MODEL ANALISIS PREDIKSI RATING FILM MENGGUNAKAN *RANDOM FOREST DAN NEURAL NETWORK*

THESIS

Oleh:
RIFQY ROSYIDAH ILMI
NIM.200605220003

PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024

MODEL ANALISIS PREDIKSI RATING FILM MENGGUNAKAN *RANDOM FOREST DAN NEURAL NETWORK*

THESIS

Oleh:
RIFQY ROSYIDAH ILMI
NIM.200605220003

Diajukan kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana (UIN) Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Magister Ilmu Komputer (M.Kom)

PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2024

MODEL ANALISIS PREDIKSI RATING FILM MENGGUNAKAN *RANDOM FOREST DAN NEURAL NETWORK*

THESIS

Oleh:
RIFQY ROSYIDAH ILMI
NIM.200605220003

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: November 2024

Pembimbing I,	Pembimbing II,
Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU	Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom
NIP. 19771020 200912 1 001	NIP. 19761013 200604 1 004

Mengetahui,
Ketua Program Studi Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

MODEL ANALISIS PREDIKSI RATING FILM MENGGUNAKAN *RANDOM FOREST DAN NEURAL NETWORK*

THESIS

Oleh:
RIFQY ROSYIDAH ILMI
NIM.200605220003

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Magister Komputer (M.Kom)
Tanggal: November 2024

Susunan Dewan Penguji

Ketua Penguji	: Dr. Cahyo Crysdian NIP. 19740424 200901 1 008	( )
Anggota Penguji I	: Dr. Ririen Kusumawati, S.Si., M.Kom NIP. 19720309 200501 2 002	( )
Anggota Penguji II	: Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU NIP. 19771020 200912 1 001	( )
Anggota Penguji III	: Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom NIP. 19761013 200604 1 004	( )

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang

Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama	: Rifqy Rosyidah Ilmi
NIM	: 20060522003
Program Studi	: Magister Informatika
Fakultas	: Sains dan Teknologi.

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Thesis yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil thesis sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Thesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, November 2024
Yang membuat pernyataan,

Rifqy Rosyidah Ilmi
NIM. 200605220003

HALAMAN MOTTO

" Memiliki harta dan ilmu jika hanya dinikmati sendiri, tidak banyak berarti, berbagi adalah cara bersyukur tertinggi."

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil'aalamin,

Dalam kesederhanaan dan keikhlasan, dengan tulus penulis ingin mempersembahkan thesis ini kepada orang tua Bapak H. Ach. Bisri, Ibu Hj. Zuhriyah, suami Amsal Annas, S.Or., M.Pd, saudara - saudari penulis, dosen pembimbing serta sahabat – sahabat penulis yang telah memberikan dukungan moral, do'a dan semangat yang tak pernah berhenti

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas terselesaikannya thesis ini, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Fachrul Kurniawan, M.MT., IPU, selaku dosen pembimbing thesis pertama dan Bapak Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom selaku dosen pembimbing thesis kedua yang telah meluangkan waktu dan juga memberikan pengarahan bagi penulis.
2. Dr. Cahyo Crysdian selaku ketua Program Studi Magister Informatika.
3. Orang tua, suami dan saudara – saudari penulis yang telah memberi dukungan dan semangat dalam menyelesaikan thesis ini.
4. Sahabat penulis serta teman – teman Magister Informatika yang memberi dukungan dan semangat dalam menyelesaikan thesis ini.
5. Bapak dan Ibu dosen dan segenap civitas akademika Program Studi Magister Informatika yang telah membantu, mendidik dan mengajarkan ilmunya kepada penulis.
6. Semua pihak yang telah memberikan kontribusi moral dan materil untuk penyelesaian thesis ini.

Akhirnya penulis berharap agar thesis ini dapat memberikan sumbangan dan manfaat bagi semua pihak yang berkepentingan.

Malang, November 2024
Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL ..... **i**
HALAMAN PENGAJUAN ..... **ii**
HALAMAN PERSETUJUAN ..... **iii**
HALAMAN PENGESAHAN ..... **iv**
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN ..... **v**
HALAMAN MOTTO ..... **vi**
HALAMAN PERSEMBAHAN ..... **vii**
KATA PENGANTAR ..... **viii**
DAFTAR ISI ..... **ix**
DAFTAR GAMBAR ..... **xii**
DAFTAR TABEL ..... **xiii**
ABSTRAK ..... **xv**
ABSTRACT ..... **xvi**
خالصة **xvii**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang **1**
1.2 Pernyataan Masalah **7**
1.3 Tujuan Penelitian **7**
1.4 Manfaat Penelitian **7**
1.5 Batasan Masalah **8**
1.6 Sistematika Penulisan **8**
BAB II STUDI PUSTAKA **9**
2.1 Analisis Prediksi Rating Film **9**
2.2 Kerangka Teori **15**
2.3 *Random Forest* **20**
2.4 *Neural Network* **21**
BAB III METODOLOGI PENELITIAN **24**
3.1 Tahapan Penelitian **24**
3.2 Metode Pengambilan Data **24**
3.3 Perancangan Sistem **26**
3.1.1 Data Understanding **27**
3.1.2 Data Preprocessing **28**
3.1.3 Modeling **30**
3.1.3.1 *Random Forest* **30**
3.1.3.2 *Neural Network* **42**
3.1.3.3 Evaluation **47**

3.1.3.4 Visualization 48
3.4 Skenario Pengujian 48
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 50
4.1 Data Understanding 50
4.1.1 *Descriptive Statistics* 50
4.1.2 *Dataset Structure* 52
4.1.3 *Check for missing values* 53
4.1.4 *Check for duplicates* 55
4.1.5 *Unique and frequency values* 56
4.1.5.1 *Unique Values Categorical*: 57
4.1.5.2 *Frequencies Categorical* 59
4.2 Data *Preprocesssing* 60
4.2.1 Penanganan *Missing values* 60
4.2.2 Penanganan Duplikasi Data 62
4.2.3 *Binning* pada Variabel IMDb Score dan Durasi 63
4.2.4 *Encoding* Variabel Kategorikal 66
4.2.5 Normalisasi Data 68
4.2.6 Split Dataset 70
4.2.7 Oversampling dengan SMOTE 71
4.3 Evaluasi 71
4.3.1 Evaluasi Model *Random Forest* (RF) 72
4.3.1.1 Skenario 1 – tanpa SMOTE 72
4.3.1.2 Skenario 1 – dengan SMOTE 73
4.3.1.3 Skenario 2 – Tanpa SMOTE 76
4.3.1.4 Skenario 2 – dengan SMOTE 77
4.3.1.5 Skenario 3 – tanpa SMOTE 79
4.3.1.6 Skenario 3 – dengan SMOTE 80
4.3.1.7 Skenario 4 – tanpa SMOTE 82
4.3.1.8 Skenario 4 – dengan SMOTE 83
4.3.1.9 Hapus Fitur Penting RF 85
4.3.2 Evaluasi Model *Neural Network* (NN) 87
4.3.2.1 Skenario 1 – tanpa SMOTE 87
4.3.2.2 Skenario 1 – dengan SMOTE 88
4.3.2.3 Skenario 2 – Tanpa SMOTE 90
4.3.2.4 Skenario 2 – dengan SMOTE 91
4.3.2.5 Skenario 3 – tanpa SMOTE 93
4.3.2.6 Skenario 3 – dengan SMOTE 94
4.3.2.7 Skenario 4 – tanpa SMOTE 96
4.3.2.8 Skenario 4 – dengan SMOTE 97

4.3.2.9 Hapus Fitur Penting NN 99
4.3.3 Evaluasi Kinerja Model dengan K-fold *Cross-Validation* 100
4.3.3.1 Hasil K-fold Cross-Validation pada *Random Forest* (RF) 101
4.3.3.2 Hasil K-fold Cross-Validation pada *Neural Network* (NN) 105
4.4 Pembahasan 110
4.4.1 Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi IMDb Score 111
4.4.1.1 Pengaruh Genre terhadap Skor IMDb 111
4.4.1.2 Tema Judul Film dan IMDb Score 113
4.4.1.3 Popularitas Aktor dan IMDb Score 115
4.4.1.4 Pengaruh Waktu atau Dekade Rilis Film 116
4.4.1.5 IMDB Score Berdasarkan Durasi Film 118
4.4.1.6 IMDB Score Berdasarkan Content Rating 119
4.4.1.7 Pengaruh Anggaran dan Pendapatan (Budget dan Gross) 122
4.4.1.8 Interaksi Jumlah Kritikus dengan IMDb Score 123
4.4.1.9 Perbandingan Film dengan IMDb Score Tertinggi dan Terendah 124
4.4.2 Perbandingan Kinerja *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) 129
4.4.3 Integrasi Penelitian Dalam Tafsir Al-Qur'an dan Hadist 138
4.4.3.1 HabluminAllah 138
4.4.3.2 Habluminannas 139
4.4.3.3 Habluminal'alam 141
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 143
5.1 Kesimpulan 143
5.2 Saran 146
DAFTAR PUSTAKA 147
LAMPIRAN 150
Lampiran I Pseudocode 151
Lampiran II Hasil Evalusi *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) 153

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Kerangka Teori 15
Gambar 3. 1 Alur Penelitian 24
Gambar 3. 2 Perancangan Sistem 26
Gambar 3. 3 Alur Random Forest 31
Gambar 3. 4 Gambar Tree 42
Gambar 3. 5 Flowchart NN 42
Gambar 3. 6 Arsitektur Backpropagation NN 46
Gambar 4. 1 Faktor Penting Skenario 1 75
Gambar 4. 2 Faktor Penting Skenario 2 79
Gambar 4. 3 Faktor Penting Skenario 3 82
Gambar 4. 4 Faktor Penting Skenario 4 85
Gambar 4. 5 Faktor Penting Skenario 1 NN 90
Gambar 4. 6 Faktor Penting Skenario 2NN 93
Gambar 4. 7 Faktor Penting Skenario 3 NN 96
Gambar 4. 8 Faktor Penting Skenario 4 NN 99
Gambar 4. 9 IMDB Score Berdasarkan Genre 111
Gambar 4. 10 IMDB Score Berdasarkan Judul Film 113
Gambar 4. 11 IMDB Score Berdasarkan Popularitas Aktor 115
Gambar 4. 12 IMDB Score Berdasarkan Tahun 116
Gambar 4. 13 IMDB Score Berdasarkan Dekade 117
Gambar 4. 14 IMDB Score Berdasarkan Durasi Film 119
Gambar 4. 15 IMDB Score Berdasarkan Content Rating 120
Gambar 4. 16 IMDB Score Berdasarkan Content Rating 121
Gambar 4. 17 IMDB Score Berdasarkan Budget Dan Gross 122
Gambar 4. 18 Imdb Score Berdasarkan Num_Critic_For_Reviews 123
Gambar 4. 19 Perbandingan Akurasi RF Dn NN 132
Gambar 4. 20 Perbandingan Akurasi Penghapusan Fitur Penting 135
Gambar 4. 21 Faktor Penting Model RF 136
Gambar 4. 22 Faktor Penting Model NN 137

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Daftar Jurnal 16
Tabel 3. 1 Atribut Dataset 25
Tabel 3. 2 Random Data Untuk membangun tree 1 31
Tabel 3. 3 Perhitungan Entropy dan Gain 32
Tabel 3. 4 Data untuk Node 1.1 33
Tabel 3. 5 Perhitungan Entropy dan Gain 33
Tabel 3. 6 Data untuk node 1.1.1 34
Tabel 3. 7 Perhitungan Entropy dan gain 34
Tabel 3. 8 Data untuk node 1.1.1.1 35
Tabel 3. 9 Data unutk node 1.1.1.2 36
Tabel 3. 10 Data untuk node 1.2 36
Tabel 3. 11 Perhitungan Entropy dan Gain 36
Tabel 3. 12 data untuk node 1.2.1 37
Tabel 3. 13 Data untuk node 1.2.2 38
Tabel 3. 14 Perhitungan Entropy dan Gain 38
Tabel 3. 15 Data untuk node 1.2.2.1 39
Tabel 3. 16 Data untuk node 1.2.2.2 39
Tabel 3. 17 Perhitungan Entropy dan Gain 39
Tabel 3. 18 Data untuk node 1.2.2.2.1 40
Tabel 3. 19 Data untuk node 1.2.2.2.2 41
Tabel 3. 20 Data untuk node 1.1.2 41
Tabel 3. 21 Data 43
Tabel 3. 22 Normalisasi Data 43
Tabel 3. 23 Nilai Inisiasi 44
Tabel 3. 24 Bobot Nilai Acak Input Layer ke Hidden Layer 44
Tabel 3. 25 Bobot Nilai Acak Input Layer ke Output Layer 45
Tabel 3. 26 Faktor error 45
Tabel 3. 27 Bobot Baru 46
Tabel 4. 1 Statistik Deskriptif Atribut Dataset 50
Tabel 4. 2 Struktur Dataset 52
Tabel 4. 3 Jumlah Nilai yang Hilang dalam Dataset 53
Tabel 4. 4 Contoh Baris Duplikat Dalam Dataset 55
Tabel 4. 5 *Missing values* Kolom Numerik 61
Tabel 4. 6 *Missing values* Kolom Kategorikal 62
Tabel 4. 7 Jumlah IMDB Score Binned 64
Tabel 4. 8 Ringkasan Statistik IMDb Score Berdasarkan Kategori Durasi Film 64
Tabel 4. 9 Sampel Sebelum One Hot *Encoding* 66
Tabel 4. 10 Sampel Setelah One Hot *Encoding* 66
Tabel 4. 11 Sampel Sebelum Frequency *Encoding* 67
Tabel 4. 12 Sampel Setelah Frequency *Encoding* 67
Tabel 4. 13 Sampel Sebelum Label *Encoding* 68
Tabel 4. 14 Sampel Setelah Label *Encoding* 68
Tabel 4. 15 Statistik Deskripstif Sebelum Normalisasi 68
Tabel 4. 16 Statistik Deskriptif Setelah Normalisasi 69
Tabel 4. 17 Ukuran Data Setelah Proses Split 70
Tabel 4. 18 Contoh Sampel Data X Train Skenario 1 70
Tabel 4. 19 Contoh Sampel Data Y Train Skenario 1 70
Tabel 4. 20 Ukuran Data Setelah Proses SMOTE 71
Tabel 4. 21 Contoh Sampel Data Y Train Skenario 1 71
Tabel 4. 22 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Tanpa SMOTE (RF) 72
Tabel 4. 23 Evaluasi Model Skenario 1 - Tanpa SMOTE (RF) 73
Tabel 4. 24 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF) 74
Tabel 4. 25 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF) 74
Tabel 4. 26 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF) 76

Tabel 4. 27 Evaluasi Model Skenario 2 - Tanpa SMOTE (RF) 76
Tabel 4. 28 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF) 77
Tabel 4. 29 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF) 78
Tabel 4. 30 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Tanpa SMOTE (RF) 79
Tabel 4. 31 Evaluasi Model Skenario 3 - Tanpa SMOTE (RF) 80
Tabel 4. 32 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Dengan SMOTE (RF) 80
Tabel 4. 33 Metrik Evaluasi Model Skenario 3 - Dengan SMOTE (RF) 81
Tabel 4. 34 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Tanpa SMOTE (RF) 82
Tabel 4. 35 Evaluasi Model Skenario 4 - Tanpa SMOTE (RF) 83
Tabel 4. 36 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Dengan SMOTE (RF) 84
Tabel 4. 37 Metrik Evaluasi Model Skenario 4 - Dengan SMOTE (RF) 84
Tabel 4. 38 Hasil Evaluasi Model RF Sebelum &Setelah Penghapusan Fitur Penting 85
Tabel 4. 39 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Tanpa SMOTE (NN) 87
Tabel 4. 40 Evaluasi Model Skenario 1 - Tanpa SMOTE (NN) 88
Tabel 4. 41 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN) 88
Tabel 4. 42 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN) 89
Tabel 4. 43 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN) 90
Tabel 4. 44 Evaluasi Model Skenario 2 - Tanpa SMOTE (NN) 90
Tabel 4. 45 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN) 91
Tabel 4. 46 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN) 92
Tabel 4. 47 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Tanpa SMOTE (NN) 93
Tabel 4. 48 Evaluasi Model Skenario 3 - Tanpa SMOTE (NN) 94
Tabel 4. 49 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Dengan SMOTE (NN) 94
Tabel 4. 50 Metrik Evaluasi Model Skenario 3 - Dengan SMOTE (NN) 95
Tabel 4. 51 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Tanpa SMOTE (NN) 96
Tabel 4. 52 Evaluasi Model Skenario 4 - Tanpa SMOTE (NN) 97
Tabel 4. 53 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Dengan SMOTE (NN) 97
Tabel 4. 54 Metrik Evaluasi Model Skenario 4 - Dengan SMOTE (NN) 98
Tabel 4. 55 Hasil Evaluasi Model NN Sebelum & Setelah Penghapusan Fitur Penting 99
Tabel 4. 56 Hasil K-fold Cross-Validation (RF) 101
Tabel 4. 57 Tabel Hasil Evaluasi Test Set 103
Tabel 4. 58 Hasil K-fold Cross-Validation (NN) 105
Tabel 4. 59 Tabel Hasil Evaluasi Test Set 108
Tabel 4. 60 Top 10 Movie IMDB Score Tertinggi 125
Tabel 4. 61 Top 10 Movie IMDB Score Terendah 125
Tabel 4. 62 Hasil Evaluasi pengujian tanpa SMOTE dan dengan SMOTE 129
Tabel 4. 63 Hasil Evaluasi RF dan NN Sebelum dan Setelah Penghapusan Fitur 133

ABSTRAK

Ilmi, Rifqy Rosyidah. 2024. **Model Analisis Prediksi Rating Film Menggunakan *Random Forest* dan *Neural Network*.** Thesis. Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Fachrul Kurniawan, M. MT., IPM (II) Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom

.

Kata kunci: *IMDb*, *Random Forest, Neural Network, SMOTE.*

Rating film menjadi salah satu indikator utama kesuksesan suatu film. Rating film tidak hanya mencerminkan preferensi penonton, tetapi juga memiliki dampak signifikan terhadap pendapatan dan popularitas film. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi rating film pada situs IMDb, serta membandingkan performa metode klasifikasi *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) dalam memprediksi rating film. Analisis menunjukkan bahwa genre Drama, Drama/Romance, dan Action/Crime/Thriller, serta tema judul yang mencerminkan pengalaman universal seperti "Love" dan "Life," memiliki korelasi positif dengan skor IMDb. Film berdurasi panjang dan dengan rating dewasa juga cenderung lebih dihargai oleh audiens. Dalam perbandingan model, RF menunjukkan performa paling optimal. Pada skenario dengan penerapan SMOTE, akurasi RF mencapai 0.78 dengan nilai presisi dan recall yang konsisten dalam mendeteksi kelas positif pada data yang tidak seimbang. Model NN menunjukkan performa yang lebih fluktuatif dan membutuhkan penyesuaian lebih lanjut.

ABSTRACT

Ilmi, Rifqy Rosyidah. 2024. **Film Rating Prediction Model Analysis Using *Random Forest* and *Neural Network***. Thesis. Master's Program in Informatics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisors: (I) Dr. Fachrul Kurniawan, M. MT., IPM (II) Dr. M. Ainul Yaqin, M.Kom.

.

Keywords: IMDb, *Random Forest*, *Neural Network*, SMOTE.

Film ratings are one of the key indicators of a film's success. Film ratings not only reflect audience preferences but also have a significant impact on the film's revenue and popularity. This study aims to identify the factors influencing film ratings on IMDb and compare the performance of the Random Forest (RF) and Neural Network (NN) classification methods in predicting film ratings. The analysis shows that genres such as Drama, Drama/Romance, and Action/Crime/Thriller, as well as titles with universal themes like "Love" and "Life," are positively correlated with IMDb scores. Films with longer durations and adult ratings also tend to be rated higher by audiences. In the model comparison, RF demonstrated the most optimal performance. In the skenario using SMOTE, RF achieved an accuracy of 0.78 with consistent precision and recall values in detecting the positive class in imbalanced data. The NN model showed more fluctuating performance and requires further adjustments.

خالصة

علمي ، ريفقي روزياده. 2024 .تحليل نموذج توقع تصنيف الأفلام باستخدام الغابة العشوائية والشبكة العصبية .رسالة ماجستير. برنامج الماجستير في المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرفون (I) :د. فخر الكورنياوان، ماجستير هندسة، (II) IPMد. م. عين اليقين، ماجستير حاسوب

الكلمات المفتاحية IMDb :، الغابة العشوائية، الشبكة العصبية، .SMOTE

تعد تقييمات الأفلام من أبرز مؤشرات نجاح الفيلم .حيث لا تعكس تقييمات الأفلام تفضيلات الجمهور فقط، بل لها أيضًا تأثير كبير ومقارنة أداء IMDb على إيرادات الفيلم وشعبيته .تهدف هذه الدراسة إلى تحديد العوامل التي تؤثر في تقييمات الأفلام على موقع في التنبؤ بتقييمات الأفلام .أظهرت التحليلات أن الأنواع (NN) والشبكة العصبية (RF) أساليب التصنيف مثل الغابة العشوائية ،"مثل الدراما، الدراما/الرومانسية، والأكشن/الجريمة/التشويق، وكذلك العناوين التي تحتوي على مواضيع عالمية مثل "الحب "و "الحياة كما أن الأفلام ذات المدة الطويلة والتصنيف العمري للكبار تميل أيضًا إلى الحصول على .IMDb ترتبط ارتباطًا إيجابيًا مع درجات تقييمات أعلى من الجمهور .في مقارنة النماذج، أظهرت الغابة العشوائية أداءً أكثر كفاءة .في السيناريو الذي تم فيه استخدام حققت الغابة العشوائية دقة تصل إلى 0.78 مع قيم ثابتة لل "دقة "و"الاسترجاع "في الكشف عن الفئة الإيجابية في ،SMOTE البيانات غير المتوازنة .بينما أظهرت الشبكة العصبية أداءً أكثر تقلبًا وتحتاج إلى مزيد من التعديلات.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Film merupakan salah satu media komunikasi yang sangat efektif dalam menyampaikan pesan, baik dalam konteks hiburan maupun edukasi. Sebagai media dakwah, film memiliki kemampuan yang unik untuk memengaruhi pola pikir, sikap, dan perilaku masyarakat melalui visualisasi cerita yang menyentuh dan inspiratif. Redi Panuju (2019) mengungkapkan bahwa film dapat menjadi sarana dakwah yang kuat, menyampaikan pesan kemanusiaan, sejarah Islam, serta kisah-kisah tokoh berpengaruh dalam Islam dengan cara yang mudah diterima oleh berbagai kalangan masyarakat. Dalam perspektif ini, film tidak hanya berfungsi sebagai media hiburan, tetapi juga sebagai alat penyebaran pesan moral dan keagamaan yang dapat memberikan dampak positif bagi masyarakat. Pratiwi (2018) menambahkan bahwa film yang diproduksi sesuai dengan syariat Islam dan tidak melanggar norma-norma sosial memiliki potensi untuk menjadi karya yang bermanfaat secara luas. Sebagaimana firman Allah SWT dalam surat An – Nahl Ayat 125, Allah menyeru manusia untuk menyampaikan pesan dengan hikmah dan pelajaran yang baik:

اُدْعُ اِلٰى سَبِيْلِ رَبِّكَ بِالْحِكْمَةِ وَالْمَوْعِظَةِ الْحَسَنَةِ وَجَادِلْهُمْ بِالَّتِيْ هِيَ اَحْسَنُۗ اِنَّ رَبَّكَ هُوَ اَعْلَمُ بِمَنْ ضَلَّ عَنْ سَبِيْلِهٖ وَهُوَ اَعْلَمُ بِالْمُهْتَدِيْنَ ﴿١٢٥﴾

"*Serulah (manusia) kepada jalan Tuhanmu dengan hikmah dan pelajaran yang baik, serta bantahlah mereka dengan cara yang baik*".

