circuits, Control. Commun. Comput.*, 2018.
- [8] N. Quader, M. O. Gani, D. Chaki, and M. H. Ali, "A machine learning approach to predict movie box-office success," *20th Int. Conf. Comput. Inf. Technol. ICCIT 2017*, pp. 1–7, 2018, doi: 10.1109/ICCITECHN.2017.8281839.
- [9] V. Subramaniaswamy, M. V. Vaibhav, R. V. Prasad, and R. Logesh, "Predicting movie box office success using multiple regression and SVM," *Proc. Int. Conf. Intell. Sustain. Syst. ICISS 2017*, no. Iciss, pp. 182–186, 2018, doi: 10.1109/ISS1.2017.8389394.
- [10] A. N. N. Approach, "Predicting movie box office profitability: A neural network approach," *Proc. - 2016 15th IEEE Int. Conf. Mach. Learn. Appl. ICMLA 2016*, pp. 665–670, 2017, doi: 10.1109/ICMLA.2016.138.
- [11] R. Sharda and D. Delen, "Predicting box-office success of motion pictures with neural networks," *Expert Syst. Appl.*, vol. 30, no. 2, pp. 243–254, Feb. 2006, doi: 10.1016/j.eswa.2005.07.018.
- [12] M. T. Lash and K. Zhao, "Early Predictions of Movie Success: The Who, What, and When of Profitability," *J. Manag. Inf. Syst.*, vol. 33, no. 3, pp. 874–903, 2016, doi: 10.1080/07421222.2016.1243969.
- [13] R. A. Abarja, "Movie Rating Prediction using Convolutional Neural Network based on Historical Values," *Int. J. Emerg. Trends Eng. Res.*, vol. 8, no. 5, pp. 2156–2164, 2020, doi: 10.30534/ijeter/2020/109852020.
- [14] Y. M. Su, Y. Zhang, and J. Y. Yan, "Neural network based movie rating prediction," *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 33–37, 2018, doi: 10.1145/3220199.3220204.