Ayat ini menunjukkan pentingnya cara yang bijak dan beretika dalam menyampaikan pesan moral, termasuk melalui media seperti film yang dapat menjangkau berbagai kalangan dengan cara yang menyentuh.

Selain berfungsi sebagai media edukasi, film juga merupakan komoditas yang memiliki nilai jual serta konsumen atau pengguna (Wahyudi, 2018). Tidak hanya film layar lebar, layanan streaming berbasis platform digital menjadi tantangan baru bagi industri perfilman. Data statistik menunjukkan bahwa pendapatan dari berlangganan video on demand di Indonesia dapat mencapai USD 411 juta pada tahun 2021, dengan jumlah pengguna sebesar 16% dan diperkirakan akan naik menjadi 20% pada tahun 2025 (Herman, 2021). Fenomena ini menunjukkan bahwa film tidak hanya berfungsi sebagai media hiburan, tetapi juga merupakan salah satu sektor ekonomi yang menjanjikan. Industri film menghadapi persaingan ketat, di mana kualitas dan popularitas film menjadi faktor penentu kesuksesan di pasar global.

Pertumbuhan jumlah film di seluruh dunia yang pesat telah memicu pertumbuhan database yang semakin besar. Database tersebut kemudian menjadi big data (Wahyudi, 2017). Kemampuan big data analytics menjadi keunggulan yang dicari di tengah kompetisi bisnis yang ketat. Dalam melakukan aanalisis data, diperlukan teknik data mining. Data mining adalah kegiatan mengekstraksi, menemukan hubungan, pola, dan kecenderungan dari data berukuran besar. Data mining juga dikenal dengan nama Knowledge Discovery in Databases (KDD). Mesin pembelajaran (*machine learning*) menjadi salah satu alat dalam data mining

untuk menemukan pola, menjalankan statistika, matematika, dan kecerdasan buatan dalam mengekstraksi serta mengidentifikasi pengetahuan yang bermanfaat dari database yang besar (Wahyudi, 2017).

Seiring dengan berkembangnya industri film, data terkait film seperti judul, sutradara, aktor, genre, dan rating kini tersedia dalam jumlah besar secara online melalui berbagai platform, salah satunya IMDb (*International Movie Database*). IMDb menyediakan data yang komprehensif dan diakui secara luas, termasuk ulasan dan penilaian pengguna yang mempengaruhi rating film. Rating ini berfungsi sebagai indikator penting yang mencerminkan kualitas suatu film (Bristi *et al*., 2019). Semakin banyaknya film yang dirilis setiap tahun, membuat penonton semakin bergantung pada rating untuk menentukan apakah akan menonton film tersebut atau tidak. Bagi produser dan pemangku kepentingan industri film, rating juga berperan penting dalam memprediksi potensi kesuksesan film di pasar. Rentang nilai rating film di IMDb berkisar antara 1 (satu) hingga 10 (sepuluh). Dalam konteks ini, pentingnya menghasilkan karya yang baik sesuai dengan firman Allah SWT dalam Surat Al-Mulk Ayat 2:

الَّذِيْ خَلَقَ الْمَوْتَ وَالْحَيٰوةَ لِيَبْلُوَكُمْ اَيُّكُمْ اَحْسَنُ عَمَلًاۗ وَهُوَ الْعَزِيْزُ الْغَفُوْرُ

“Yang menciptakan mati dan hidup, untuk menguji kamu, siapa di antara kamu yang lebih baik amalnya. Dan Dia Maha Perkasa, Maha Pengampun”.

Ayat ini menekankan bahwa setiap karya, termasuk karya dalam bentuk film, adalah bagian dari amal yang akan diuji oleh Allah. Oleh karena itu, kualitas dan manfaat dari sebuah film menjadi faktor penting yang harus diperhatikan dalam

proses produksinya, agar tidak hanya bernilai di mata manusia tetapi juga bernilai di sisi Allah.

Sebagaimana yang tercantum dalam ayat di atas, para pemangku kepentingan dalam industri film dapat diuntungkan dengan adanya usaha prediksi rating. Bagi investor, rating dapat menjadi tolak ukur untuk berinvestasi dalam film. Sutradara pun dapat memanfaatkan ini untuk memahami kombinasi faktor yang paling cocok untuk membuat film yang sukses. Dalam Al-Qur'an, penilaian merupakan bagian penting dari kehidupan manusia. Dengan usaha yang baik, penilaian yang baik pun akan didapat, sebagaimana yang tertera dalam surat At-Tawbah ayat 105:

وَقُلِ اعْمَلُوا فَسَيَرَى اللَّهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُولُهُ وَالْمُؤْمِنُونَ وَسَتُرَدُّونَ إِلَى عَالِمِ الْغَيْبِ وَالشَّهَادَةِ فَيُنَبِّئُكُمْ بِمَا كُنْتُمْ تَعْمَلُونَ

”Dan katakanlah: “Bekerjalah kamu, maka, Allah dan Rasul-Nya, serta orang-orang mukmin akan melihat pekerjaanmu itu, dan kamu akan dikembalikan kepada Allah Yang Mengetahui akan yang gaib dan yang nyata, lalu diberitakan-Nya kepadamu apa yang telah kamu kerjakan”.

Kata “i’malû” berarti beramallah. Kata ini juga dapat diartikan sebagai “bekerjalah.” Dalam Islam, bisnis dipandang sebagai pekerjaan yang menguntungkan dan menyenangkan. Bisnis yang menguntungkan tidak hanya mengandalkan ukuran yang benar dan timbangan yang tepat, tetapi juga harus menghindari segala bentuk dan praktik kecurangan (Ihwanudin *et al*., 2022).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi rating film menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Neural Network* secara terpisah. Algoritma *Random Forest* dikenal sebagai algoritma ensemble yang efektif dalam

menangani data bersifat non-linear (Abarja & Wibowo, 2020), sedangkan *Neural Network* memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pola kompleks dalam data (Zheng, 2024). Dengan memanfaatkan data dari IMDb yang mencakup judul, sutradara, aktor, genre, dan ulasan pengguna, kedua algoritma ini diharapkan dapat menghasilkan prediksi rating film yang lebih akurat (Kumar, 2020).

Prediksi rating film menjadi penting karena membantu penonton dalam menentukan film yang layak ditonton serta membantu produser dan stakeholder industri film dalam memahami faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kesuksesan film. Penelitian sebelumnya telah menggunakan berbagai algoritma *machine learning*, seperti Convolutional *Neural Network* (CNN), K-Nearest Neighbour (KNN), dan XG Boost dalam prediksi rating, namun akurasi yang dicapai masih belum optimal. Dalam penelitian Abarja & Wibowo (2020), akurasi prediksi rating hanya mencapai 76% hingga 85%. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan model yang lebih akurat untuk meningkatkan hasil prediksi.

Penelitian ini akan melalui beberapa tahapan, dimulai dari pengumpulan data film yang diperoleh dari IMDb, mencakup informasi seperti judul, sutradara, aktor, genre, dan rating film. Setelah itu, dilakukan preprocessing data untuk menghilangkan noise dan menangani variabel yang tidak relevan. Teknik SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) akan diterapkan untuk mengatasi ketidakseimbangan data, sehingga model dapat memprediksi rating dengan lebih akurat. Selanjutnya, dua model *machine learning*, yaitu *Random Forest* dan *Neural Network*, akan dikembangkan dan dievaluasi menggunakan teknik cross-validation untuk menguji kinerja dan generalisasi model terhadap data baru. Akhirnya,

evaluasi kinerja model akan dilakukan dengan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, di mana hasil dari kedua model ini akan dibandingkan untuk menentukan model yang memberikan prediksi paling akurat.

Penelitian sebelumnya terkait prediksi rating film telah menghasilkan berbagai model dengan tingkat akurasi yang bervariasi. Sebagian besar penelitian menghadapi tantangan dalam menangani ketidakseimbangan data serta memahami kompleksitas hubungan antar variabel. Abarja & Wibowo (2020) menggunakan CNN dan ANN untuk memprediksi rating film, mencapai akurasi 76,45% dengan CNN dan 85,27% dengan ANN, namun tetap terbatas dalam mengatasi ketidakseimbangan data. Di sisi lain, Gaikar *et al* (2019) dan Dixit *et al* (2020) menggunakan metode seperti *Random Forest* dan XG Boost, dengan hasil yang juga belum optimal dalam menangani aspek ketidakseimbangan. Lebih lanjut, penelitian oleh Kumar (2020) menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki potensi kuat dalam memprediksi kesuksesan film, tetapi akurasinya belum maksimal. Arther Sandag (2020) menunjukkan hasil serupa dalam konteks rating aplikasi, mencapai akurasi 86,27%. Sedangkan penelitian oleh (Nova Idriani *et al* , 2024) telah mulai mengatasi ketidakseimbangan data dengan menggunakan SMOTE, menghasilkan peningkatan akurasi dalam model prediksi sentimen film.

Oleh karena itu, penelitian ini difokuskan pada pengembangan model prediksi rating film yang lebih akurat dengan memperbaiki performa algoritma *Random Forest* dan *Neural Network* melalui penerapan teknik SMOTE untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data. *Random Forest* diharapkan dapat menangani data yang bersifat non-linear dengan lebih baik, sementara *Neural Network* akan

dievaluasi kemampuannya dalam mengidentifikasi pola kompleks dalam data. Kedua metode ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi prediksi serta relevansi hasil dalam industri perfilman yang kompetitif.

1.2 Pernyataan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan maka pernyataan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Faktor – faktor apa yang mempengaruhi dalam analisis prediksi rating film?
2. Metode *machine learning* mana yang paling optimal dalam analisis prediksi rating film?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi analisis prediksi rating film seperti genre, sutradara, aktor.
2. Menilai efektivitas metode *machine learning* khususnya *Random Forest* dan *Neural Network* dalam memprediksi rating film.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini mencakup:

1. Memberikan wawasan bagi produser dan sutradara untuk meningkatkan kesuksesan film.
2. Membantu investor dalam menilai potensi investasi berdasarkan prediksi rating.
3. Menyediakan alat analisis yang berguna bagi industri perfilman.

1.5 Batasan Masalah

Dari permasalahan yang dirumuskan, maka batasan permasalahan dalam penelitian ini adalah :

1. Menggunakan data dari IMDb.
2. Berfokus hanya pada metode *Random Forest* dan *Neural Network* tanpa membandingkan dengan metode lain.
3. Analisis terbatas pada rating film dalam rentang 1 hingga 10.

1.6 Sistematika Penulisan

Pembuatan penelitian ini dilakukan dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN
   Berisi latar belakang, permasalahan, tujuan, batasan masalah, manfaat serta sistematika penulisan.
2. BAB II STUDI PUSTAKA
   Berisi teori tentang kajian teori yang berhubungan dalam penelitian skrispsi ini serta terori dasar tentang perawat, penjadwalan, algoritma genetika dan teori-teori yang berhubungan dalam ini.
3. BAB III METODOLOGI PENELITIAN
   Berisi uraian tentang pola dan rancangan penelitian, bahan atau materi penelitian, alat, jalannya penelitian, dan analisis hasil penelitian.
4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN
   Berisi hasil dari penelitian yang telah dilakukan, analisis data, serta pembahasan mengenai temuan-temuan yang diperoleh. Dalam bab ini juga diuraikan evaluasi model yang digunakan serta perbandingan hasil antara metode yang diterapkan.
5. BAB V PENUTUP
   Berisi kesimpulan dari hasil penelitian, saran untuk penelitian selanjutnya, serta implikasi praktis dari temuan yang diperoleh

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Analisis Prediksi Rating Film

Allah SWT dalam Surat Al-Hujurat Ayat 6 berfirman :

يٰٓاَيُّهَا الَّذِيْنَ اٰمَنُوْٓا اِنْ جَاۤءَكُمْ فَاسِقٌۢ بِنَبَاٍ فَتَبَيَّنُوْٓا اَنْ تُصِيْبُوْا قَوْمًاۢ بِجَهَالَةٍ فَتُصْبِحُوْا عَلٰى مَا فَعَلْتُمْ نٰدِمِيْ

"Wahai orang-orang yang beriman, jika seorang fasik datang kepadamu membawa berita penting, maka telitilah kebenarannya agar kamu tidak mencelakakan suatu kaum karena ketidaktahuan(-mu) yang berakibat kamu menyesali perbuatanmu itu".

Dalam ayat diserukan tentang pentingnya memeriksa informasi dengan teliti sebelum mengambil keputusan. Hal ini relevan dengan analisis prediksi rating film, yang membutuhkan verifikasi data yang akurat dan proses pengambilan keputusan yang berbasis kebenaran. Begitu pula, Surat Al-Baqarah Ayat 269:

يُؤْتِى الْحِكْمَةَ مَنْ يَّشَاۤءُۚ وَمَنْ يُّؤْتَ الْحِكْمَةَ فَقَدْ اُوْتِيَ خَيْرًا كَثِيْرًاۗ وَمَا يَذَّكَّرُ اِلَّآ اُولُوا الْاَلْبَابِ

"Dia (Allah) menganugerahkan hikmah kepada siapa yang Dia kehendaki. Siapa yang dianugerahi hikmah, sungguh dia telah dianugerahi kebaikan yang banyak. Tidak ada yang dapat mengambil pelajaran (darinya), kecuali ululalbab".

Ditekankan bahwa hikmah dan penggunaan akal sehat merupakan karunia besar yang harus dimanfaatkan secara bijaksana. Dalam konteks ini, penelitian ini menggunakan metode machine learning sebagai bentuk penerapan kebijaksanaan dalam memproses data film, sehingga menghasilkan model prediksi yang dapat diandalkan.

Penelitian yang berkaitan dengan thesis ini mengungkapkan berbagai pendekatan dalam memprediksi rating film menggunakan teknik *machine learning*.

Studi ini merupakan bagian penting untuk menilai sejauh mana penelitian terkait topik ini telah dilakukan dan memberikan justifikasi terhadap pengembangan yang diperlukan.

Penelitian pertama yang relevan dilakukan oleh Abarja & Wibowo (2020) menggunakan Convolutional *Neural Network* (CNN) untuk memprediksi rating film. Data yang digunakan mencakup data akun pengguna, metadata film, dan data media sosial sebagai input. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 76,45% dengan CNN dan 85,27% dengan Artificial *Neural Network* (ANN). Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan nilai historis dalam fitur numerik memberikan hasil yang baik dalam prediksi rating film sebelum film dirilis.

Selanjutnya, penelitian oleh Gaikar *et al* (2019) menggunakan metode K-Nearest Neighbour (KNN), CART, dan *Random Forest* untuk memprediksi faktor kesuksesan film. Data yang digunakan meliputi metadata film dan data media sosial. Penelitian ini mencapai akurasi 79% dengan model KNN, menunjukkan bahwa faktor popularitas, seperti aktor, aktris, sutradara, dan penulis, sangat berpengaruh dalam prediksi kesuksesan film.

Penelitian lainnya oleh Dixit *et al* (2020) memanfaatkan model Regresi Linier, *Random Forest*, dan XG Boost untuk memprediksi rating film. Berdasarkan metadata film dan data media sosial, penelitian ini memperoleh akurasi sebesar 76% dengan Regresi Linier, 83% dengan *Random Forest*, dan 82% dengan XG Boost. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa metode klasifikasi dan regresi linier efektif dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi kesuksesan sebuah film.

Selain itu, penelitian oleh Vahidi Farashah *et al* (2021) menggunakan Content-Based Recommender System (CBRS) dan Deep *Neural Network* dalam merekomendasikan film. Input yang digunakan adalah metadata film dan data media sosial. Penelitian ini berhasil menurunkan Mean Squared Error (MSE) dengan nilai 38,59%, 8,67%, 8,45%, dan 8,15%. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa sistem rekomendasi hybrid memberikan hasil optimal dalam merekomendasikan film berdasarkan kesamaan atribut dan penerapan deep *Neural Network*.

Penelitian lain yang relevan dilakukan oleh Sandag (2020) yang menggunakan *Random Forest* untuk memprediksi rating aplikasi di App Store dengan input berupa data aplikasi. Hasilnya menunjukkan akurasi 86,27%, recall 84,68%, precision 84,64%, serta RMSE sebesar 31,3%. Hal ini menunjukkan bahwa *Random Forest* memiliki potensi untuk memprediksi rating aplikasi dengan hasil yang sangat baik.

Penelitian oleh Zheng (2024) menggunakan algoritma *Random Forest* untuk menganalisis sentimen ulasan film. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 86% dalam menganalisis ulasan film dari dataset IMDb. Proses yang dilakukan meliputi preprocessing data untuk menghilangkan noise, pelatihan model dengan set data yang telah diproses, dan evaluasi kinerja model menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian ini juga menyajikan visualisasi kata-kata yang sering muncul dalam komentar positif dan negatif, memberikan wawasan tentang pola bahasa yang terkait dengan sentimen.

Sementara itu, penelitian oleh Kumar (2020) menerapkan algoritma *Random Forest* untuk memprediksi kesuksesan film berdasarkan atribut seperti metadata dan ulasan. Penelitian ini mencapai akurasi 70%, serta nilai F1 score, precision, dan recall masing – masing 69%, 66%, dan 66%, yang lebih baik dibandingkan metode lain seperti BernoulliNB dan logistic regression. Analisis komparatif menunjukkan mean absolute error dan mean square error masing – masing 32% dan 36%**,** mengindikasikan peningkatan signifikan dalam prediksi kesuksesan film.

Penelitian oleh Shabrina Assyifa & Luthfiarta (2024) ini membahas klasifikasi data teks dengan fokus pada analisis sentimen dan emosi ulasan aplikasi mobile di Indonesia. Proses penelitian dimulai dengan stemming menggunakan pustaka Sastrawi untuk mengonversi kata-kata ke bentuk dasarnya. Pembersihan data dilakukan dengan menghapus nilai hilang dan entri duplikat guna memastikan kualitas dataset. Untuk ekstraksi fitur, metode TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) diterapkan menggunakan TfidfVectorizer dari scikit-learn. Penelitian ini juga menangani masalah ketidakseimbangan data melalui teknik undersampling (Tomek Links), oversampling (SMOTE), dan resampling gabungan (SMOTE-Tomek). Dataset dibagi menjadi set pelatihan (80%) dan set pengujian (20%), dengan model klasifikasi seperti *Random Forest* dan Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk menganalisis emosi. Kinerja model dievaluasi menggunakan matriks kebingungan serta metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan SMOTE-Tomek meningkatkan kinerja model dari 58% menjadi 84%, dan optimasi lebih lanjut dengan GridSearchCV meningkatkan akurasi menjadi 85%. Penelitian ini

menegaskan pentingnya klasifikasi emosi pengguna dalam ulasan aplikasi dan merekomendasikan eksplorasi teknik resampling lainnya di masa depan.

Di sisi lain, penelitian oleh Nova Idriani *et al* (2024) ini menggunakan tiga algoritma *machine learning*-Naïve Bayes, Decision Tree, dan *Random Forest* dengan pembagian data 80:20. Untuk menyeimbangkan kelas sentimen (positif, negatif, netral), metode oversampling SMOTE diterapkan. SMOTE, atau Synthetic Minority Over-Sampling Technique, menciptakan data sintetis dalam kelas minoritas dengan langkah-langkah sebagai berikut: memilih jumlah k tetangga terdekat, secara acak memilih l titik data dari k tetangga terdekat, dan menciptakan data sintetis berdasarkan titik data yang ada. Sebelum penerapan SMOTE, terdapat ketidakseimbangan jumlah data di antara kelas-kelas sentimen, tetapi setelah penerapan, semua kelas memiliki jumlah data yang seimbang, yaitu 445 data poin untuk masing – masing kelas. Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree mencapai akurasi tertinggi sebesar 91%, diikuti oleh Naïve Bayes dengan akurasi 86%, dan *Random Forest* dengan akurasi 88%.

Dalam penelitian oleh Nugroho & Rilvani (2023), tujuan utamanya adalah mengembangkan model klasifikasi yang efektif untuk memprediksi risiko kebangkrutan dengan mengoptimalkan algoritma *Random Forest* melalui oversampling SMOTE. Dataset yang digunakan diambil dari Kaggle, berisi 6819 catatan kebangkrutan dari Taiwan Economic Journal (1999-2009), dengan ketidakseimbangan yang signifikan: 96,77% stabil secara finansial dan 3,23% tidak stabil. Penerapan SMOTE membuat dataset lebih seimbang, yang berdampak positif pada kinerja klasifikasi. Hasil menunjukkan bahwa akurasi classifier

Random Forest meningkat sebesar 7,40%, meskipun recall turun 24,20%, menunjukkan perlunya optimasi lebih lanjut untuk meningkatkan performa model secara keseluruhan.

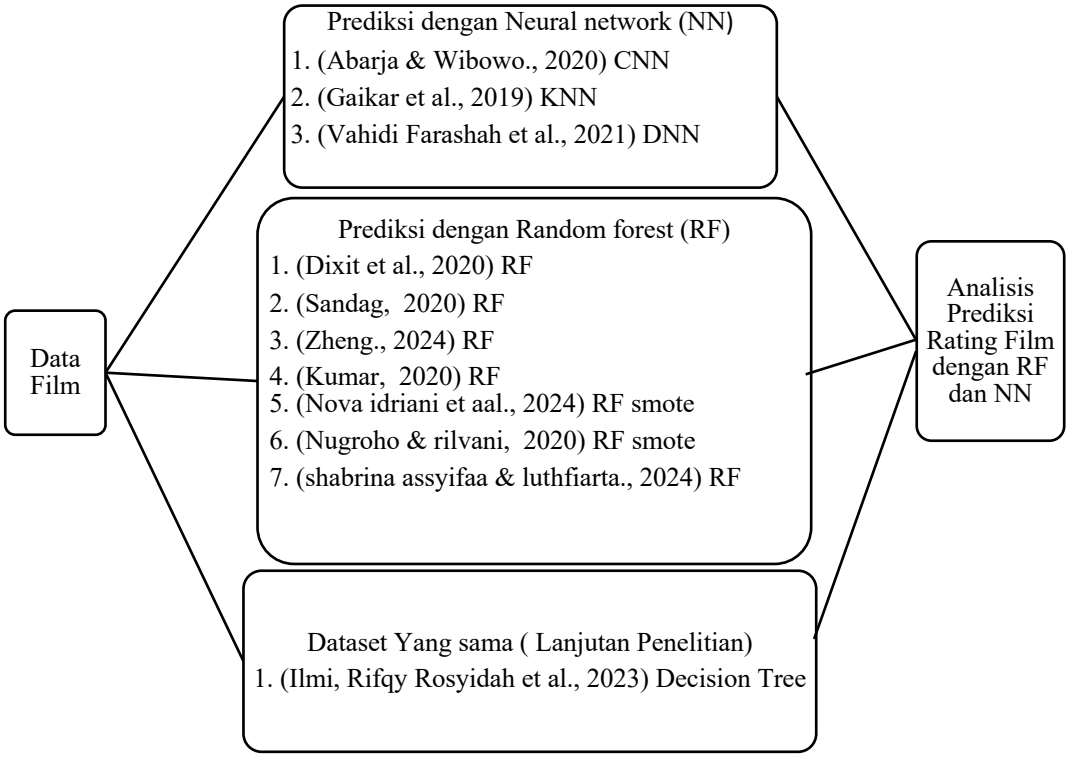
Terakhir, penelitian yang dilakukan oleh Rosyidah Ilmi *et al* (2023), membahas penggunaan metode decision tree untuk memprediksi rating film di IMDb dengan mempertimbangkan berbagai atribut, seperti jumlah suara, durasi, dan popularitas film di media sosial. Penelitian dimulai dengan proses pembersihan data dan analisis pencilan, diikuti dengan pengelompokan atribut dan deteksi perbedaan data. Hasil analisis menunjukkan bahwa film yang memiliki banyak suara cenderung mendapatkan rating yang lebih tinggi, dan jumlah "like" di Facebook berhubungan positif dengan rating film tersebut. Model decision tree yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan akurasi yang cukup baik, dengan hasil akurasi berturut-turut untuk data training, validasi, dan testing adalah 75,29%, 72,37%, dan 70,79%.

Oleh karena itu, studi ini menekankan perlunya penggunaan *Random Forest* dan *Neural Network* sebagai metode yang lebih canggih dalam memprediksi rating film. Penelitian sebelumnya memberikan landasan bagi pengembangan model analisis rating film yang lebih efektif, dengan harapan bahwa kombinasi metode *machine learning* ini dapat menghasilkan prediksi yang lebih baik berdasarkan metadata film dan data media sosial. Thesis ini bertujuan untuk mengatasi kekurangan yang terdapat dalam penelitian sebelumnya dan memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknik prediksi yang lebih akurat dan relevan. Salah satu inovasi yang diusulkan dalam penelitian ini adalah penerapan SMOTE (*Synthetic*

Minority Over-sampling Technique), yang berfungsi untuk menangani masalah ketidakseimbangan data, terutama pada film dengan rating yang sangat tinggi atau rendah. Dengan meningkatkan jumlah sampel di kelas minoritas, diharapkan model yang dihasilkan dapat berfungsi dengan baik dalam meramalkan kesuksesan film. Model ini akan mempertimbangkan berbagai faktor yang mempengaruhi penilaian penonton terhadap film, termasuk genre, sutradara, dan aktor.

2.2 Kerangka Teori

Penelitian ini memiliki kerangka teori yang mengacu pada penelitian sebelumnya dan ditunjukkan pada Gambar 2.1.



Gambar 2. 1 Kerangka Teori

Kerangka teori dijelaskan melalui langkah- langkah yang dilakukan sebagai berikut :

a. Data yang digunakan diperoleh dari situs IMDb.
b. Adapun jurnal yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Pada Tabel 2.1 ditunjukkan perbandingan input dan output penelitian sebelumnya serta penelitian yang akan dilakukan.

Tabel 2. 1 Daftar Jurnal

No	Referensi	Metode	Objek/Proses	Hasil	Perbedaan
1.	(Abarja & Wibowo, 2020) "Movie rating prediction using convolutional *Neural Network* based on historical values"	Convolutional *Neural Network* (CNN)	Prediksi rating film berdasarkan data akun pengguna, metadata film, dan data media sosial melalui proses crawling, label *encoding*, normalizer, min-max scaler, training, testing, dan evaluasi akurasi.	CNN akurasi sebesar 76.45%, dan ANN nilai sebesar 85.27%.	Menggunakan pendekatan CNN dan membandingkannya dengan ANN untuk rating film. Sedangkan pada thesis ini lebih fokus pada analisis faktor-faktor yang mempengaruhi rating film secara umum.
2.	(Gaikar *et al*, 2019) "Movie Success Prediction Using Popularity Factor from Social Media"	K-Nearest Neighbour (KNN), CART, *Random Forest*	Analisis metadata film dan data media sosial melalui proses data crawling, preproses, klustering, klasifikasi, dan prediksi kesuksesan film.	Akurasi KNN sebesar 79%.	Menekankan pada faktor popularitas media sosial untuk prediksi kesuksesan film. Sedangkan pada thesis ini mencakup lebih banyak faktor yang mempengaruhi rating film.
3.	(Dixit *et al*., 2020) "Predicting the IMDB rating by using EDA and *machine learning* Algorithms,"	Regresi Linier, *Random Forest*, XG Boost	Pengembangan model untuk prediksi rating film menggunakan metadata film dan data media	Akurasi Regresi Linier 76%, *Random Forest* 83%, dan XG Boost 82%.	Melakukan analisis prediksi rating dengan perbandingan beberapa algoritma *machine learning*.

No	Referensi	Metode	Objek/Proses	Hasil	Perbedaan
			sosial dengan metode preproses, cek profil, dan pengembangan model regresi dan klasifikasi.		Sedangkan pada thesis ini fokus pada algoritma *Random Forest* dan *Neural Network*.
4.	(Vahidi Farashah *et al*., 2021) "A hybrid recommender system based-on link prediction for movie baskets analysis,"	CBRS, Deep *Neural Network*	Rekomendasi film melalui pengelompokan user dengan (DBScan) dan klasifikasi menggunakan Deep *Neural Network* serta Friendlink Algorithm.	MSE menurun sebesar 38.59%, 8.67%, 8.45%, dan 8.15%.	Mengembangkan sistem rekomendasi film menggunakan pendekatan hybrid. Sedangkan pada thesis ini berfokus pada prediksi rating film, bukan rekomendasi.
5.	(Sandag, 2020) "Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma *Random Forest*"	*Random Forest*	Prediksi rating aplikasi App Store menggunakan data aplikasi dengan proses preproses, training, testing, 10-fold cross-validation, dan evaluasi model.	Akurasi 86.27%, recall 84.68%, precision 84.64%, dan RMSE 0.313.	Menggunakan algoritma *Random Forest* untuk aplikasi, Sedangkan pada thesis ini berfokus pada prediksi rating film menggunakan beberapa faktor.
6.	(Zheng, 2024) "Sentiment Analysis for Film Reviews Based on *Random Forest* Dongling"	*Random Forest*	Analisis sentimen ulasan film IMDb menggunakan model Bag-of-Words dan evaluasi dengan *Random Forest*.	Akurasi 86%, lebih tinggi dari Naïve Bayes (82%) dan SVM (79%).	Fokus pada analisis sentimen di media sosial untuk memprediksi rating film, Sedangkan pada thesis ini lebih luas dalam analisis faktor yang mempengaruhi rating film.
7.	(Kumar, 2020) "MOVIE SUCCESS PREDICTION USING *RANDOM FOREST* (RF) CLASSIFIER"	*Random Forest*	Klasifikasi kesuksesan film berdasarkan dataset IMDb dan evaluasi dengan berbagai metrik (akurasi, precision, recall, F1 score, MAE, MSE).	Akurasi 70%, F1 score 69%, precision 66%, dan recall 66%.	Menganalisis kesuksesan film berdasarkan analisis sentimen, Sedangkan pada thesis ini lebih menekankan pada faktor-faktor spesifik yang mempengaruhi rating film.

No	Referensi	Metode	Objek/Proses	Hasil	Perbedaan
9.	Nova Idriani *et al* (2024) "Sentiment Analysis of Public Opinion on Films Taylor Swift Eras Tour on the Twitter Platform Using the *Machine learning*"	Naïve Bayes, Decision Tree, *Random Forest*	Penggunaan tiga algoritma *machine learning* untuk analisis sentimen ulasan film dengan pembagian data 80:20 dan penerapan oversampling SMOTE untuk menyeimbangkan kelas sentimen.	Akurasi tertinggi Decision Tree sebesar 91%, diikuti oleh Naïve Bayes 86%, dan *Random Forest* 88%.	Menggunakan metode SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas sentimen, sedangkan pada thesis ini lebih fokus pada faktor-faktor yang mempengaruhi rating film secara umum.
10	Nugroho & Rilvani, (2023) "Penerapan Metode Oversampling SMOTE Pada Algoritma *Random Forest* Untuk Prediksi Kebangkrutan Perusahaan"	*Random Forest*	Mengembangkan model klasifikasi untuk memprediksi risiko kebangkrutan dengan dataset dari Taiwan Economic Journal dan penerapan oversampling SMOTE.	Akurasi *Random Forest* meningkat 7,40% setelah penerapan SMOTE.	Berfokus pada risiko kebangkrutan dengan optimasi algoritma, sedangkan pada thesis ini lebih menekankan analisis rating film dan faktor-faktor yang mempengaruhinya.
11	Shabrina Assyifa & Luthfiarta (2024) "SMOTE-Tomek Re-sampling Based on *Random Forest* Method to Overcome Unbalanced Data for Multi-class Classification"	*Random Forest*, Support Vector Machine	Analisis sentimen dan emosi ulasan aplikasi mobile di Indonesia menggunakan teknik resampling SMOTE dan Tomek Links.	Akurasi model meningkat dari 58% menjadi 84% setelah penerapan SMOTE-Tomek, dengan optimasi lebih lanjut meningkatkan akurasi menjadi 85%.	Memfokuskan pada klasifikasi emosi dalam ulasan aplikasi, sedangkan pada thesis ini lebih luas dalam analisis faktor-faktor yang mempengaruhi rating film.
12.	(Ilmi, R.R *et al* 2023)"PREDIKSI RATING FILM IMDb MENGGUNAKAN DECISION TREE"	Decision Tree	Prediksi rating film dengan analisis faktor yang mempengaruhi rating menggunakan IMDb Movie	Akurasi pada data training 0.7529, validasi 0.7237, dan testing 0.7079.	Berfokus pada analisis faktor-faktor spesifik yang mempengaruhi rating film seperti, vote, durasi, dan popularitas film di

No	Referensi	Metode	Objek/Proses	Hasil	Perbedaan
			Dataset dengan 28 atribut pada 5043 film.		media sosial dengan menggunakan dataset IMDb dengan menerapkan model Decision Tree. Sedangkan pada thesis ini lebih menekankan analisis rating film secara keseluruhan, mengidentifikasi berbagai faktor yang mempengaruhi rating, serta menerapkan metode *Random Forest* dan *Neural Network* untuk meningkatkan akurasi prediksi.

Mengacu pada penelitian – penelitian tersebut, maka dalam penelitian ini menggunakan metode *Random Forest* dan *Neural Network* karena metode tersebut memiliki nilai akurasi yang cenderung lebih baik. *Random Forest* merupakan kombinasi dari *decision tree* yang digunakan untuk menghindari *overfitting*, sementara *Neural Network* efektif dalam menangkap pola kompleks dalam data. Untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas dalam dataset, penelitian ini juga menerapkan teknik SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). Dengan mengkombinasikan *Random Forest, Neural Network,* dan SMOTE, diharapkan akurasi prediksi rating film dapat meningkat.

Novelty dalam penelitian ini terletak pada pendekatan analisis yang mengintegrasikan Random Forest, Neural Network, dan teknik SMOTE secara bersamaan untuk prediksi rating film IMDb. Selain itu, penelitian ini tidak hanya

berfokus pada hasil prediksi, tetapi juga mengidentifikasi dan menganalisis faktor-faktor penting yang memengaruhi rating film, seperti jumlah suara pengguna, ulasan kritikus, dan popularitas di media sosial. Dengan mengkombinasikan pendekatan ini, penelitian ini memberikan kontribusi baru dalam memahami pengaruh elemen-elemen film terhadap rating serta menawarkan model prediksi yang lebih robust dan adaptif untuk data yang tidak seimbang.

2.3 *Random Forest*

Metode *Random Forest* adalah pengembangan dari metode *Classification and Regression Tree* (CART), yaitu dengan menerapkan metode *bootstrap aggregating* (*bagging*) dan *random feature selection* (Breiman, 2001). *Random Forest* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk klasifikasi dengan membangun banyak pohon klasifikasi. Metode ini dapat meningkatkan hasil akurasi dengan membangkitkan simpul anak untuk setiap node (simpul diatasnya) dan dilakukan pemilihan secara acak, hasil klasifikasi dari setiap pohon diakumulasikan dan dipilh hasil klasifikasi yang paling banyak muncul (Younis *et al*., 2020). Sebagaimana firman Allah dalam Al-Qur'an Surat An-Nahl (16:66):

وَاِنَّ لَكُمْ فِى الْاَنْعَامِ لَعِبْرَةً ۗ نُسْقِيْكُمْ مِّمَّا فِيْ بُطُوْنِهٖ ۛ مِنْۢ بَيْنِ فَرْثٍ وَّدَمٍ لَّبَنًا خَالِصًا سَآئِغًا لِّلشّٰرِبِيْنَ

"Dan sesungguhnya pada binatang ternak itu benar-benar terdapat pelajaran bagi kamu. Kami memberi minum kamu dari apa yang berada dalam perutnya (berupa) susu yang murni antara kotoran dan darah, yang mudah ditelan bagi orang-orang yang meminumnya."

Ayat ini mengisyaratkan adanya pelajaran dari pengamatan pola yang kompleks, seperti bagaimana Random Forest mengamati data dari berbagai perspektif (pohon) untuk menghasilkan hasil akhir yang akurat.

Metode ini terdiri dari root node, internal node, dan leaf node. Root node merupakan simpul yang terletak paling atas, atau biasa disebut sebagai akar dari pohon keputusan. Internal node adalah simpul percabangan, dimana node ini mempunyai output minimal dua dan hanya ada satu input. Sedangkan leaf node atau terminal node merupakan simpul terakhir yang hanya memiliki satu input dan tidak mempunyai output (Sandag, 2020). Pohon keputusan dimulai dengan cara menghitung nilai entropy sebagai penentu tingkat ketidakmurnian atribut dan nilai information gain. Untuk menghitung nilai entropy digunakan rumus seperti pada persamaan 2.1, sedangkan nilai information gain menggunakan persamaan 2.2.

$$Entropy\ (Y) = -\sum ip(c|Y)\ log^2 p(c|Y), \quad (2.1)$$

Keterangan :
Y : Himpunan kasus
P(c|Y) : Proporsi nilai Y terhadap kelas c.

Information Gain (Y,a)

$$Entropy\ (Y) - \sum_{v \in values(a)} \frac{|Yv|}{|Ya|} Entropy(Yv). \quad (2.2)$$

Keterangan :
Values(a) :Nilai yang mungkin dalam himpunan kasus a.
Y_v :Subkelas dari *Y* dengan kelas *v* yang berhubungan dengan kelas a.
Y_a :Semua nilai yang sesuai dengan a.

2.4 *Neural Network*

Neural Network (NN) dikembangkan untuk memproses informasi. Motivasi di balik pengembangan NN adalah untuk meniru bagaimana otak manusia memproses informasi, yang dirangsang oleh saraf biologis. Sistem pemrosesan informasi adalah faktor utama di balik struktur NN. *Neural Network* adalah kumpulan dari sejumlah besar jaringan yang kuat elemen pemrosesan terhubung yang disebut neuron, beroperasi secara bersamaan untuk memecahkan masalah

tertentu (Shaukat *et al*., 2020). Hal ini selaras dengan firman Allah dalam Surat Al-Mulk (67:3-4):

الَّذِيْ خَلَقَ سَبْعَ سَمٰوٰتٍ طِبَاقًاۗ مَا تَرٰى فِيْ خَلْقِ الرَّحْمٰنِ مِنْ تَفٰوُتٍۗ فَارْجِعِ الْبَصَرَۙ هَلْ تَرٰى مِنْ فُطُوْرٍ
ثُمَّ ارْجِعِ الْبَصَرَ كَرَّتَيْنِ يَنْقَلِبْ اِلَيْكَ الْبَصَرُ خَاسِئًا وَّهُوَ حَسِيْرٌ

"Yang telah menciptakan tujuh langit berlapis-lapis. Kamu sekali-kali tidak melihat pada ciptaan Tuhan Yang Maha Pemurah sesuatu yang tidak seimbang. Maka lihatlah berulang-ulang, adakah kamu lihat sesuatu yang cacat? Kemudian pandanglah sekali lagi dan sekali lagi, niscaya penglihatanmu akan kembali kepadamu tanpa menemukan sesuatu cacat dan penglihatanmu itu pun dalam keadaan payah."

Neural Network merefleksikan bagaimana sistem yang harmonis dan tertata, seperti ciptaan Allah, dapat memproses informasi secara paralel untuk menghasilkan hasil yang maksimal.

Pada penelitian ini digunakan multilayer *Neural Network* yang terdiri dari dari tiga layer, input, output dan hidden layer. Setiap lapisan dapat memiliki beberapa node (Prasetyo *et al*., 2022). Node dari lapisan input terhubung ke node di lapisan tersembunyi. Node dari lapisan tersembunyi terhubung ke node di lapisan output. Koneksi tersebut diberi bobot. Algoritma berhenti ketika nilai fungsi kesalahan telah diabaikan.

Salah satu algoritma NN paling populer adalah *backpropagation*. Setelah memilih bobot jaringan secara acak, *backpropagation* digunakan untuk menghitung koreksi yang diperlukan. Algoritma dapat diuraikan dalam empat langkah berikut:

1. Perhitungan feed-forward
2. *Backpropagation* ke lapisan output
3. *Backpropagation* ke hidden layer

4. Pembaruan bobot

Algoritma berhenti ketika nilai fungsi kesalahan menjadi diabaikan (Rahmani & Edwin, 2020). Rule of thumb digunakan untuk menentukan jumlah neuron yang tepat pada hidden layer :

1. Jumlah hidden neuron harus dalam kisaran antara ukuran input layer dan output layer;
2. Jumlah hidden neuron harus 2/3 dari ukuran input layer, ditambah ukuran output layer;
3. Jumlah hidden neuron harus kurang dari dua kali ukuran input layer.

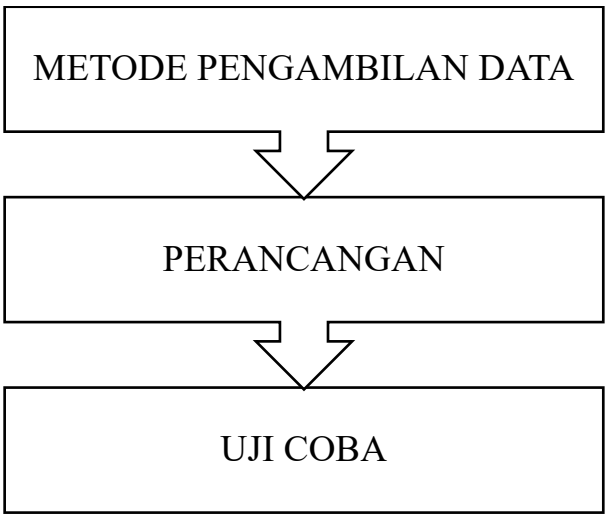
Hidden layer dan hidden nodes merupakan variabel independen yang digunakan. Terdapat dua ragam hidden layer, yaitu satu dan dua. Untuk hidden nodes dan hidden layer, digunakann rule of thumb pada penelitian (Rahmani & Edwin, 2020).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 3 (tiga) tahap yang di Gambarkan melalui diagram pada Gambar 3.1:



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

3.2 Metode Pengambilan Data

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Random Forest* dan *Neural Network*. Variabel penelitian ini adalah bagaimana melakukan prediksi nilai rating film serta mengetahui faktor apa saja yang dapat mempengaruhi tinggi atau rendah nya suatu nilai rating film. Hipotesis dari penelitian ini adalah *Random Forest* dan *Neural Network* dapat diimplementasikan untuk melakukan prediksi nilai rating film. Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data sekunder yang didapat dari situs penyedia database film.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah IMDb movie dataset. Pada dataset terdapat 28 atribut dari 5043 film dalam waktu 100 tahun pada 66 negara

yang memuat 2399 sutradara serta ribuan aktor dan aktris sebagaimana ditunjukkan pada tabel 3.1. Atribut IMDb score pada dataset ditentukan sebagai data label (event) yaitu atribut penentu proses prediksi. Untuk meningkatkan akurasi prediksi atribut maka ditentukan pola data yang mempengaruhi event yaitu atribut yang digunakan dalam proses prediksi.

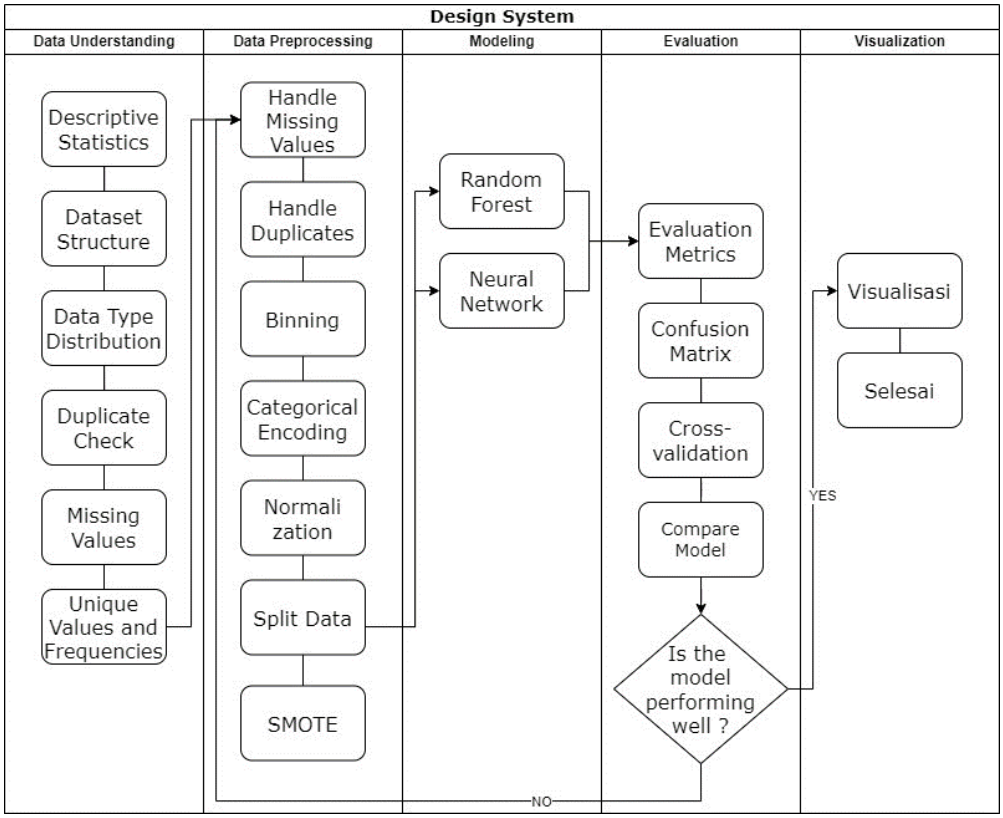
Tabel 3. 1 Atribut Dataset

Atribut	Keterangan	Tipe Data	Contoh Data
actor_1_facebook_likes	like pada fb aktor 1	Integer	1000
actor_1_name	nama aktor	Character	CCH Pounder
actor_2_facebook_likes	like pada fb aktor 2	Integer	936
actor_2_name	nama aktor 2	Character	Joel David Moore
actor_3_facebook_likes	like pada fb aktor 2	Integer	855
actor_3_name	nama aktor 3	Character	Wes Studi
aspect_ratio	aspect ratio	Integer	1.78
Budget	biaya produksi ($)	Integer	237000000
cast_total_facebook_likes	like fb seluruh pemeran	Integer	4834
Color	Warna film	Character	Color
content_rating	kualifikasi usia	Character	PG-13
Country	Negara	Character	USA
director_facebook_likes	like fb sutradara	Integer	0
director_name	sutradara	Character	James Cameron
Duration	Durasi (“)	Integer	178
facenumber_in_poster	Aktor pada poster	Integer	0
Genres	kategori	Character	Action|Adventure|Fantasy|Sci-Fi
Gross	omset ($)	Integer	760505847
IMDb_score	Nilai Rating_IMDb	Integer	7.9
Language	bahasa	Character	English
movie_facebook_likes	jumlah like pada fb film	Integer	33000
movie_IMDb_link	link IMDB	Character	http://www.IMDb.com/title/ tt0499549/?ref_=fn_tt_tt_1

Atribut	Keterangan	Tipe Data	Contoh Data
movie_title	Judul	Character	AvatarÂ
num_critic_for_reviews	critical review	Integer	723
num_user_for_reviews	review user	Integer	3054
num_voted_users	jumlah vote	Integer	886204
plot_keywords	kata kunci	Character	avatar|future|marine|native|paraplegic
title_year	waktu rilis	Integer	2009

3.3 Perancangan Sistem

Perancangan implementasi metode bertujuan untuk mengetahui komponen apa saja yang dibutuhkan dalam mengimplementasikan *Random Forest* dan *Neural Network* untuk prediksi nilai rating film. Berikut merupakan Gambar perancangan sistem.



Gambar 3. 2 Perancangan Sistem

Pada pemodelan sistem dilakukan beberapa proses yaitu koleksi data, preprocessing, implementasi *Random Forest* dan *Neural Network*.

3.1.1 Data Understanding

Pada tahap ini, dilakukan pemahaman mendalam terhadap dataset yang akan digunakan untuk analisis prediksi rating film. Tahapan ini mencakup beberapa langkah penting yang bertujuan untuk memahami struktur dan karakteristik dataset. Berikut adalah rincian proses yang dilakukan.

1. Menghitung statistik deskriptif dasar seperti nilai rata-rata, median, standar deviasi, nilai minimum, dan maksimum untuk atribut-atribut numerik. Proses ini bertujuan untuk memahami sebaran data dan mengidentifikasi pola dasar yang ada dalam dataset.
2. Peninjauan terhadap bentuk dan ukuran dataset, yaitu jumlah baris dan kolom. Selain itu, dilakukan juga deskripsi terhadap setiap atribut yang ada untuk mendapatkan pemahaman mengenai jenis informasi yang terkandung dalam dataset.
3. Mengidentifikasi tipe data dari setiap kolom dalam dataset. Tipe data tersebut dapat berupa numerik, kategorikal, atau boolean. Informasi mengenai tipe data ini sangat penting untuk menentukan metode preprocessing yang tepat, khususnya dalam menangani variabel numerik dan kategorikal.
4. Pemeriksaan untuk mengetahui apakah terdapat baris duplikat dalam dataset. Baris yang duplikat dapat memengaruhi hasil analisis dan model prediksi jika tidak dihapus, sehingga perlu dilakukan identifikasi dan penanganan.

5. Identifikasi terhadap nilai – nilai yang hilang (*missing values*) dalam dataset. Kolom atau baris yang memiliki *missing values* kemudian ditangani menggunakan strategi yang sesuai, seperti penghapusan baris atau pengisian nilai yang hilang dengan metode tertentu (median, modus, atau nilai yang paling umum).
6. Menghitung jumlah nilai unik pada kolom kategorikal serta menganalisis distribusi frekuensi dari masing – masing kategori. Analisis ini membantu dalam memahami penyebaran kategori – kategori di dalam dataset dan bagaimana kategori tersebut dapat memengaruhi hasil prediksi.

3.1.2 Data Preprocessing

Pada tahap ini, dilakukan proses persiapan data mentah sebelum diterapkan ke model *machine learning*. Langkah-langkah yang dilakukan mencakup beberapa teknik untuk memastikan bahwa data siap diproses oleh algoritma. Berikut penjelasan dari masing – masing langkah:

1. Penanganan *Missing values* (*Handle Missing values*): *Missing values* yang terdapat pada kolom-kolom penting, seperti director_name, actor_1_name, akan dihapus. Untuk kolom numerik yang memiliki *missing values*, dilakukan pengisian nilai menggunakan median, sedangkan untuk kolom kategorikal yang memiliki *missing values*, nilai tersebut akan diisi dengan kategori 'Unknown'. Langkah ini bertujuan untuk menjaga integritas data sekaligus meminimalkan penghapusan data yang signifikan.
2. Penanganan Duplikasi (*Handle Duplicates*): Pemeriksaan dan penghapusan baris yang duplikat dilakukan untuk mencegah bias dalam proses pemodelan.

Baris duplikat dapat menyebabkan hasil analisis menjadi tidak akurat, sehingga perlu dihilangkan sebelum proses lebih lanjut.

3. *Binning* pada Variabel IMDb Score dan Durasi (*Binning*):
   a) *IMDb Score Binning*: Atribut IMDb_score akan dibagi menjadi beberapa kategori (binning) yaitu 0 – 4 rendah, 4 - 7 sedang, dan 7 – 10 tinggi. Binning ini diperlukan untuk melakukan klasifikasi, mengelompokan nilai rating menjadi kategori yang lebih terstruktur dan mudah dipahami oleh model klasifikasi.
   b) Binning Durasi Film: Durasi film (duration) akan dibagi ke dalam kategori durasi pendek, sedang, panjang, dan sangat panjang untuk memberikan wawasan tambahan dalam analisis klasifikasi.
4. *Encoding* Kategorikal (*Categorical Encoding*):
   a) *One-Hot Encoding* diterapkan pada atribut dengan kategori terbatas seperti color, content_rating, dan language, agar setiap kategori diubah menjadi bentuk biner.
   b) *Frequency Encoding* digunakan untuk atribut dengan banyak kategori unik seperti actor_1_name, director_name, dan genres, dengan mengonversi kategori menjadi frekuensi kemunculan.
   c) *Label Encoding* diterapkan pada variabel binned seperti IMDb_score_binned dan duration_binned untuk mengubah kategori menjadi nilai numerik yang merepresentasikan urutan.
5. Normalisasi (*Normalization*): Kolom numerik seperti budget dan gross akan dinormalisasi menggunakan StandardScaler. Normalisasi diperlukan untuk

memastikan distribusi data yang lebih seimbang, sehingga model *machine learning* dapat bekerja secara optimal tanpa bias terhadap variabel dengan skala yang berbeda.

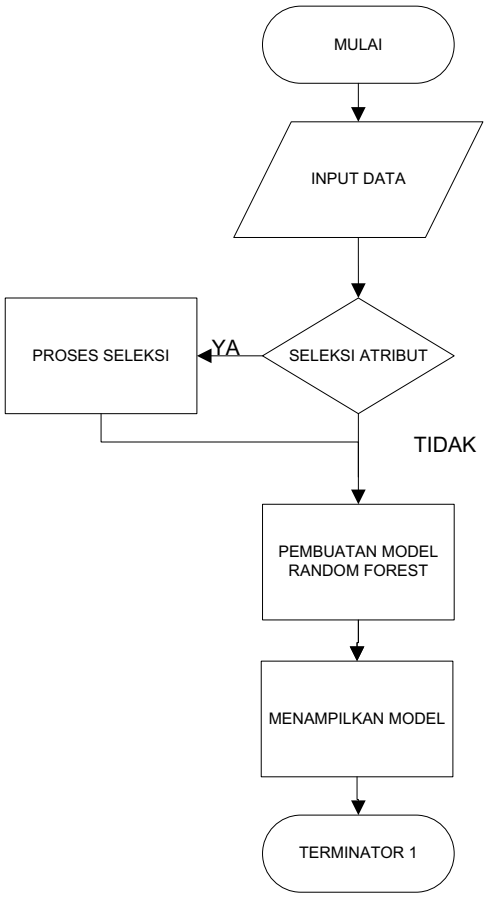
6. Pemecahan Dataset (*Split Data*): Dataset dipisahkan menjadi variabel prediktor (X) dan variabel target (IMDb_score_binned). Pemisahan ini dilakukan agar dataset siap digunakan untuk keperluan klasifikasi, di mana target berupa IMDb_score_binned digunakan untuk membagi nilai rating IMDb ke dalam beberapa kategori.
7. Oversampling menggunakan SMOTE (SMOTE): Untuk menangani ketidakseimbangan kelas dalam variabel target (IMDb_score_binned), dilakukan oversampling pada data train menggunakan SMOTE. SMOTE akan menghasilkan data sintetik pada kelas yang minoritas sehingga distribusi kelas menjadi lebih seimbang. Proses ini diterapkan setelah pemisahan data train-test namun sebelum model *machine learning* dilatih.

3.1.3 Modeling

Pada tahap ini, diterapkan dua algoritma utama *machine learning*, yaitu *Random Forest* dan *Neural Network*, yang dirancang untuk memenuhi dua tujuan pemodelan, yaitu prediksi. Berikut penjelasan lebih lanjut mengenai metode yang digunakan:

3.1.3.1 *Random Forest*

Tahapan prediksi menggunakan *Random Forest* digambarkan pada Gambar 3.3.



Gambar 3. 3 Alur *Random Forest*

Perhitungan manual menggunakan sampel data ditunjukkan sebagai berikut.

Data yang digunakan adalah data numerik.

Tabel 3. 2 Random Data Untuk membangun Tree 1

Budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
245000000	200074175	275868	0,60563383	85000	949	11000	554	148	1	2015	6,8	6,8
250000000	458991599	462669	0,56848701	118000	949	26000	40000	141	4	2015	7,5	6,8
250000000	301956980	321795	0,38540596	10000	282	25000	21000	153	3	2009	7,5	6,8
225000000	179020854	268154	1,32258064	40000	188	10000	1534	106	1	2012	6,8	6,8

Budget	gross	vote	critic	movie_fb	dir_fb	actor1_fb	other_act_fb	duration	face_num	year	IMDb_score	bin_score
17000000	172051787	264183	0,705263158	30000	364	12000	11000	125	0	2010	6,8	6,8
20000000	125320003	286095	0,433264887	16720	368	23000	3988	118	0	2009	6,6	6,8
18000000	124051759	42372	1,037656904	29000	282	11000	10103	110	2	2016	6,6	6,8
15000000	127490802	459346	0,440389294	23000	21000	11000	1919	166	2	2008	7,8	6,8

Langkah *Random Forest* yaitu membangun tree dan menentukan node dan leaf melalui perhitungan information gain. Membangun tree 1. Hasil perhitungan i*nformation gain* setiap atribut :

Tabel 3. 3 Perhitungan Entropy dan Gain

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
Total			8	2	3	2	1	1,90564	
budget	<	212500000	4	2	1	0	1	1,5	1,655639062
	>=		4	0	2	2	0	1	
gross	<	175536321	4	2	1	0	1	1,5	1,655639062
	>=		4	0	2	2	0	1	
user_vote	<	280981,5	4	1	3	0	0	0,81128	2,25
	>=		4	1	0	2	1	1,5	
critic_review_ratio	<	0,5870604	4	1	0	2	1	1,5	1,561278124
	>=		4	1	3	0	0	0,81128	
movie_fb	<	29500	4	2	0	1	1	1,5	1,561278124
	>=		4	0	3	1	0	0,81128	
director_fb	<	366	4	1	2	1	0	1,5	2,155639062
	>=		4	1	1	1	1	2	
actor1_fb	<	11500	4	1	2	0	1	1,5	1,905639062
	>=		4	1	1	2	0	1,5	
other_actors_fb	<	7045,5	4	1	2	0	1	1,5	

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
	>=		4	1	1	2	0	1,5	1,905639062
duration	<	133	4	2	2	0	0	1	2,155639062
	>=		4	0	1	2	1	1,5	
face_number	<	1,5	4	1	3	0	0	0,81128	2,25
	>=		4	1	0	2	1	1,5	
year	<	2011	4	1	1	1	1	2	1,655639062
	>=		4	1	2	1	0	1,5	

Atribut yang dipilih untuk dijadikan node adalah user_vote.

Menentukan node 1.1 < 280981,5

Tabel 3. 4 Data untuk Node 1.1

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
245000000	200074175	275868	0,60563380 3	85000	949	11000	554	148	1	2015	6,8	6,8
225000000	179020854	268154	1,32258064 5	40000	188	10000	1534	106	1	2012	6,8	6,8
170000000	172051787	264183	0,70526315 8	30000	364	12000	11000	125	0	2010	6,8	6,8
180000000	124051759	42372	1,03765690 4	29000	282	11000	10103	110	2	2016	6,6	6,8

Tabel 3. 5 Perhitungan Entropy dan Gain

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
Total			4	1	3	0	0	0,81128	
budget	<	202500000	2	1	1	0	0	1	0,311278124
	>=		2	0	2	0	0	0	
gross	<	175536321	2	1	1	0	0	1	0,311278124
	>=		2	0	2	0	0	0	
user_vote	<	266168,5	2	1	1	0	0	1	0,311278124

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
	>=		2	0	2	0	0	0	
critic_review_ratio	<	0,87146	2	0	2	0	0	0	1,311278124
	>=		2	1	1	0	0	1	
movie_fb	<	35000	2	1	1	0	0	1	0,311278124
	>=		2	0	2	0	0	0	
director_fb	<	323	2	1	1	0	0	1	1,655639062
	>=		2	0	2	0	0	0	
actor1_fb	<	11000	1	0	1	0	0	1	0,561278124
	>=		3	1	2	0	0	0	
other_actors_fb	<	5818,5	2	0	2	0	0	0	1,311278124
	>=		2	1	1	0	0	1	
duration	<	117,5	2	1	1	0	0	1	0,311278124
	>=		2	0	2	0	0	0	
face_number	<	1	1	0	1	0	0	0	1,5
	>=		3	1	2	0	0	0,9183	
year	<	2013,5	2	0	2	0	0	0	1,311278124
	>=		2	1	1	0	0	1	

Attribut yang dipilih untuk dijadikan node: director_fb**.** Menentukan node 1.1.1 < 323

Tabel 3. 6 Data untuk node 1.1.1

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
22500000	179020854	268154	1,32258064 5	40000	188	10000	1534	106	1	2012	USA	6,8
18000000	124051759	42372	1,03765690 4	29000	282	11000	10103	110	2	2016	USA	6,8

Tabel 3. 7 Perhitungan Entropy dan gain

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
Total			2	1	1	0	0	1	
budget	<	202500000	1	1	0	0	0	0	1
	>=		1	0	1	0	0	0	
gross	<	151536306,5	1	1	0	0	0	0	1
	>=		1	0	1	0	0	0	
user_vote	<	155263	1	1	0	0	0	0	1

Atribut		Partisi	Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
	>=		1	0	1	0	0	0	
critic_review_ratio	<	1,180118774	1	1	0	0	0	0	1
	>=		1	0	1	0	0	0	
movie_fb	<	34500	1	1	0	0	0	0	1
	>=		1	0	1	0	0	0	
director_fb	<	235	1	0	1	0	0	0	1
	>=		1	1	0	0	0	0	
actor1_fb	<	10500	1	0	1	0	0	0	1
	>=		1	1	0	0	0	0	
other_actors_fb	<	5818,5	1	0	1	0	0	0	1
	>=		1	1	0	0	0	0	
duration	<	108	1	0	1	0	0	0	1
	>=		1	1	0	0	0	0	
face_number	<	1,5	1	0	1	0	0	0	1
	>=		1	1	0	0	0	0	
year	<	2014	1	0	1	0	0	0	1
	>=		1	1	0	0	0	0	

Attribut yang dipilih untuk dijadikan node: face_number**.** Menentukan node 1.1.1.1 < 1,5

Tabel 3. 8 Data untuk node 1.1.1.1

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
22500000	179020854	26815	1,32258064545	40000	188	10000	1534	106	1	2012	6,8	6,8

Setiap kali data tersisa satu maka atribut kelas akan dijadikan leaf node dengan nilai kelas yang tersisa. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node: 6,8. Menentukan node 1.1.1.2 >= 1,5

Tabel 3. 9 Data unutk node 1.1.1.2

budget	gross	vote	critic	movie_fb	dir_fb	actor1_fb	other_act_fb	duration	face_num	year	IMDb_score	bin_score
18000000	124051759	4237	1,037656904	29000	282	11000	10103	110	2	2016	6,6	6,8

Setiap kali data tersisa satu maka atribut kelas akan dijadikan leaf node dengan nilai kelas yang tersisa. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node: 6,6. Menentukan node 1.2 >= 280981,5.

Tabel 3. 10 Data untuk node 1.2

budget	gross	vote	critic	movie_fb	dir_fb	actor1_fb	other_act_fb	duration	face_num	year	IMDb_score	bin_score
25000000	458991599	4626 69	0,56848701 9	118000	949	26000	40000	141	4	2015	7,5	6,8
25000000	301956980	3217 95	0,38540596 1	10000	282	25000	21000	153	3	2009	7,5	6,8
20000000	125320003	2860 95	0,43326488 7	16720	368	23000	3988	118	0	2009	6,6	6,8
15000000	127490802	4593 46	0,44038929 4	23000	21000	11000	1919	166	2	2008	7,8	6,8

Tabel 3. 11 Perhitungan Entropy dan Gain

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
Total			4	1	0	2	1	1,5	
budget	<	225000000	2	1	0	0	1	1	
	>=		2	0	0	2	0	0	1
gross	<	214723891	2	1	0	0	1	1	
	>=		2	0	0	2	0	0	1

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
user_vote	<	390570,5	2	1	0	1	0	1	
	>=		2	0	0	1	1	1	1,5
critic_review_ratio	<	0,436827091	2	1	0	1	0	1	
	>=		2	0	0	1	1	1	1,5
movie_fb	<	19860	2	1	0	1	0	1	
	>=		2	0	0	1	1	1	1,5
director_fb	<	658,5	2	1	0	1	0	1	
	>=		2	0	0	1	1	1	1,5
actor1_fb	<	24000	2	1	0	0	1	1	
	>=		2	0	0	2	0	0	1
other_actors_fb	<	12494	2	1	0	0	1	1	
	>=		2	0	0	2	0	0	1
duration	<	147	2	1	0	1	0	1	
	>=		2	0	0	1	1	1	1,5
face_number	<	2,5	2	1	0	0	1	1	
	>=		2	0	0	2	0	0	1
year	<	2009	1	0	0	0	1	0	2,188721876

Attribut yang dipilih untuk dijadikan node : year. Menentukan node 1.2.1 < 2009

Tabel 3. 12 data untuk node 1.2.1

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
150000000	127490802	4593	0,44038929	23000	2100	11000	1919	166	2	2008	7,8	6,8

Setiap kali data tersisa satu maka atribut kelas akan dijadikan leaf node dengan nilai kelas yang tersisa. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node: 7,8. Menentukan node 1.2.2 >= 2009

Tabel 3. 13 Data untuk node 1.2.2

budget	gross	vote	critic	movie_fb	dir_fb	actor1_fb	other_act_fb	duration	face_num	year	IMDb_score	bin_score
25000000	458991599	4626	0,56848701	118000	949	26000	40000	141	4	2015	7,5	6,8
25000000	301956980	3217	0,38540596	10000	282	25000	21000	153	3	2009	7,5	6,8
20000000	125320003	2860	0,43326488	16720	368	23000	3988	118	0	2009	6,6	6,8

Tabel 3. 14 Perhitungan Entropy dan Gain

Atribut		Partisi	Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
Total			3	1	0	2	0	0,918295834	
budget	<	250000000	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	
gross	<	301956980	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	
user_vote	<	321795	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	
critic_review_ratio	<	0,433264887	1	0	0	1	0	0	1,584962501
	>=		2	1	0	1	0	1	
movie_fb	<	16720	1	0	0	1	0	0	1,584962501
	>=		2	1	0	1	0	1	
director_fb	<	368	1	0	0	1	0	0	1,584962501
	>=		2	1	0	1	0	1	
actor1_fb	<	25000	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	
other_actors_fb	<	21000	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	
duration	<	141	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
face_number	<	3	1	1	0	0	0	0	0,918295834
	>=		2	0	0	2	0	0	
year	<	2010	2	1	0	1	0	1	0,251629167

Attribut yang dipilih untuk dijadikan node : critic_review_ratio. Menentukan node 1.2.2.1 < 0,4332648

Tabel 3. 15 Data untuk node 1.2.2.1

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
25000000	30195698	3217	0,38540596	10000	282	25000	21000	153	3	2009	7,5	6,8

Setiap kali data tersisa satu maka atribut kelas akan dijadikan leaf node dengan nilai kelas yang tersisa. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node : 7,5 Menentukan node 1.2.2.2 >= 0,4332648

Tabel 3. 16 Data untuk node 1.2.2.2

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
25000000	458991599	4626	0,568487019	118000	949	26000	40000	141	4	2015	7,5	6,8
20000000	12532000 3	2860	0,433264887	16720	368	23000	3988	118	0	2009	6,6	6,8

Tabel 3. 17 Perhitungan Entropy dan Gain

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
Total			2	1	0	1	0	1	
budget	<	225000000	1	1	0	0	0	0	1

Atribut	Partisi		Total kasus	6,6	6,8	7,5	7,8	Entropy	Gain
	>=		1	0	0	1	0	0	
	<	292155801	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
user_vote	<	374382	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
critic_review_ratio	<	0,500875953	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
movie_fb	<	67360	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
director_fb	<	658,5	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
actor1_fb	<	24500	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
other_actors_fb	<	21994	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
duration	<	129,5	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
face_number	<	2	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1
year	<	2012	1	1	0	0	0	0	
	>=		1	0	0	1	0	0	1

Attribut yang dipilih untuk dijadikan node : budget. Menentukan node 1.2.2.2.1< 225000000

Tabel 3. 18 Data untuk node 1.2.2.2.1

budget	**gross**	**vote**	**critic**	**movie_fb**	**dir_fb**	**actor1_fb**	**other_act_fb**	**duration**	**face_num**	**year**	**IMDb_score**	**bin_score**
20000000	125320003	28 6095	0,433 264887	16720	368	23000	3988	118	0	2009	6,6	6,8

Setiap kali data tersisa satu maka atribut kelas akan dijadikan leaf node dengan nilai kelas yang tersisa. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node : 6,6. Menentukan node 1.2.2.2.2 >= 225000000

Tabel 3. 19 Data untuk node 1.2.2.2.2

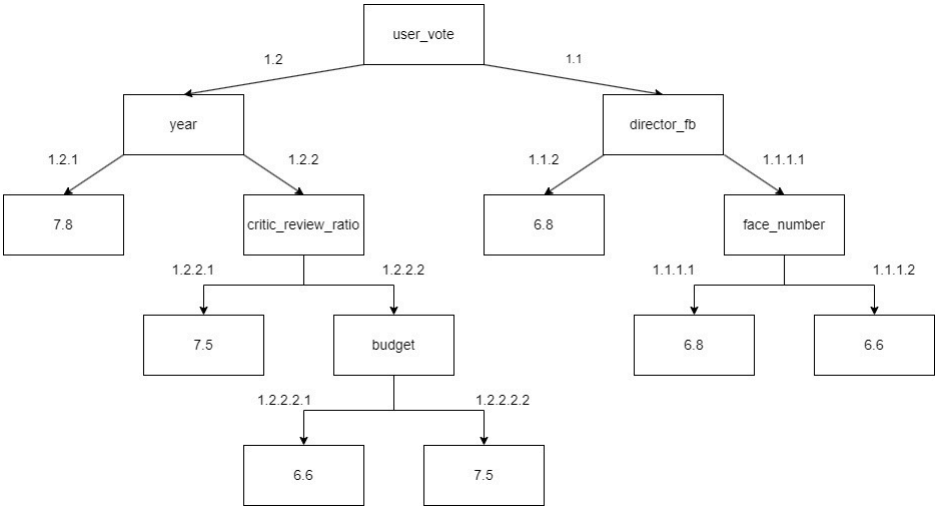
budget	gross	vote	critic	movie_fb	dir_fb	actor1_fb	other_act_fb	duration	face_num	year	IMDb_score	bin_score
25000000	458991599	4626	0,56848701	118000	949	26000	40000	141	4	2015	7,5	6,8

Setiap kali data tersisa satu maka atribut kelas akan dijadikan leaf node dengan nilai kelas yang tersisa. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node : 7,5. Menentukan node 1.1.2 >= 323.

Tabel 3. 20 Data untuk node 1.1.2

budget	gross	vote	critic	movie_fb	dir_fb	actor1_fb	other_act_fb	duration	face_num	year	IMDb_score	bin_score
24500000	200074175	2758	0,60563380 3	85000	949	11000	554	148	1	2015	6,8	6,8
17000000	172051787	2641	0,70526315 8	30000	364	12000	11000	125	0	2010	6,8	6,8

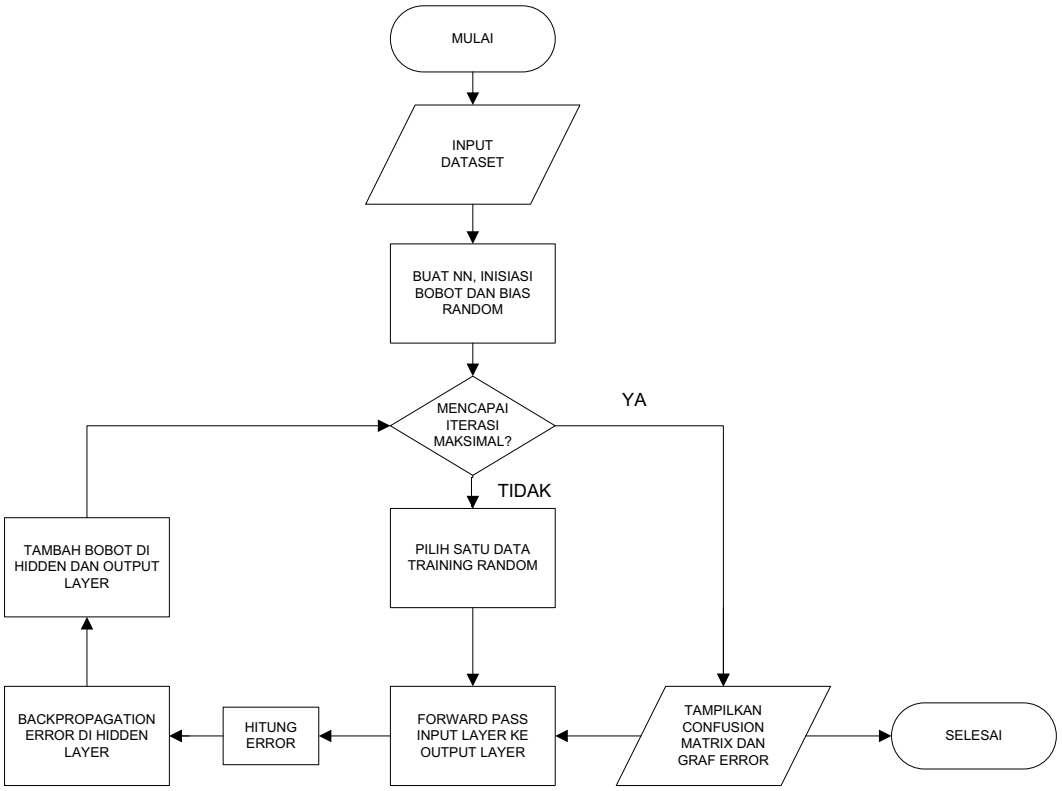
Setiap kali data yang tersisa memiliki nilai atribut kelas yang sama, maka atribut kelas dijadikan leaf node dengan nilai kelas tersebut. Attribut yang dipilih untuk dijadikan node: 6,8.



Gambar 3. 4 Gambar Tree

3.1.3.2 *Neural Network*

Pada penelitian ini dilakukan backpropagation *Neural Network* (NN) dengan alur sebagaimana Gambar 3.4.



Gambar 3. 5 Flowchart NN

Perhitungan manual dengan algoritma backpropagation akan mengambil sampel data. Berikut contoh data yang akan dilakukan proses backpropagation:

Tabel 3. 21 Data

gross	user_vote	critic_review_ratio	movie_fb	director_fb	actor1_fb	other_actors_fb	duration	face_number	year	IMDb_score
20007417 5	275868	0,605633803	85000	949	11000	554	148	1	2015	6,8
45899159 9	462669	0,568487019	118000	949	26000	40000	141	4	2015	7,5
30195698 0	321795	0,385405961	10000	282	25000	21000	153	3	2009	7,5
17902085 4	268154	1,322580645	40000	188	10000	1534	106	1	2012	6,8

Berdasarkan Tabel data pembobotan 3.22 diatas, data tersebut diproses dengan normalisasi data ke dalam range [0, 1].

Untuk normalisasi data digunakan rumus sebagai berikut :

$$X' = \frac{0{,}8(x-\min)}{max-min} + 0{,}1 \qquad (3.1)$$

Keterangan :
X’ : Data normalisasi
x : data yang dinormalisasi
min : data paling kecil.
max : data paling besar.

Sehingga dari proses perhitungan normalisasi data diatas mendapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 3. 22 Normalisasi Data

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Data ternormalisasi	0,26	0,23	0,39	0,76	1,00	0,25	0,20	0,91	0,20	1,00
	1,00	1,00	0,36	1,00	1,00	1,00	1,00	0,80	1,00	1,00
	0,55	0,42	0,20	0,20	0,30	0,95	0,61	1,00	0,73	0,20
	0,20	0,20	1,00	0,42	0,20	0,20	0,22	0,20	0,20	0,60

Selanjutnya adalah menentukan bias, learning rate (α) dan treshold.

Tabel 3. 23 Nilai Inisiasi

Inisisasi	Nilai
Bias Value	1
Learning Rate	0,2
Treshold	0,01
t1	0,1
t2	0,9

Kemudian memberikan nilai bobot secara acak dari input layer menuju hidden layer dan nilai bobot acak dari hidden layer menuju output layer. Selanjutnya dilakukan tahapan iterasi pertama menggunakan algoritma backpropagation dilanjutkan dengan fungsi aktivasi sigmoid sebagai berikut :

$$Z\text{netj} = v0j + \sum_{i=1}^{p} xivji \quad (3.2)$$

$$Z\text{j} = f(Znetj) = \frac{1}{1+ exp^{-znetj}} \quad (3.3)$$

Kemudian menghitung keluaran jaringan unit Y dan dilanjutkan menghitung sigmoidnya dengan rumus sebagai berikut :

$$Ynetl = w0k + \sum_{j=1}^{n} zjwkj$$

3.(4)

Tabel 3. 24 Bobot Nilai Acak Input Layer ke Hidden Layer

Parameter	Bobot									
	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10
N1	0,56	-0,70	0,70	-0,48	0,62	-0,28	1,22	-0,20	-1,16	0,44
N2	0,15	-0,25	-0,26	-0,35	-0,11	-0,59	-0,12	-0,42	-0,17	-0,21
N3	1,65	1,07	-0,54	-0,73	-1,09	-0,12	-0,16	0,65	-0,50	-0,45
N4	-1,25	0,08	0,57	-0,76	-0,63	0,20	-0,82	1,20	-0,20	0,75
N5	-1,07	0,19	1,98	0,91	0,50	0,02	0,23	0,81	-0,90	0,28
N6	1,05	-0,80	0,41	0,40	0,06	1,04	-0,01	-0,18	-0,33	-0,56
N7	-0,21	-0,30	0,59	-0,60	0,28	-0,06	-0,36	0,46	0,69	0,54
N8	-0,75	0,33	-0,25	-0,41	1,09	0,66	-0,74	1,71	-0,04	1,46

N9	-0,66	-0,37	-0,23	-0,30	-0,56	-1,01	-0,28	0,96	0,35	0,88
N10	0,37	-0,69	-0,04	0,27	-0,20	0,62	-0,11	-1,40	0,85	0,46

Tabel 3. 25 Bobot Nilai Acak Input Layer ke Output Layer

Parameter	Bobot									
	W'1	W'2	W'3	W'4	W'5	W'6	W'7	W'8	W'9	W'10
Y1	-1,28	0,51	0,26	-1,71	0,86	0,03	0,07	-0,80	0,39	0,49
Y2	-0,96	-0,50	-1,33	0,33	0,34	0,69	-1,27	0,80	-0,30	-0,10

Menghitung faktor yang ada dalam setiap unit *output* berdasarkan nilai *error.* Kemudian dilanjutkan dengan menghitung perubahan bobot menggunakan learning rate. Menghitung penjumlahan error dari *hidden* layer. Menghitung factor error yang terdapat di *hidden* layer.

Tabel 3. 26 Faktor error

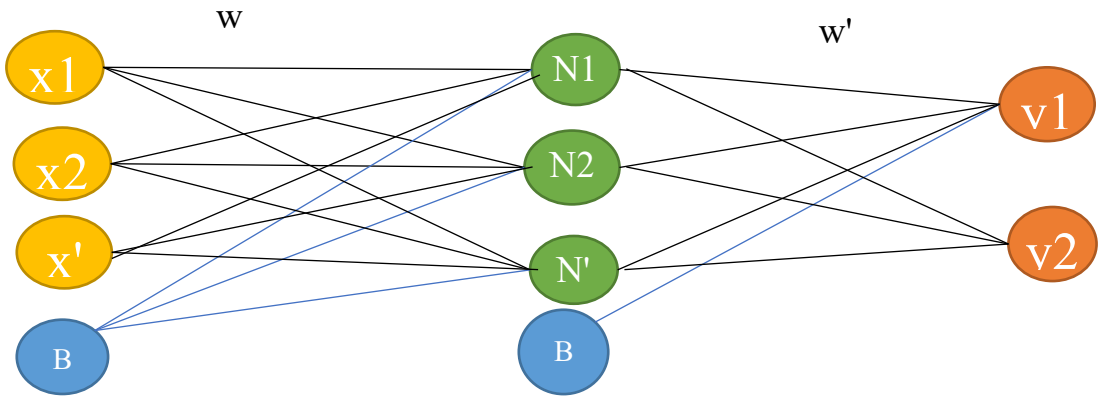
	H	Sig_H	Y	Sig_Y	Etot
1	1,15	0,758685757	-0,4674952	0,38520926	0,1204529
2	1,04	0,738484485	0,0021939	0,50054848	
3	1,43	0,806859371			
4	0,67	0,662291161			
5	0,72	0,673145686			
6	1,27	0,781447572			
7	0,95	0,720336318			
8	0,81	0,69111842			
9	0,83	0,696168435			
10	1,10	0,749372464			

Menghitung suku perubahan bobot yang terdapat pada hidden layer untuk memperbaiki Vij, didapatkan dengan mengalikan hasil δ1dengan x1. Tahap terakhir dalam metode backpropagation yaitu menghitung perubahan bobot pada output layer.

Tabel 3. 27 Bobot Baru

Parameter	Bobot									
N1	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10
N2	0,57	-0,70	0,71	-0,46	0,64	-0,27	1,23	-0,18	-1,16	0,46
N3	0,15	-0,25	-0,25	-0,33	-0,09	-0,58	-0,11	-0,40	-0,16	-0,19
N4	1,66	1,08	-0,53	-0,71	-1,06	-0,11	-0,15	0,68	-0,50	-0,43
N5	-1,25	0,08	0,58	-0,75	-0,61	0,20	-0,82	1,22	-0,19	0,78
N6	-1,06	0,19	1,99	0,92	0,53	0,02	0,23	0,83	-0,89	0,31
N7	1,06	-0,79	0,42	0,42	0,09	1,04	0,00	-0,16	-0,33	-0,54
N8	-0,20	-0,29	0,60	-0,58	0,31	-0,05	-0,36	0,48	0,69	0,57
N9	-0,74	0,33	-0,24	-0,40	1,12	0,67	-0,74	1,73	-0,03	1,49
N10	-0,65	-0,37	-0,22	-0,28	-0,54	-1,00	-0,27	0,98	0,36	0,90
	0,37	-0,69	-0,03	0,28	-0,17	0,62	-0,11	-1,38	0,85	0,48

Berdasarkan perhitungan manual *Neural Network* menggunakan algoritma backpropagation hasil Tabel Tabel 3.10 adalah hasil bobot hidden layer dengan iterasi pertama. Berikut Gambar 3.10 merupakan arsitektur backpropagation NN.



Gambar 3. 6 Arsitektur Backpropagation NN

3.1.3.3 Evaluation

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model yang telah dibangun, baik pada data yang tidak diimbangi maupun yang telah diimbangi menggunakan SMOTE. Beberapa metrik evaluasi yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Metrik Evaluasi (*Evaluation Metrics*): Pada model klasifikasi, digunakan metrik seperti accuracy_score, precision, recall, dan F1-score untuk menilai kinerja klasifikasi model terhadap kategori rating film. Pada dataset yang menggunakan SMOTE, recall pada kelas minoritas akan menjadi fokus utama, sedangkan pada dataset tanpa SMOTE, keseimbangan antara precision dan recall pada semua kelas harus dianalisis untuk memastikan performa yang adil di semua kategori.
2. Matriks Kebingungan (*Confusion Matrix*): Pada model klasifikasi, matriks kebingungan (confusion_matrix) digunakan untuk mengidentifikasi jumlah prediksi yang benar dan salah dari setiap kelas kategori. Evaluasi ini dilakukan pada dua skenario, yaitu data yang tidak diimbangi dan data yang diimbangi menggunakan SMOTE. Pada data dengan SMOTE, matriks ini akan membantu dalam menganalisis seberapa baik model dapat meningkatkan prediksi kelas minoritas.
3. Cross-validation: Untuk memastikan konsistensi hasil evaluasi, digunakan teknik K-fold cross-validation. Cross-validation dilakukan baik pada data yang tidak diimbangi maupun yang diimbangi menggunakan SMOTE untuk melihat bagaimana model bekerja pada berbagai subset data. Ini akan memberikan

gambaran yang lebih luas mengenai konsistensi model dalam menangani ketidakseimbangan data.

Perbandingan Model (*Compare Model*): Pada tahap ini, performa kedua model, *Random Forest* dan *Neural Network*, dibandingkan berdasarkan hasil evaluasi. Perbandingan ini dilakukan untuk mengetahui model mana yang lebih optimal dalam prediksi rating film.

3.1.3.4 Visualization

Tahapan visualisasi berfungsi untuk menampilkan grafik dan diagram yang mendukung seluruh proses analisis serta modeling yang telah dilakukan. Visualisasi membantu dalam pemahaman data dan hasil evaluasi model.

3.4 Skenario Pengujian

Peneliti membagi data menjadi 4 bagian untuk skenario pengujian, yaitu Model A dengan perbandingan 90% data train : 10% data test, Model B dengan perbandingan 80% data train : 20% data test, Model C dengan perbandingan 75% data train: 25% data test, dan Model D dengan perbandingan 70% data train : 30% data test (Almais *et al* ,.2022). Pengujian dilakukan dalam dua skenario, yaitu tanpa SMOTE dan dengan SMOTE. Pada pengujian tanpa SMOTE, model dilatih menggunakan data asli tanpa proses balancing untuk mengukur performa model pada dataset dengan ketidakseimbangan kelas. Sementara itu, pada pengujian dengan SMOTE, data dilatih menggunakan SMOTE untuk mengimbangi kelas-kelas yang kurang terwakili, dengan tujuan melihat seberapa besar peningkatan kinerja model, terutama pada kelas minoritas, setelah dilakukan oversampling. Dengan membagi dataset ke dalam beberapa skenario pengujian yang berbeda, baik

tanpa SMOTE maupun dengan SMOTE, diharapkan diperoleh model prediksi yang paling optimal dalam memprediksi nilai rating film berdasarkan faktor-faktor dalam dataset, sekaligus memberikan wawasan mendalam tentang kemampuan model dalam menangani ketidakseimbangan kelas.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Understanding

Data yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari IMDb dan mencakup berbagai atribut film. Pada sub bab ini akan dijelaskan mengenai karakteristik dataset, termasuk statistik deskriptif, struktur dataset, adanya nilai yang hilang dan data duplikat.

4.1.1 *Descriptive Statistics*

Descriptive statitstics memberikan Gambaran umum mengenai distribusi dan karakteristik atribut dalam dataset. Tabel 4.1 menyajikan informasi mengenai atribut-atribut yang relevan beserta statistik dasar yang menggambarkan karakteristik masing – masing atribut.

Tabel 4. 1 Statistik Deskriptif Atribut Dataset

attribut	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
num_critic_for_reviews	4.993.000	140.194	121.602	1.000	50.000	110.000	195.000	813.000
duration	5.028.000	107.201	25.197	7.000	93.000	103.000	118.000	511.000
director_facebook_likes	4.939.000	686.509	2.813.329	0.000	7.000	49.000	194.500	23.000.000
actor_3_facebook_likes	5.020.000	645.010	1.665.042	0.000	133.000	371.500	636.000	23.000.000
actor_1_facebook_likes	5.036.000	6.560.047	15.020.759	0.000	614.000	988.000	11.000.000	640.000.000
gross	4.159.000	48.468.410.000	68.452.99	162.000	5.340.988.000	25.517.500.000	62.309.444.000	760.505.800.000

attribut	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
			0.000					
num_voted_users	5.043.000	83.668.160	138.485.340	5.000	8.593.500	34.359.000	96.309.000	1.689.764.000
cast_total_facebook_likes	5.043.000	9.699.064	18.163.799	0.000	1.411.000	3.090.000	13.756.500	656.730.000
facenumber_in_poster	5.030.000	1.371	2.014	0.000	0.000	1.000	2.000	43.000
num_user_for_reviews	5.022.000	272.771	377.983	1.000	65.000	156.000	326.000	5.060.000
budget	4.551.000	39.752.620.000	206.114.850.000	218.000	6.000.000.000	20.000.000.000	45.000.000.000	12.215.500.000.000
title_year	4.935.000	2.002.471	12.475	1.916.000	1.999.000	2.005.000	2.011.000	2.016.000
actor_2_facebook_likes	5.030.000	1.651.754	4.042.439	0.000	281.000	595.000	918.000	137.000.000
IMDb_score	5.043.000	6.442	1.125	1.600	5.800	6.600	7.200	9.500
aspect_ratio	4.714.000	2.220	1.385	1.180	1.850	2.350	2.350	16.000
movie_facebook_likes	5.043.000	7.525.965	19.320.445	0.000	0.000	166.000	3.000.000	349.000.000

Dari Tabel 4.1, dapat diinterpretasikan beberapa hal mengenai atribut-atribut dalam dataset. Durasi rata-rata film adalah 107 menit, dengan standar deviasi sebesar 25 menit. Durasi terpendek yang tercatat adalah 7 menit, sementara durasi terpanjang mencapai 511 menit, menunjukkan adanya *outlier* dalam data durasi film. Selain itu, terdapat perbedaan signifikan pada jumlah *likes* di Facebook untuk sutradara dan aktor. Sebagai contoh, atribut actor_1_facebook_likes memiliki rata-

rata sebesar 6,560.047 dengan standar deviasi yang tinggi (15,020.759), yang mengindikasikan distribusi yang sangat bervariasi. Dalam hal pendapatan kotor, rata-rata yang tercatat adalah sekitar 48 juta USD, tetapi terdapat penyimpangan besar dengan standar deviasi mencapai 68 juta USD, yang menunjukkan bahwa beberapa film menghasilkan pendapatan yang sangat tinggi, sementara yang lainnya jauh lebih rendah. Terakhir, rata-rata skor IMDb film adalah 6.442 dengan standar deviasi 1.125, yang menunjukkan bahwa sebagian besar film berada di sekitar rating tersebut.

4.1.2 *Dataset Structure*

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 28 kolom dengan total 5043 baris. Tabel 4.2 menyajikan informasi mengenai kolom-kolom dalam dataset, termasuk jumlah non-null dan tipe data masing – masing kolom. Dari Tabel 4.2, terlihat bahwa terdapat beberapa kolom yang memiliki nilai yang hilang (*missing values*), yang perlu ditangani secara khusus pada langkah preproses data.

Tabel 4. 2 Struktur Dataset

No	Column	Non-Null Count	Data type
0	color	5024 non-null	object
1	director_name	4939 non-null	object
2	num_critic_for_reviews	4993 non-null	float64
3	duration	5028 non-null	float64
4	director_facebook_likes	4939 non-null	float64
5	actor_3_facebook_likes	5020 non-null	float64
6	actor_2_name	5030 non-null	object
7	actor_1_facebook_likes	5036 non-null	float64
8	gross	4159 non-null	float64
9	genres	5043 non-null	object
10	actor_1_name	5036 non-null	object
11	movie_title	5043 non-null	object
12	num_voted_users	5043 non-null	int64
13	cast_total_facebook_likes	5043 non-null	int64
14	actor_3_name	5020 non-null	object

No	Column	Non-Null Count	Data type
15	facenumber_in_poster	5030 non-null	float64
16	plot_keywords	4890 non-null	object
17	movie_IMDb_link	5043 non-null	object
18	num_user_for_reviews	5022 non-null	float64
19	language	5029 non-null	object
20	country	5038 non-null	object
21	content_rating	4740 non-null	object
22	budget	4551 non-null	float64
23	title_year	4935 non-null	float64
24	actor_2_facebook_likes	5030 non-null	float64
25	IMDb_score	5043 non-null	float64
26	aspect_ratio	4714 non-null	float64
27	movie_facebook_likes	5043 non-null	int64

Dalam dataset ini, terdapat 16 kolom yang bertipe numerik, termasuk num_critic_for_reviews, duration, dan gross. Terdapat 12 kolom yang merupakan kolom kategorikal, seperti color, director_name dan genres yang juga berperan penting dalam analisis. Oleh karena itu, penanganan terhadap kolom-kolom dengan nilai yang hilang harus dilakukan secara tepat untuk memastikan analisis dan pemodelan yang dilakukan dapat berjalan dengan optimal.

4.1.3 *Check for missing values*

Pemeriksaan nilai yang hilang (*missing values*) merupakan langkah krusial dalam proses pembersihan data karena keberadaan nilai yang hilang dapat memengaruhi analisis dan hasil prediksi. Dalam penelitian ini, dilakukan pemeriksaan terhadap nilai yang hilang dalam dataset yang digunakan. Tabel 4.3 menyajikan jumlah nilai yang hilang untuk setiap kolom dalam dataset.

Tabel 4. 3 Jumlah Nilai yang Hilang dalam Dataset

No	Kolom	Jumlah
1	gross	884
2	budget	492
3	aspect_ratio	329

No	Kolom	Jumlah
4	content_rating	303
5	plot_keywords	153
6	title_year	108
7	director_name	104
8	director_facebook_likes	104
9	num_critic_for_reviews	50
10	actor_3_name	23
11	actor_3_facebook_likes	23
12	num_user_for_reviews	21
13	color	19
14	duration	15
15	language	14
16	facenumber_in_poster	13
17	actor_2_name	13
18	actor_2_facebook_likes	13
19	actor_1_name	7
20	actor_1_facebook_likes	7
21	country	5
22	cast_total_facebook_likes	0
23	num_voted_users	0
24	movie_title	0
25	movie_IMDb_link	0
26	genres	0
27	IMDb_score	0
28	movie_facebook_likes	0

Dari Tabel 4.3, terlihat bahwa terdapat 21 kolom dengan nilai yang hilang, dengan jumlah yang bervariasi. Kolom-kolom seperti *gross* memiliki 884 nilai yang hilang, *budget* dengan 492 nilai yang hilang, dan *aspect_ratio* dengan 329 nilai yang hilang, menunjukkan jumlah nilai yang hilang yang signifikan. Untuk mengatasi masalah ini, beberapa langkah yang dapat dipertimbangkan adalah mengimputasi nilai yang hilang dengan menggunakan median, mean, atau nilai modus sesuai dengan distribusi data dalam kolom tersebut. Selain itu, dapat juga dipertimbangkan untuk menghapus baris atau kolom jika jumlah nilai yang hilang

sangat besar dan berpotensi merugikan analisis selanjutnya. Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan dataset dapat disiapkan untuk analisis yang lebih efektif dan akurat.

4.1.4 *Check for duplicates*

Check for duplicates adalah langkah penting dalam proses pembersihan data untuk memastikan bahwa setiap entri dalam dataset adalah unik dan tidak ada pengulangan yang dapat memengaruhi hasil analisis. Dalam penelitian ini, dilakukan pemeriksaan terhadap duplikasi dalam dataset yang digunakan. Hasil dari pemeriksaan menunjukkan bahwa terdapat 45 baris duplikat dalam dataset.

Tabel 4. 4 Contoh Baris Duplikat Dalam Dataset

No	Color	Director Name	Num Critic for Reviews	Duration	Director Facebook Likes	Actor 3 Facebook Likes	Actor 2 Name	Actor 1 Facebook Likes	Gross	Genres	Num User for Reviews	Language	Country
1	Black and White	George A. Romero	284	96	0	56	Duane Jones	125	NaN	Drama	Horror	Mystery	580
2	Black and White	George A. Romero	284	96	0	56	Duane Jones	125	NaN	Drama	Horror	Mystery	580
3	Black and White	Yimou Zhang	283	80	611	576	Tony Chiu Wai Leung	5000	84961	Action	Adventure	History	841
4	Black and White	Yimou Zhang	283	80	611	576	Tony Chiu Wai Leung	5000	84961	Action	Adventure	History	841
5	Color	Albert Hughes	208	122	117	140	Jason Flemyng	40000	31598308	Horror	Mystery	Thriller	541
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
90	Color	NaN	9	60	NaN	904	Dylan Minnette	1000	NaN	Drama	Fantasy	47	English

Tabel 4.4 menyajikan beberapa baris yang terduplikasi di mana atribut-atribut seperti *color*, *director_name*, *num_critic_for_reviews*, dan lainnya memiliki nilai yang sama untuk entri yang berbeda. Keberadaan baris duplikat ini dapat mengarah pada bias dalam hasil analisis dan model prediksi, sehingga penanganan terhadap duplikasi ini perlu dilakukan sebelum melanjutkan ke tahap analisis lebih

lanjut. Dengan menghapus entri yang terduplikasi, diharapkan hasil yang diperoleh menjadi lebih akurat dan dapat diandalkan.

4.1.5 *Unique and frequency values*

Analisis nilai unik dan frekuensi dalam dataset film memberikan wawasan mendalam mengenai karakteristik berbagai film yang dianalisis. Dari pengamatan pada beberapa atribut, terdapat beberapa temuan yang signifikan:

1. num_critic_for_reviews: Mayoritas film memiliki review kritikus yang sedikit, dengan beberapa film menerima hingga 813 ulasan dari kritikus.
2. duration: Durasi film bervariasi, tetapi sebagian besar film berada dalam kisaran 90 hingga 101 menit, yang merupakan durasi umum untuk film panjang.
3. director_facebook_likes: Sebagian besar sutradara memiliki sedikit atau tidak ada likes di Facebook (0.0 untuk lebih dari 900 film).
4. actor_1_facebook_likes: Terdapat beberapa aktor yang sangat populer dengan likes yang mencapai 640.000, sementara sebagian besar aktor berada dalam kisaran 1.000 hingga 12.000.
5. gross: Ada variasi besar pada pendapatan film, tetapi sebagian besar film menghasilkan antara 3 juta hingga 470 juta USD.
6. budget: Budget terbanyak yang umum berkisar antara 10 hingga 30 juta USD, dengan outlier yang memiliki anggaran jauh lebih tinggi atau lebih rendah.
7. IMDb_score: IMDb score paling umum adalah di sekitar 6.4 hingga 7.2, dengan skor tertinggi yang jarang mencapai 9.5, dan terendah pada 1.6.

Distribusi aspect_ratio menunjukkan mayoritas film menggunakan format 2.35 (2360 film) dan 1.85 (1906 film). Ini adalah format standar yang sering

digunakan dalam sinematografi modern, tetapi ada beberapa *outlier* yang menggunakan rasio lain seperti 1.33 dan 2.76. Dari analisis ini, terdapat beberapa insight:

1. Variasi besar dalam popularitas di media sosial dan kinerja box office dapat berdampak pada hasil prediksi.
2. Nilai yang hilang yang signifikan pada kolom penting seperti gross dan budget perlu diperhatikan dalam pengolahan data.
3. Variabilitas likes di Facebook dan skor IMDb menunjukkan bahwa popularitas online bisa menjadi faktor penting dalam model prediksi.

4.1.5.1 *Unique Values Categorical*:

Pemeriksaan nilai unik pada kolom kategorikal memberikan Gambaran lebih lanjut tentang keberagaman dalam dataset. Beberapa temuan utama adalah sebagai berikut:

1. Color: Terdapat dua nilai unik dalam kolom ini, yaitu Color (4815 film) dan Black and White (209 film). Ini menunjukkan bahwa sebagian besar film dalam dataset ini adalah film berwarna, sementara hanya sedikit yang menggunakan format hitam putih.
2. Director_name: Dengan 2398 nilai unik, kolom ini mencerminkan keberagaman dalam industri film. Namun, beberapa sutradara terpopuler, seperti Steven Spielberg (26 film) dan Woody Allen (22 film), mendominasi sebagian besar produksi film, menandakan bahwa keberhasilan film sering kali bergantung pada nama besar di industri.

3. Actor_2_name: Kolom ini menunjukkan 3032 nilai unik, menandakan keberagaman dalam aktor pendukung. Keberagaman ini dapat meningkatkan variasi dalam alur cerita, meskipun hanya sedikit aktor yang muncul lebih sering.
4. Actor_1_name: Dengan 2097 nilai unik, kolom ini menunjukkan pengaruh besar aktor terkemuka, seperti Robert De Niro (49 film) dan Johnny Depp (41 film), terhadap film yang diproduksi. Keberadaan aktor terkenal dapat menjadi daya tarik tambahan bagi penonton.
5. Movie_title: Terdapat 4917 judul film yang unik, mencerminkan keberagaman tema dan genre. Namun, ini juga mengindikasikan bahwa beberapa film mungkin terabaikan di antara banyaknya judul yang ada.
6. Actor_3_name: Kolom ini memiliki 3521 nilai unik, menunjukkan pentingnya aktor ketiga dalam pengembangan karakter film. Kehadiran aktor pendukung sering kali memberikan dimensi tambahan pada narasi.
7. Plot_keywords: Dengan 4760 nilai unik, variasi kata kunci plot menunjukkan potensi dalam mengkategorikan film dan menarik audiens yang tepat. Kata kunci yang tepat dapat membantu dalam pemasaran dan penargetan audiens.
8. Movie_IMDb_link: Jumlah tautan IMDb yang mencapai 4919 menunjukkan aksesibilitas informasi film yang tinggi, yang memudahkan penonton dalam mencari informasi lebih lanjut tentang film yang mereka minati.
9. Language: Dengan 52 nilai unik, kolom ini menunjukkan distribusi global film. Bahasa Inggris mendominasi dengan 4704 film, tetapi keberadaan bahasa lain mencerminkan keberagaman budaya dalam industri film.

10. Country: Jumlah unik pada kolom ini mencapai 65, yang menunjukkan bahwa film tidak hanya berasal dari negara-negara besar seperti USA dan UK, tetapi juga dari negara kecil. Keberagaman ini memperkaya perspektif dalam industri film.
11. Content_rating: Terdapat 17 nilai unik pada kolom ini, dengan film ber-rating R (2118 film) paling banyak, diikuti oleh PG-13 (1461 film). Hal ini mencerminkan target audiens yang luas dan menunjukkan bahwa film dengan rating lebih tinggi mungkin mencerminkan tema yang lebih kompleks.

4.1.5.2 *Frequencies Categorical*

Analisis frekuensi pada kolom kategorikal juga mengungkapkan beberapa wawasan penting:

1. Color: Dalam kolom ini, frekuensi untuk Color mencapai 4815, sementara Black and White hanya 209. Dominasi film berwarna menunjukkan preferensi umum penonton terhadap format ini, yang lebih menarik secara visual.
2. Director_name: Steven Spielberg muncul sebagai sutradara terbanyak dengan 26 film, diikuti oleh Woody Allen (22) dan Clint Eastwood (20). Ini menunjukkan bahwa sutradara-sutradara tersebut memiliki popularitas dan kepercayaan tinggi dalam industri film.
3. Actor_2_name: Morgan Freeman muncul sebanyak 20 kali dan Charlize Theron 15 kali. Frekuensi **tinggi** aktor-aktor ini menunjukkan kemampuan mereka dalam menarik penonton, yang berpotensi meningkatkan penilaian film secara keseluruhan.
4. Genres: Genre Drama (236) dan Comedy (209) menjadi yang paling populer, menunjukkan tren dalam preferensi penonton. Keberadaan genre-genre ini mencerminkan tema yang sering diangkat dalam industri film.
5. Actor_1_name: Robert De Niro memiliki 49 film, sedangkan Johnny Depp memiliki 41 film. Kehadiran aktor terkenal ini menunjukkan bahwa aktor-

aktor tersebut dapat mempengaruhi penilaian IMDb dan kinerja box office film.

6. Movie_title: Beberapa judul film, seperti Ben-Hur dan Home, muncul sebanyak 3 kali. Ini menunjukkan bahwa beberapa film memiliki banyak versi atau remake, yang dapat mempengaruhi persepsi penonton dan ketertarikan mereka terhadap cerita yang diulang.
7. Actor_3_name: John Heard muncul sebanyak 8 kali, menandakan bahwa aktor pendukung yang sering tampil dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap kesuksesan film. Penampilan mereka dapat membantu memperkaya karakterisasi dalam cerita.
8. Plot_keywords: Kata kunci "based on novel" muncul sebanyak 4 kali. Hal ini menunjukkan bahwa adaptasi dari novel mungkin lebih menarik bagi penonton yang sudah familiar dengan cerita tersebut, meningkatkan kemungkinan mereka untuk menonton film

4.2 Data *Preprocesssing*

Bagian ini membahas langkah-langkah preprocessing data yang dilakukan untuk mempersiapkan dataset agar siap digunakan dalam pemodelan klasifikasi. Preprocessing bertujuan untuk menangani *missing values*, melakukan *encoding* pada variabel kategorikal, membuang data duplikat, melakukan binning, serta normalisasi data. Tahap ini penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan memenuhi syarat untuk analisis lebih lanjut dan dapat memberikan hasil prediksi yang akurat.

4.2.1 Penanganan *Missing values*

Dalam dataset ini, terdapat beberapa atribut yang memiliki *missing values*, yang tersebar di kolom numerik dan kategorikal. Penanganan *missing values*

dilakukan berdasarkan sifat dari masing – masing atribut, serta dampaknya terhadap analisis dan model yang akan dibangun.

Beberapa atribut seperti director_name, actor_1_name, actor_2_name, actor_3_name, gross, dan title_year dianggap krusial untuk analisis, terutama dalam konteks prediksi performa film dan analisis keuangan. Karena nilai yang hilang pada atribut-atribut ini dapat berdampak signifikan terhadap hasil analisis, baris yang memiliki *missing values* pada kolom ini dihapus.

Untuk kolom-kolom numerik yang tidak krusial namun penting, *missing values* diisi menggunakan nilai median. Pengisian dengan median dipilih karena lebih tahan terhadap outlier yang mungkin ada dalam data. Kolom-kolom yang mengalami pengisian dengan median adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 5 *Missing values* Kolom Numerik

Nama Kolom	**Teknik Pengisian**	**Alasan Penggunaan Median**
budget	Median	Menghindari bias dari outlier
num_critic_for_reviews	Median	Menghindari bias dari outlier
num_user_for_reviews	Median	Menghindari bias dari outlier
duration	Median	Menghindari bias dari outlier
actor_1_facebook_likes	Median	Distribusi yang sangat bervariasi
actor_2_facebook_likes	Median	Distribusi yang sangat bervariasi
actor_3_facebook_likes	Median	Distribusi yang sangat bervariasi
director_facebook_likes	Median	Distribusi yang sangat bervariasi
facenumber_in_poster	Median	Menghindari bias dari outlier
aspect_ratio	Median	Menghindari bias dari outlier

Untuk kolom-kolom kategorikal, *missing values* diisi dengan kategori 'Unknown'. Tujuan dari pengisian ini adalah agar model tetap dapat menggunakan informasi yang ada tanpa kehilangan data akibat penghapusan baris, sekaligus memberikan informasi tambahan mengenai ketiadaan data. Kolom-kolom yang diisi dengan kategori ‘Unknown’ adalah sebagai berikut:

Tabel 4. 6 *Missing values* Kolom Kategorikal

Nama Kolom	Teknik Pengisian	Keterangan
color	Unknown	Kategori yang bersifat deskriptif
content_rating	Unknown	Penting untuk analisis rating
plot_keywords	Unknown	Menggambarkan inti cerita film
language	Unknown	Bahasa film
country	Unknown	Negara asal film

4.2.2 Penanganan Duplikasi Data

Setelah proses identifikasi duplikasi data yang dijelaskan pada sub-bab sebelumnya, langkah selanjutnya adalah melakukan penanganan terhadap duplikasi yang ditemukan dalam dataset. Proses penanganan duplikasi ini dilakukan melalui tahapan sebagai berikut:

1. Penghapusan Baris Duplikat

   Sebanyak 45 baris data yang teridentifikasi sebagai duplikat dalam dataset dihapus guna memastikan bahwa setiap entri yang tersimpan adalah unik. Proses penghapusan ini dilakukan secara otomatis dengan menggunakan perangkat lunak yang mendukung pemrosesan data. Dalam penelitian ini, penghapusan dilakukan melalui pemanfaatan fungsi drop_duplicates() yang disediakan oleh pustaka pandas dalam bahasa pemrograman Python. Fungsi ini secara efektif mendeteksi dan menghapus baris-baris yang memiliki kesamaan

pada semua atribut yang relevan, sehingga hanya entri unik yang tersisa dalam dataset.

2. Verifikasi Setelah Penghapusan

   Setelah proses penghapusan selesai dilakukan, dilakukan verifikasi lebih lanjut untuk memastikan bahwa dataset tidak lagi mengandung baris duplikat. Verifikasi ini dilakukan sebagai langkah pencegahan agar tidak ada informasi penting atau relevan yang secara tidak sengaja terhapus. Dataset yang telah bebas dari duplikasi ini kemudian digunakan untuk tahap analisis selanjutnya, di mana keakuratan hasil analisis diharapkan meningkat karena terhindar dari bias yang disebabkan oleh entri data ganda.

Melalui langkah-langkah penanganan duplikasi ini, dataset yang digunakan dalam penelitian ini telah terbebas dari masalah duplikasi data. Hal ini memastikan bahwa proses analisis data berikutnya dapat dilakukan secara lebih akurat dan hasil yang diperoleh dapat lebih diandalkan.

4.2.3 *Binning* pada Variabel IMDb Score dan Durasi

Pada tahap ini, dilakukan binning atau pengelompokan terhadap dua variabel kontinu, yaitu IMDb score dan durasi film. Teknik binning digunakan untuk mengonversi nilai kontinu menjadi kategori, yang sangat bermanfaat untuk mempermudah analisis, terutama dalam konteks klasifikasi atau untuk mengeksplorasi pola hubungan antar variabel. Variabel IMDB score dikelompokkan menjadi tiga kategori yaitu Low untuk skor antara 0 hingga 4, Medium untuk skor antara 4 hingga 7, dan High untuk skor antara 7 hingga 10.

Teknik ini bertujuan untuk menyederhanakan analisis, khususnya dalam klasifikasi atau eksplorasi pola hubungan antar variabel.

Tabel 4. 7 Jumlah IMDB Score Binned

IMDB_SCORE_BINNED	JUMLAH
Low	102
Medium	2749
High	1257

Selanjutnya, variabel durasi film juga dikelompokkan (*binning*) untuk memahami pengaruh durasi terhadap IMDb rating. Film dikelompokkan ke dalam empat kategori berdasarkan panjang durasinya: Short untuk film berdurasi kurang dari 60 menit, Medium untuk film dengan durasi antara 60 hingga 120 menit, Long untuk film berdurasi antara 120 hingga 180 menit, dan Very Long untuk film dengan durasi lebih dari 180 menit. Pengelompokan ini memudahkan analisis mengenai hubungan antara durasi film dan IMDb rating, serta membantu visualisasi distribusi rating berdasarkan panjang durasi film yang berbeda.

Setelah pengelompokan durasi dilakukan, rata-rata IMDb score dihitung untuk setiap kategori durasi. Hasil perhitungan ini menunjukkan tren umum mengenai bagaimana durasi film berhubungan dengan penilaian yang diberikan penonton. Tabel 4.8 menunjukkan ringkasan statistik dari IMDb score berdasarkan kategori durasi film:

Tabel 4. 8 Ringkasan Statistik IMDb Score Berdasarkan Kategori Durasi Film

Kategori Durasi	Jumlah Film	Rata-rata IMDb Score	Standar Deviasi	Min	Q1	Median	Q3	Max
Short	6	7.38	0.35	6.9	7.15	7.4	7.65	7.8
Medium	3147	6.29	1.03	1.6	5.70	6.4	7.00	8.6
Long	901	7.03	0.86	2.4	6.50	7.1	7.60	9.3
Very Long	54	7.55	0.80	5.5	7.20	7.7	8.00	9.0

Dari Tabel 4.8 dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Kategori Short (Durasi < 60 menit): Film dengan durasi pendek memiliki rata-rata IMDb score tertinggi, yaitu 7.38, meskipun jumlah film dalam kategori ini relatif sedikit (6 film). Standar deviasi yang rendah (0.35) menunjukkan bahwa nilai IMDb score di kategori ini relatif konsisten.
2. Kategori Medium (Durasi 60 - 120 menit): Film dengan durasi sedang memiliki jumlah terbesar dalam dataset (3.147 film), dengan rata-rata IMDb score 6.29. Nilai ini lebih rendah dibandingkan kategori lainnya, tetapi variasi skor (standar deviasi 1.03) menunjukkan distribusi yang lebih lebar.
3. Kategori Long (Durasi 120 - 180 menit): Film dengan durasi panjang memiliki rata-rata IMDb score 7.03. Jumlah film dalam kategori ini (901 film) cukup signifikan untuk analisis. Standar deviasi yang lebih kecil (0.86) dibandingkan kategori Medium menunjukkan bahwa film dengan durasi panjang cenderung memiliki skor yang lebih stabil.
4. Kategori Very Long (Durasi > 180 menit): Film dengan durasi sangat panjang menunjukkan rata-rata IMDb score tertinggi, yaitu 7.55. Walaupun jumlah film dalam kategori ini relatif sedikit (54 film), hasil ini menunjukkan bahwa film dengan durasi yang lebih lama cenderung mendapatkan rating yang lebih tinggi. Standar deviasi 0.80 menunjukkan bahwa variasi skor di kategori ini juga cukup rendah.

Analisis menunjukkan adanya hubungan antara durasi film dan rating IMDb. Film berdurasi lebih panjang, terutama kategori Very Long, cenderung mendapatkan rating lebih tinggi. Meski kategori Medium mendominasi jumlah

film, rata-rata IMDb score di kategori ini lebih rendah dibandingkan kategori berdurasi lebih panjang.

Hal ini mengindikasikan bahwa film panjang dengan plot lebih mendalam mungkin lebih diapresiasi penonton. Meskipun demikian, kategori Short dengan jumlah film sedikit tetap menunjukkan rating tinggi, menunjukkan bahwa durasi singkat tidak menghalangi film berkualitas untuk mendapatkan penilaian baik.

4.2.4 *Encoding* Variabel Kategorikal

Pada tahap ini, dilakukan *encoding* terhadap variabel kategorikal di dalam dataset agar dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Proses *encoding* dibagi menjadi beberapa metode berdasarkan karakteristik variabel kategorikal yang ada.

One-Hot Encoding dilakukan pada variabel kategorikal dengan jumlah kategori yang relatif sedikit seperti color, content_rating, dan language. *One-Hot Encoding* mengonversi setiap kategori unik dalam kolom menjadi kolom biner (0 atau 1). Namun, untuk menghindari dummy variable trap, satu kategori pertama dari masing – masing kolom di-drop (dihapus). Dengan demikian, variabel color, content_rating, dan language diubah menjadi representasi numerik biner.

Tabel 4. 9 Sampel Sebelum One Hot *Encoding*

Index	Color	Content Rating	Language
0	Color	PG-13	English
1	Color	PG-13	English
2	Color	PG-13	English
3	Color	PG-13	English
5	Color	PG-13	English

Tabel 4. 10 Sampel Setelah One Hot *Encoding*

Index	Color_Color	Content Rating_PG-13	Language_English
0	TRUE	TRUE	TRUE
1	TRUE	TRUE	TRUE

Index	Color_Color	Content Rating_PG-13	Language_English
2	TRUE	TRUE	TRUE
3	TRUE	TRUE	TRUE
5	TRUE	TRUE	TRUE

Beberapa variabel memiliki jumlah kategori yang banyak, seperti actor_1_name, actor_2_name, actor_3_name, plot_keywords, country, director_name, dan genres. Untuk menghindari penciptaan terlalu banyak fitur baru (kolom) yang dapat menyebabkan *dimensionality curse*, metode *Frequency Encoding* digunakan. *Frequency Encoding* mengubah kategori menjadi nilai numerik berdasarkan frekuensi kemunculan kategori tersebut dalam dataset.

Tabel 4. 11 Sampel Sebelum Frequency *Encoding*

Index	actor_1_name	actor_2_name	actor_3_name	plot_keywords	country	director_name	genres
0	CCH Pounder	Joel David Moore	Wes Studi	avatar|future|marine|native|paraplegic	USA	James Cameron	Action|Adventure|Fantasy|Sci-Fi
1	Johnny Depp	Orlando Bloom	Jack Davenport	goddess|marriage ceremony|marriage proposal	USA	Gore Verbinski	Action|Adventure|Fantasy
2	Christoph Waltz	Rory Kinnear	Stephanie Sigman	bomb|espionage|sequel|spy|terrorist	UK	Sam Mendes	Action|Adventure|Thriller
3	Tom Hardy	Christian Bale	Joseph Gordon-Levitt	deception|imprisonment|lawlessness	USA	Christopher Nolan	Action|Thriller
5	Daryl Sabara	Samantha Morton	Polly Walker	alien|american civil war|male nipple|mars	USA	Andrew Stanton	Action|Adventure|Sci-Fi

Tabel 4. 12 Sampel Setelah Frequency *Encoding*

Index	actor_1_name_count	actor_2_name_count	actor_3_name_count	plot_keywords_count	country_count	director_name_count	genres_count
0	4	4	3	1	3201	7	12
1	39	7	4	1	3201	7	25
2	4	2	1	1	358	8	45
3	10	5	2	1	3201	8	22
5	2	3	1	1	3201	3	46

Variabel target yang telah dibinned, yaitu IMDb_score_binned, dan variabel durasi yang telah dibinned, duration_binned, di-encode menggunakan

Label *Encoding*. Label *Encoding* memberikan nilai numerik yang berurutan (integer) untuk setiap kategori yang ada dalam variabel tersebut.

Tabel 4. 13 Sampel Sebelum Label *Encoding*

Index	IMDb_score_binned	duration_binned
0	high	Long
1	high	Long
2	medium	Long
3	high	Long
5	medium	Long

Tabel 4. 14 Sampel Setelah Label *Encoding*

Index	IMDb_score_binned_encoded	duration_binned_encoded
0	0	0
1	0	0
2	2	0
3	0	0
5	2	0

4.2.5 Normalisasi Data

Normalisasi bertujuan untuk membawa fitur numerik ke dalam skala yang sama. Proses ini penting untuk memastikan bahwa model *machine learning* dapat belajar dengan baik dari data yang telah dinormalisasi, mengingat perbedaan skala yang besar antara fitur-fitur numerik dapat memengaruhi performa model. Normalisasi dilakukan pada kolom-kolom yang dianggap penting, yaitu budget, gross, actor_1_facebook_likes, dan actor_2_facebook_likes. Sebelum dilakukan normalisasi, nilai statistik deskriptif dari kolom-kolom tersebut ditampilkan pada Tabel 4.15 :

Tabel 4. 15 Statistik Deskripstif Sebelum Normalisasi

	Budget	Gross	Actor 1 Facebook Likes	Actor 2 Facebook Likes
Count	4,108	4,108	4,108	4,108
Mean	43,920,250.00	48,483,100.00	7,351.11	1,881.48

	Budget	Gross	Actor 1 Facebook Likes	Actor 2 Facebook Likes
Std	216,423,700.00	68,040,090.00	15,102.51	4,361.05
Min	218.00.00	162.00.00	00.00	00.00
25%	10,000,000.00	5,355,729.00	699.00.00	344.00.00
50%	24,000,000.00	25,543,470.00	1,000.00	650.00.00
75%	49,225,000.00	62,463,730.00	12,000.00	962.00.00
Max	12,215,500,000.00	760,505,800.00	640,000.00	137,000.00

Tabel 4. 16 Statistik Deskriptif Setelah Normalisasi

	Budget	Gross	Actor 1 Facebook Likes	Actor 2 Facebook Likes
Count	4,108	4,11	4,108	4,108
Mean	6.92e-18	00.00	2.77e-17	00.00
Std	01.00	01.00	01.00	01.00
Min	-0.20	-0.71	-4.87	-0.43
25%	-0.16	-0.63	-4.41	-0.35
50%	-0.09	-0.34	-4.21	-0.28
75%	00.02	00.21	00.31	-0.21
Max	56.25.00	10.47	41.89	30.99

Dari hasil normalisasi yang ditunjukkan pada Tabel 4.6, dapat dilihat bahwa semua fitur numerik telah memiliki rata-rata mendekati nol dengan standar deviasi 1 (satu). Perubahan ini menunjukkan bahwa distribusi data untuk kolom-kolom tersebut telah diubah ke skala yang sama tanpa mengubah pola distribusi internalnya, sehingga tidak ada satu fitur yang mendominasi fitur lainnya dalam hal skala. Dengan normalisasi yang telah diterapkan, diharapkan model yang akan dibangun dapat bekerja lebih efektif dan efisien dalam mempelajari pola dari data yang sudah distandarisasi.

4.2.6 Split Dataset

Data dibagi menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*test set*) menggunakan metode *stratified split* untuk menjaga keseimbangan proporsi variabel target pada kedua set data. Pembagian ini dilakukan dalam empat skenario untuk mengevaluasi pengaruh perbedaan rasio pembagian data terhadap performa model. Keempat skenario yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. 90% data latih dan 10% data uji.
2. 80% data latih dan 20% data uji.
3. 75% data latih dan 25% data uji.
4. 70% data latih dan 30% data uji.

Tabel 4. 17 Ukuran Data Setelah Proses Split

Skenario	**X_train (*shape*)**	**y_train (*shape*)**	**X_test (*shape*)**	**y_test (*shape*)**
90:10	(3697, 45)	(3697,)	(411, 45)	(411,)
80:20	(3286, 45)	(3286,)	(822, 45)	(822,)
75:25	(3081, 45)	(3081,)	(1027, 45)	(1027,)
70:30	(2875, 45)	(2875,)	(1233, 45)	(1233,)

Berikut merupakan contoh sampel data yang dihasilkan dari skenario 1:

Tabel 4. 18 Contoh Sampel Data X Train Skenario 1

index	num_voted_users	cast_total_facebook_likes	color_Color	color_Unknown	content_rating_G
4073	27650	14696	TRUE	FALSE	FALSE
2830	64556	529	TRUE	FALSE	FALSE
2906	132386	156	TRUE	FALSE	FALSE
2576	8217	1227	TRUE	FALSE	FALSE
1809	6476	3389	TRUE	FALSE	FALSE

Tabel 4. 19 Contoh Sampel Data Y Train Skenario 1

IMDb_score_binned_encoded	Jumlah
2	2474
0	1131
1	92

4.2.7 Oversampling dengan SMOTE

Setelah melakukan pembagian data, proses *oversampling* dilakukan pada data latih menggunakan metode SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas. SMOTE membuat sampel sintetis dari kelas minoritas sehingga distribusi kelas menjadi lebih seimbang.

Tabel 4. 20 Ukuran Data Setelah Proses SMOTE

Skenario	**X_train (*shape*)**	**y_train (*shape*)**	**X_test (*shape*)**	**y_test (*shape*)**
90:10	(7422, 45)	(7422,)	(411, 45)	(411,)
80:20	(6597, 45)	(6597,)	(822, 45)	(822,)
75:25	(6186, 45)	(6186,)	(1027, 45)	(1027,)
70:30	(5722, 45)	(5722,)	(1233, 45)	(1233,)

Tabel 4. 21 Contoh Sampel Data Y Train Skenario 1

IMDb_score_binned_encoded	Jumlah
2	2474
0	2474
1	2474

4.3 Evaluasi

Bagian ini bertujuan untuk memberikan analisis menyeluruh terhadap kinerja model yang telah diterapkan, yaitu *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN). Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa skenario, baik dengan maupun tanpa penerapan teknik penanganan ketidakseimbangan data, seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). Evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja prediktif model pada rating film, terutama dalam menangani kelas minoritas.

4.3.1 Evaluasi Model *Random Forest* (RF)

Model *Random Forest* dievaluasi dalam empat skenario berbeda, baik tanpa maupun dengan penerapan teknik SMOTE, yang dirancang untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Setiap skenario memiliki perbedaan dalam proporsi data pelatihan (train) dan data pengujian (test), yang dijelaskan sebagai berikut:

1. Model A dengan pembagian 90% data train dan 10% data test.
2. Model B dengan pembagian 80% data train dan 20% data test.
3. Model C dengan pembagian 75% data train dan 25% data test.
4. Model D dengan pembagian 70% data train dan 30% data test.

Pada masing – masing skenario, dilakukan pengujian pada dua kondisi: tanpa penerapan SMOTE dan dengan penerapan SMOTE.

4.3.1.1 Skenario 1 – tanpa SMOTE

Pada skenario ini, data dibagi dengan proporsi 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 22 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Tanpa SMOTE (RF)

Prediksi/Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	67	0	59	126
Low (1)	0	0	10	10
Medium (2)	16	0	259	275
Jumlah Aktual	83	10	328	411

Tabel 4.22 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Medium (2), dan Low (1). model berhasil mengklasifikasikan 67 film sebagai High, tetapi tidak ada film yang teridentifikasi dalam kategori Low. Sebagian besar

film terklasifikasi dalam kategori Medium, dengan 259 dari 328 sampel berhasil terklasifikasi dengan benar. Hasil ini menunjukkan kecenderungan model untuk mengelompokkan lebih banyak data ke dalam kategori Medium, yang mengindikasikan potensi bias akibat distribusi data yang tidak seimbang.

Tabel 4. 23 Evaluasi Model Skenario 1 - Tanpa SMOTE (RF)

Kelas	**Precision**	**Recall**	**F1-Score**	**Support**
High (0)	0.81	0.53	0.64	126
Low (1)	0.00	0.00	0.00	10
Medium (2)	0.79	0.94	0.86	275
Akurasi	-	-	-	0.79
Macro Avg	0.53	0.49	0.50	411
Weighted Avg	0.78	0.79	0.77	411

Tabel 4.23 precision untuk kelas High tercatat sebesar 0.81, menunjukkan bahwa 81% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar memiliki rating tinggi. Recall kelas High mencapai 0.53, yang berarti model berhasil mengidentifikasi 53% dari film ber-rating tinggi. Namun, pada kelas Low, semua nilai precision, recall, dan F1-score bernilai nol, yang menunjukkan kegagalan model dalam mengenali film dalam kategori ini. Akurasi keseluruhan model adalah 79%, tetapi nilai rendah pada kelas Low menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi film ber-rating rendah. Ketidakseimbangan kelas menjadi kendala utama yang mempengaruhi performa model secara signifikan.

4.3.1.2 Skenario 1 – dengan SMOTE

Pada skenario ini, data dibagi dengan proporsi 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data pengujian. Teknik SMOTE diterapkan untuk menyeimbangkan data pada kelas yang kurang terwakili, dengan tujuan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 24 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	80	1	45	126
Low (1)	0	1	9	10
Medium (2)	31	4	240	275
Jumlah Aktual	111	6	294	411

Tabel 4.24 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. model berhasil meningkatkan deteksi film pada kategori Low, dengan satu film berhasil terklasifikasi dengan benar. Meskipun ada kesalahan prediksi di kategori lain, terutama pada kelas Medium dan High, hasil ini menunjukkan bahwa SMOTE berhasil meningkatkan keseimbangan meskipun tantangan dalam membedakan antar kategori masih ada.

Tabel 4. 25 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF)

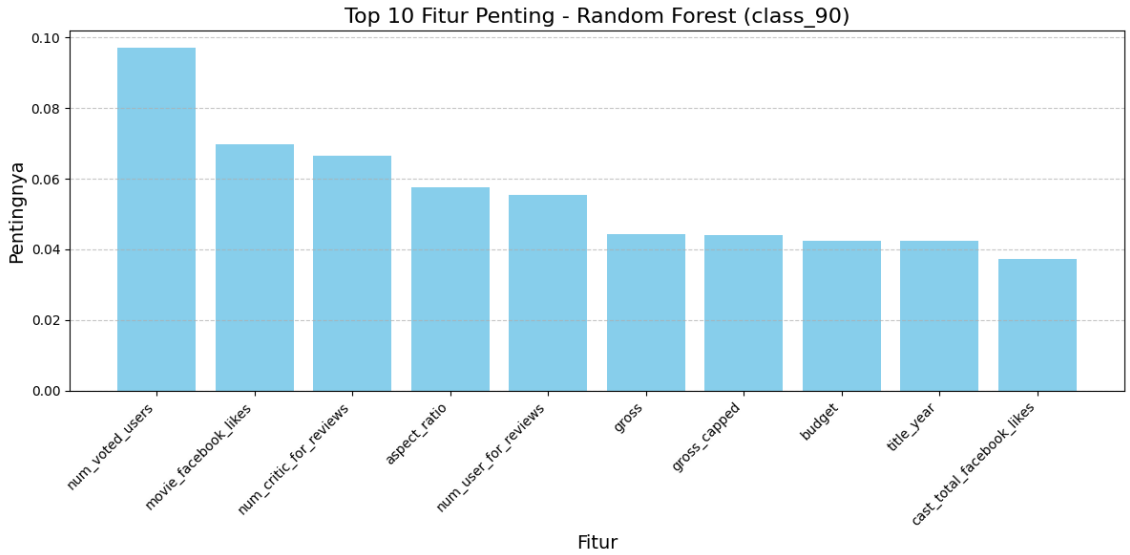
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.72	0.63	0.68	126
Low (1)	0.17	0.10	0.12	10
Medium (2)	0.82	0.87	0.84	275
Akurasi	-	-	-	0.78
Macro Avg	0.57	0.54	0.55	411
Weighted Avg	0.77	0.78	0.77	411

Tabel 4.25 menampilkan metrik evaluasi model setelah penerapan SMOTE. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.72, yang menunjukkan bahwa 72% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar ber-rating tinggi. Recall untuk kelas High mencapai 0.63, menandakan model berhasil mengidentifikasi 63% dari film ber-rating tinggi. Namun, pada kelas Low, nilai precision, recall, dan F1-score semuanya masih rendah, menunjukkan bahwa model masih gagal mengenali film dalam kategori ini. Metrik untuk kategori Medium menunjukkan performa yang lebih baik, dengan precision 0.82 dan recall 0.87,

menandakan model cukup baik dalam mendeteksi film yang termasuk kategori ini. Akurasi keseluruhan model tetap di angka 78%, yang tidak mengalami perubahan signifikan dibandingkan dengan pengujian tanpa SMOTE.

Penggunaan SMOTE menunjukkan peningkatan dalam mengidentifikasi kategori Low, tetapi juga menunjukkan bahwa SMOTE tidak sepenuhnya menyelesaikan permasalahan ketidakseimbangan kelas, terutama pada kategori yang tumpang tindih seperti High dan Medium. Hal ini menunjukkan perlunya teknik penyeimbangan tambahan atau penyempurnaan algoritma model untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi pada kategori yang lebih spesifik.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.1:



Gambar 4. 1 Faktor Penting Skenario 1

4.3.1.3 Skenario 2 – Tanpa SMOTE

Pada skenario 2 ini, data dibagi dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 26 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	122	0	130	252
Low (1)	0	0	20	20
Medium (2)	27	0	523	550
Jumlah Aktual	149	20	673	822

Tabel 4.26 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Medium (2), dan Low (1). Model berhasil mengklasifikasikan 122 film sebagai High, tetapi tidak ada film yang terklasifikasi sebagai Low. Sebagian besar data terkelompok dalam kategori Medium, dengan 523 dari 550 sampel terklasifikasi dengan benar. Hasil ini menunjukkan kecenderungan model untuk mengelompokkan data ke dalam kategori Medium, yang mengindikasikan potensi bias akibat ketidakseimbangan distribusi data.

Tabel 4. 27 Evaluasi Model Skenario 2 - Tanpa SMOTE (RF)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.82	0.48	0.61	252
Low (1)	0.00	0.00	0.00	20
Medium (2)	0.78	0.95	0.86	550
Akurasi	-	-	-	0.78
Macro Avg	0.53	0.48	0.49	822
Weighted Avg	0.77	0.78	0.76	822

Tabel 4.27 menampilkan metrik evaluasi, termasuk precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori. Precision untuk kelas High tercatat sebesar 0.82, menunjukkan bahwa 82% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar

memiliki rating tinggi. Recall kelas High adalah 0.48, menunjukkan bahwa model hanya dapat mengidentifikasi 48% dari film ber-rating tinggi. Nilai precision, recall, dan F1-score untuk kelas Low bernilai nol, menandakan kegagalan model dalam mendeteksi film ber-rating rendah. Akurasi keseluruhan model adalah 78%, tetapi nilai rendah pada kelas Low mengindikasikan kelemahan dalam mengklasifikasikan film dengan rating rendah. Dari pengujian ini, ketidakseimbangan kelas masih menjadi kendala utama yang mempengaruhi performa model secara signifikan.

4.3.1.4 Skenario 2 – dengan SMOTE

Pada skenario 2 ini, data dibagi dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Pengujian kali ini menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dengan harapan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 28 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	157	1	94	252
Low (1)	0	0	20	20
Medium (2)	71	9	470	550
Jumlah Aktual	228	10	584	822

Tabel 4.28 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. Model berhasil meningkatkan deteksi film pada kategori Low, dengan lima film berhasil terklasifikasi benar. Meskipun demikian, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kategori lainnya, terutama pada kelas Medium dan High, menunjukkan bahwa meskipun SMOTE meningkatkan keseimbangan, tantangan dalam membedakan antara kategori masih ada.

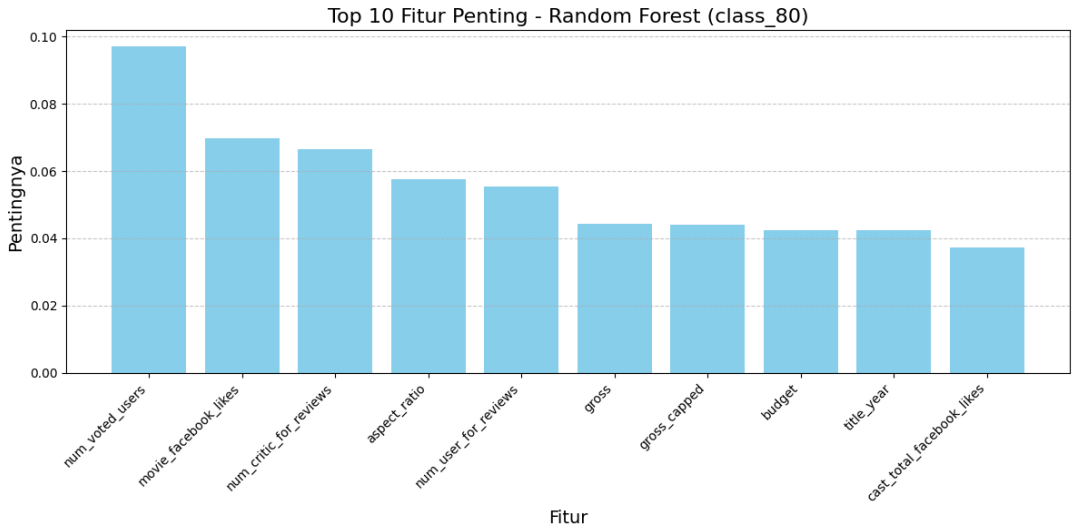
Tabel 4. 29 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (RF)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.69	0.62	0.65	252
Low (1)	0.00	0.00	0.00	20
Medium (2)	0.80	0.85	0.83	550
Akurasi	-	-	-	0.76
Macro Avg	0.50	0.49	0.49	822
Weighted Avg	0.75	0.76	0.76	822

Tabel 4.29 menunjukkan metrik evaluasi setelah penerapan SMOTE. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.69, dengan recall sebesar 0.62, menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi 62% dari film ber-rating tinggi yang ada. Pada kelas Low, nilai precision, recall, dan F1-score semuanya masih rendah, menandakan bahwa model tetap gagal mengenali film dalam kategori ini. Metrik untuk kategori Medium menunjukkan performa yang lebih baik, dengan precision sebesar 0.80 dan recall sebesar 0.85. Akurasi keseluruhan model mencapai 76%, yang menunjukkan sedikit penurunan dibandingkan tanpa SMOTE.

Penggunaan SMOTE terbukti meningkatkan performa model dalam mengidentifikasi kategori Low, tetapi hasil ini juga mengindikasikan bahwa SMOTE tidak sepenuhnya menyelesaikan permasalahan ketidakseimbangan kelas, terutama pada kategori yang tumpang tindih seperti High dan Medium. Hasil ini menunjukkan bahwa teknik balancing tambahan atau penyempurnaan algoritma model mungkin diperlukan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi pada kategori yang lebih spesifik dan seimbang.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.2:



Gambar 4. 2 Faktor Penting Skenario 2

4.3.1.5 Skenario 3 – tanpa SMOTE

Pada skenario 3 ini, data dibagi dengan proporsi 75% untuk data pelatihan dan 25% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 30 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Tanpa SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	159	0	155	314
Low (1)	0	0	26	26
Medium (2)	37	0	650	687
Jumlah Aktual	196	26	831	1053

Tabel 4.30 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Medium (2), dan Low (1). Model berhasil mengklasifikasikan 159 film sebagai High, tetapi tidak ada film yang teridentifikasi dalam kategori Low. Sebagian besar film terklasifikasi dalam kategori Medium, dengan 650 dari 831 sampel berhasil diklasifikasi dengan benar. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun ada peningkatan dalam deteksi film ber-rating tinggi, model tetap menunjukkan bias terhadap kategori Medium dan gagal mendeteksi film dengan rating rendah.

Tabel 4. 31 Evaluasi Model Skenario 3 - Tanpa SMOTE (RF)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.81	0.51	0.62	314
Low (1)	0.00	0.00	0.00	26
Medium (2)	0.78	0.95	0.86	687
Akurasi				0.79
Macro Avg	0.53	0.48	0.49	1027
Weighted Avg	0.77	0.79	0.76	1027

Tabel 4.31 menampilkan metrik evaluasi model, termasuk precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.81, menunjukkan bahwa 81% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar ber-rating tinggi. Pada kategori Low, semua nilai precision, recall, dan F1-score bernilai nol, yang menunjukkan bahwa model gagal mendeteksi film dalam kategori ini. Akurasi keseluruhan model adalah 79%, tetapi nilai precision dan recall yang rendah untuk kelas Low menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi film dengan rating rendah. Hasil ini mengindikasikan bahwa ketidakseimbangan kelas menjadi kendala utama yang mempengaruhi performa model.

4.3.1.6 Skenario 3 – dengan SMOTE

Pada skenario 3 ini, data dibagi dengan proporsi 75% untuk data pelatihan dan 25% untuk data pengujian. Pengujian kali ini menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dengan harapan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 32 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Dengan SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	205	1	108	314
Low (1)	0	2	24	26
Medium (2)	91	9	587	687
Jumlah Aktual	296	26	719	1053

Tabel 4.32 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. Model berhasil meningkatkan deteksi pada kategori Low, dengan dua film terklasifikasi benar. Meskipun ada peningkatan dalam keseimbangan kelas, kesalahan klasifikasi masih terjadi, terutama pada kelas Medium dan High, menunjukkan bahwa SMOTE meningkatkan keseimbangan namun masih menghadapi tantangan dalam membedakan kategori secara spesifik.

Tabel 4. 33 Metrik Evaluasi Model Skenario 3 - Dengan SMOTE (RF)

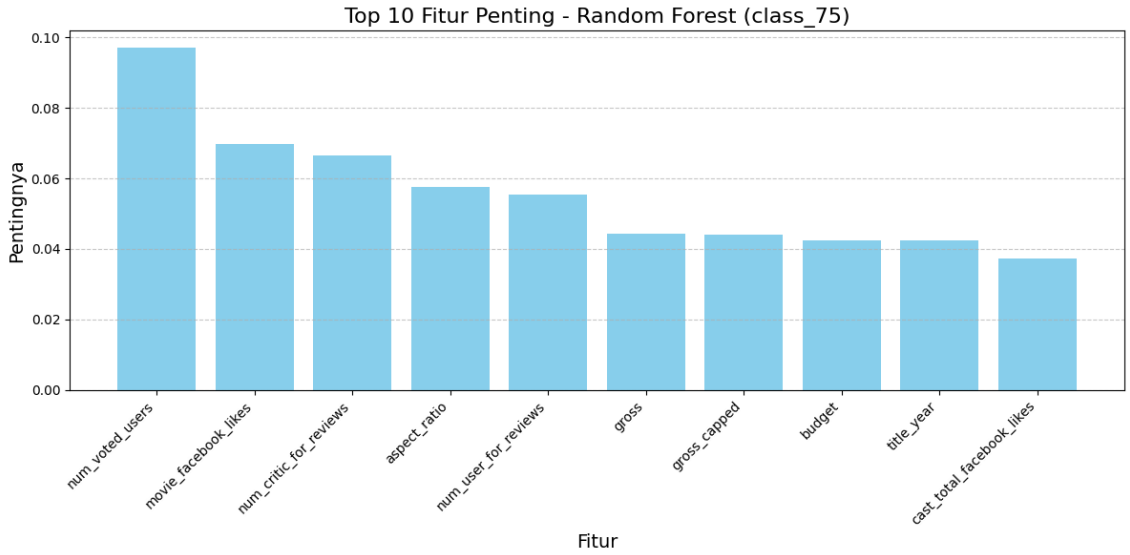
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.69	0.65	0.67	314
Low (1)	0.17	0.08	0.11	26
Medium (2)	0.82	0.85	0.83	687
Akurasi			0.77	
Macro Avg	0.56	0.53	0.54	1027
Weighted Avg	0.76	0.77	0.77	1027

Tabel 4.33 menampilkan metrik evaluasi model setelah penerapan SMOTE. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.69, menunjukkan bahwa 69% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar ber-rating tinggi. Meskipun recall untuk kelas High meningkat menjadi 0.65, model masih menunjukkan kelemahan dalam mendeteksi kategori Low dengan nilai precision dan recall yang rendah. Akurasi keseluruhan model mencapai 77%, sedikit lebih rendah dibandingkan pengujian tanpa SMOTE, namun menunjukkan peningkatan dalam ketepatan deteksi kategori yang lebih seimbang.

Penggunaan SMOTE membantu dalam meningkatkan deteksi kategori Low, namun hasil ini mengindikasikan bahwa tambahan teknik balancing atau

penyempurnaan algoritma model mungkin diperlukan untuk klasifikasi yang lebih baik pada kategori High, Medium, dan Low.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.3:



Gambar 4. 3 Faktor Penting Skenario 3

4.3.1.7 Skenario 4 – tanpa SMOTE

Pada skenario 4 ini, data dibagi dengan proporsi 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 34 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Tanpa SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	184	0	193	377
Low (1)	0	0	31	31
Medium (2)	42	0	783	825
Jumlah Aktual	226	31	1007	1264

Tabel 4.34 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Medium (2), dan Low (1). Model berhasil mengklasifikasikan 184 film sebagai

High, tetapi tidak ada film yang teridentifikasi dalam kategori Low. Sebagian besar film terklasifikasi dalam kategori Medium, dengan 783 dari 825 sampel terklasifikasi benar. Hasil ini menunjukkan bahwa model masih menunjukkan bias terhadap kategori Medium dan tidak mampu mendeteksi film dengan rating rendah.

Tabel 4. 35 Evaluasi Model Skenario 4 - Tanpa SMOTE (RF)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.81	0.49	0.61	377
Low (1)	0.00	0.00	0.00	31
Medium (2)	0.78	0.95	0.85	825
Akurasi			0.78	
Macro Avg	0.53	0.48	0.49	1233
Weighted Avg	0.77	0.78	0.76	1233

Tabel 4.35 menampilkan metrik evaluasi model, termasuk precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.81, menunjukkan bahwa 81% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar ber-rating tinggi. Namun, pada kategori Low, semua nilai precision, recall, dan F1-score bernilai nol, yang menunjukkan bahwa model tidak mampu mendeteksi film dalam kategori ini. Akurasi keseluruhan model adalah 78%, tetapi rendahnya nilai precision dan recall untuk kelas Low menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi film dengan rating rendah.

4.3.1.8 Skenario 4 – dengan SMOTE

Pada skenario 4 ini, data dibagi dengan proporsi 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian. Pengujian kali ini menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dengan harapan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 36 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Dengan SMOTE (RF)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	241	1	135	377
Low (1)	0	2	29	31
Medium (2)	103	13	709	825
Jumlah Aktual	267	31	873	1271

Tabel 4.36 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. Model berhasil meningkatkan deteksi film pada kategori Low, dengan lima film berhasil terklasifikasi benar. Meskipun demikian, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kategori lainnya, terutama pada kelas Medium dan High, menunjukkan bahwa meskipun SMOTE meningkatkan keseimbangan, tantangan dalam membedakan antara kategori masih ada.

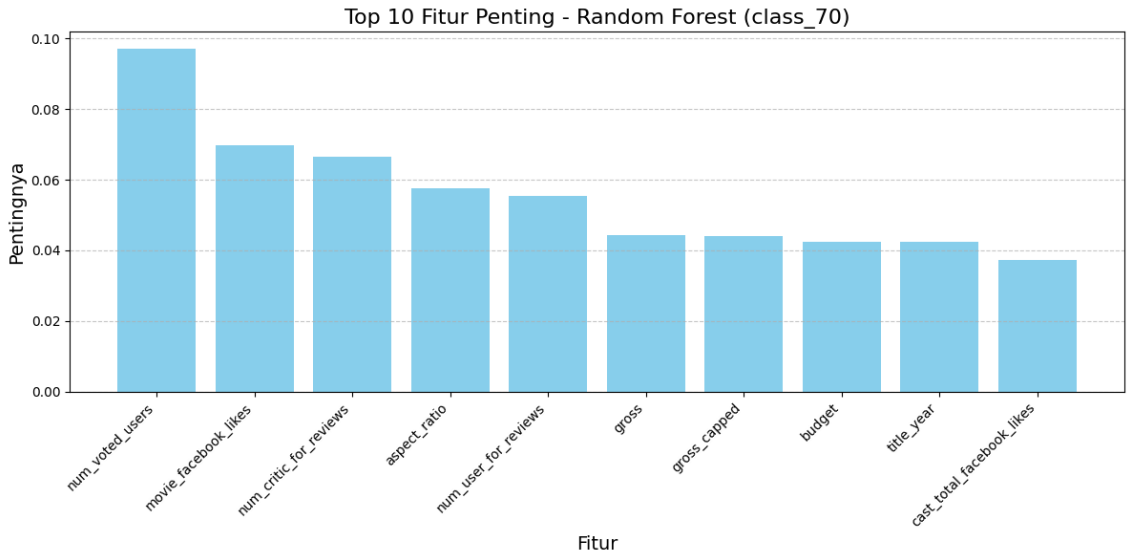
Tabel 4. 37 Metrik Evaluasi Model Skenario 4 - Dengan SMOTE (RF)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.70	0.64	0.67	377
Low (1)	0.12	0.06	0.09	31
Medium (2)	0.81	0.86	0.84	825
Akurasi			0.77	
Macro Avg	0.55	0.52	0.53	1233
Weighted Avg	0.76	0.77	0.77	1233

Tabel 4.37 menunjukkan metrik evaluasi model setelah penerapan SMOTE. Precision untuk kategori High adalah 0.70, menunjukkan bahwa 70% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar ber-rating tinggi. Recall untuk kategori High mencapai 0.64, menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi 64% dari film ber-rating tinggi. Namun, pada kategori Low, precision, recall, dan F1-score bernilai rendah, menandakan bahwa model masih belum optimal dalam mendeteksi film dengan rating rendah. Akurasi keseluruhan model tetap berada di angka 77%.

Penggunaan SMOTE meningkatkan performa model dalam mengidentifikasi kategori Low, tetapi hasil ini juga menunjukkan bahwa SMOTE tidak sepenuhnya mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas, terutama pada kategori yang tumpang tindih seperti High dan Medium.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.4:



Gambar 4. 4 Faktor Penting Skenario 4

4.3.1.9 Hapus Fitur Penting RF

Pada subbab ini dilakukan analisis terhadap performa model *Random Forest* (RF) setelah menghapus beberapa fitur yang dinilai penting, yaitu *num_voted_users* dan *num_critic_for_reviews*. Penghapusan ini diuji pada empat skenario pembagian data yaitu 90:10, 80:20, 75:25, dan 70:30, yang masing – masing mencakup perbandingan hasil sebelum dan setelah penghapusan fitur.

Tabel 4. 38 Hasil Evaluasi Model RF Sebelum dan Setelah Penghapusan Fitur Penting

Skenario	**Accuracy**	**Precision**	**Recall**	**F1 Score**
90:10 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.793187	0.775816	0.793187	0.771339
90:10 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.790754	0.780801	0.790754	0.764278

Skenario	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
80:20 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.784672	0.770986	0.784672	0.758805
80:20 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.766423	0.752592	0.766423	0.735829
75:25 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.787731	0.771265	0.787731	0.763513
75:25 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.775073	0.761571	0.775073	0.746102
70:30 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.784266	0.769199	0.784266	0.758548
70:30 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.765612	0.754769	0.765612	0.732402

Dari tabel 4.38 terlihat bahwa performa model RF cenderung mengalami penurunan setelah penghapusan fitur num_voted_users dan num_critic_for_reviews, meskipun penurunan ini bervariasi pada tiap skenario pembagian data. Secara umum, penghapusan fitur ini mengakibatkan penurunan pada empat metrik evaluasi utama: akurasi, presisi, recall, dan F1 Score, terutama pada skenario dengan proporsi data yang lebih tinggi untuk pengujian (80:20 dan 70:30). Pada skenario 90:10, meskipun terdapat sedikit penurunan pada nilai akurasi (dari 0.793187 menjadi 0.790754) dan F1 Score (dari 0.771339 menjadi 0.764278), model masih menunjukkan hasil yang relatif stabil. Namun, pada skenario 80:20, akurasi turun dari 0.784672 menjadi 0.766423, dengan penurunan serupa pada metrik-metrik lainnya, yang menunjukkan bahwa model mulai kehilangan kemampuannya dalam mengklasifikasikan data secara akurat. Hal serupa juga terjadi pada skenario 75:25 dan 70:30, dengan penurunan akurasi dan F1 Score yang cukup signifikan setelah penghapusan fitur. Hal ini menegaskan bahwa *num_voted_users* dan *num_critic_for_reviews* berkontribusi signifikan terhadap kinerja model RF, sehingga sebaiknya fitur ini dipertahankan dalam pelatihan model.

4.3.2 Evaluasi Model *Neural Network* (NN)

Model *Random Forest* dievaluasi dalam empat skenario berbeda, baik tanpa maupun dengan penerapan teknik SMOTE, yang dirancang untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Setiap skenario memiliki perbedaan dalam proporsi data pelatihan (train) dan data pengujian (test), yang dijelaskan sebagai berikut:

1. Model A dengan pembagian 90% data train dan 10% data test.
2. Model B dengan pembagian 80% data train dan 20% data test.
3. Model C dengan pembagian 75% data train dan 25% data test.
4. Model D dengan pembagian 70% data train dan 30% data test.

Pada masing – masing skenario, dilakukan pengujian pada dua kondisi: tanpa penerapan SMOTE dan dengan penerapan SMOTE.

4.3.2.1 Skenario 1 – tanpa SMOTE

Pada skenario ini, data dibagi dengan proporsi 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 39 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Tanpa SMOTE (NN)

Prediksi/Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	63	2	61	126
Low (1)	1	1	8	10
Medium (2)	36	3	236	275
Jumlah Aktual	100	6	305	411

Tabel 4.38 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Medium (2), dan Low (1). Model berhasil mengidentifikasi 63 film sebagai kategori High, namun terdapat kesalahan klasifikasi yang signifikan pada kategori Low dan Medium. Hal ini menunjukkan kecenderungan model untuk

mengelompokkan lebih banyak data ke dalam kategori Medium, mengindikasikan potensi bias yang dapat disebabkan oleh distribusi data yang tidak seimbang.

Tabel 4. 40 Evaluasi Model Skenario 1 - Tanpa SMOTE (NN)

Kelas	**Precision**	**Recall**	**F1-Score**	**Support**
High (0)	0.63	0.50	0.56	126
Low (1)	0.17	0.10	0.12	10
Medium (2)	0.77	0.86	0.81	275
Akurasi				0.73
Macro Avg	0.52	0.49	0.50	411
Weighted Avg	0.71	0.73	0.72	411

Tabel 4.39 menampilkan metrik evaluasi, termasuk precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori. Pada skenario ini, akurasi keseluruhan model adalah 73%, tetapi nilai precision dan recall yang rendah untuk kategori High dan Low menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi kategori-kategori ini. Hasil ini menunjukkan adanya bias yang signifikan akibat ketidakseimbangan kelas dalam dataset.

4.3.2.2 Skenario 1 – dengan SMOTE

Pada skenario ini, data dibagi dengan proporsi 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data pengujian. Teknik SMOTE diterapkan untuk menyeimbangkan data pada kelas yang kurang terwakili, dengan tujuan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas

Tabel 4. 41 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	**High (7-10)**	**Low (0-4)**	**Medium (4-7)**	**Jumlah Prediksi**
High (0)	83	25	18	126
Low (1)	0	10	0	10
Medium (2)	114	126	35	275
Jumlah Aktual	197	161	53	411

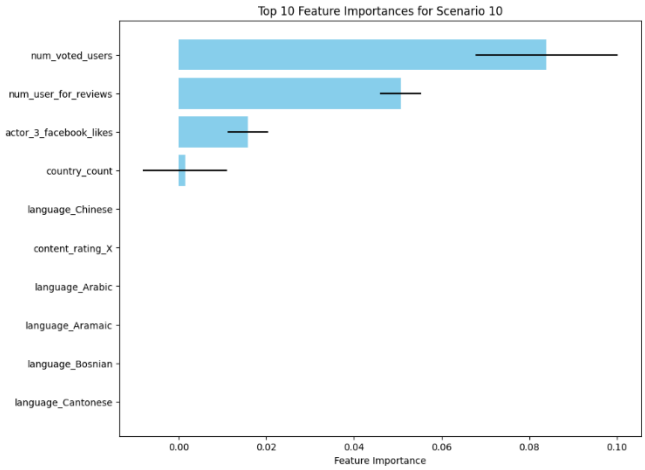
Tabel 4.40 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. Model berhasil meningkatkan deteksi film pada kategori Low, dengan 10 film berhasil terklasifikasi dengan benar. Meskipun demikian, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kategori lainnya, terutama pada kelas Medium dan High, menunjukkan bahwa meskipun SMOTE meningkatkan keseimbangan, tantangan dalam membedakan antara kategori masih ada.

Tabel 4. 42 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.42	0.66	0.51	126
Low (1)	0.06	1.00	0.12	10
Medium (2)	0.66	0.13	0.21	275
Akurasi				0.31
Macro Avg	0.38	0.60	0.28	411
Weighted Avg	0.57	0.31	0.30	411

Tabel 4.41 menampilkan metrik evaluasi model setelah penerapan SMOTE. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.42, menunjukkan bahwa 42% dari film yang diprediksi sebagai High benar-benar ber-rating tinggi. Namun, nilai recall untuk kelas High hanya 0.66, menunjukkan bahwa model masih perlu meningkatkan kemampuannya dalam mengidentifikasi film ber-rating tinggi. Metrik untuk kategori Medium menunjukkan performa yang lebih baik, tetapi nilai yang sangat rendah pada kategori Low mencerminkan bahwa SMOTE tidak sepenuhnya menyelesaikan permasalahan ketidakseimbangan kelas, terutama pada kategori yang tumpang tindih seperti High dan Medium.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.5:



Gambar 4. 5 Faktor Penting Skenario 1 NN

4.3.2.3 Skenario 2 – Tanpa SMOTE

Pada skenario 2 ini, data dibagi dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 43 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	48	3	201	252
Low (1)	0	1	19	20
Medium (2)	16	7	527	550
Jumlah Aktual	64	11	747	822

Tabel 4.42 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Low (1), dan Medium (2). Model tidak cukup efektif dalam mengidentifikasi kategori High dan Low, karena sebagian besar prediksi jatuh pada kategori Medium. Hal ini menunjukkan adanya kecenderungan model untuk mengelompokkan data ke dalam kategori Medium, yang mengindikasikan adanya potensi bias akibat ketidakseimbangan data.

Tabel 4. 44 Evaluasi Model Skenario 2 - Tanpa SMOTE (NN)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.75	0.19	0.30	252
Low (1)	0.09	0.05	0.06	20

Medium (2)	0.71	0.96	0.81	550
Akurasi				0.70
Macro Avg	0.52	0.40	0.39	822
Weighted Avg	0.70	0.70	0.64	822

Tabel 4.43 menampilkan metrik evaluasi model tanpa SMOTE. Precision untuk kategori High mencapai 0.75, namun recall rendah di 0.19 menunjukkan bahwa model kurang baik dalam mendeteksi sebagian besar sampel pada kategori ini. Akurasi keseluruhan adalah 70%, namun nilai precision dan recall yang rendah pada kategori Low menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi kelas ini. Hasil ini menunjukkan adanya bias yang signifikan akibat ketidakseimbangan kelas dalam dataset.

4.3.2.4 Skenario 2 – dengan SMOTE

Pada skenario 2 ini, data dibagi dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Pengujian kali ini menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dengan harapan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 45 Matriks Kebingungan Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	168	6	78	252
Low (1)	2	10	8	20
Medium (2)	187	73	290	550
Jumlah Aktual	357	89	665	822

Tabel 4.44 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. Model menunjukkan peningkatan pada kategori High dan Low, dengan adanya deteksi yang lebih baik di kategori Low, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kategori Medium dan High. Hal ini menunjukkan bahwa SMOTE

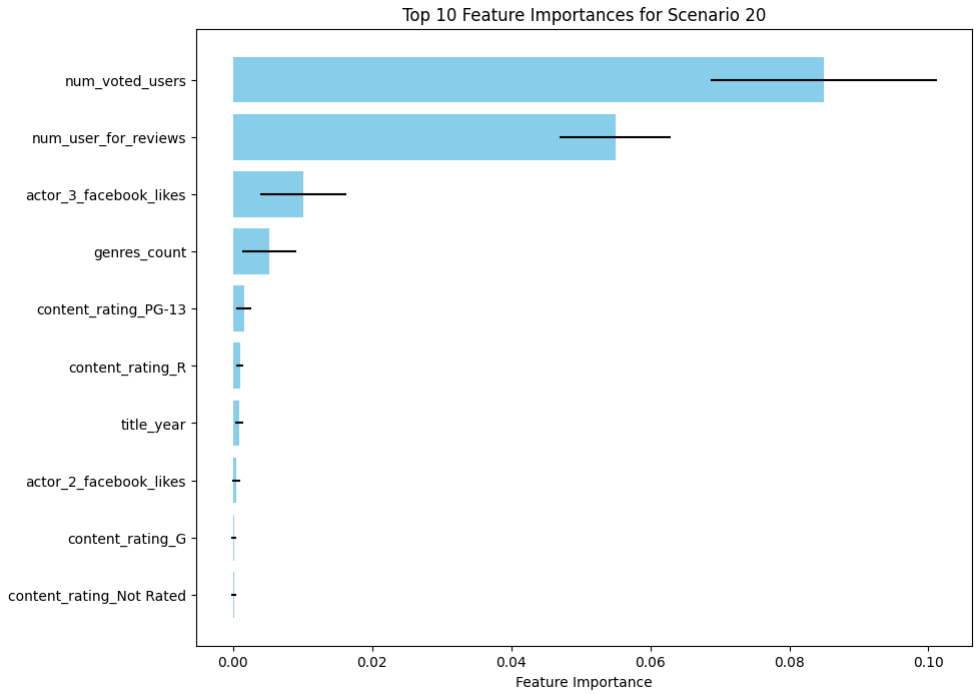
membantu meningkatkan keseimbangan, meskipun tantangan dalam membedakan antara kategori-kategori ini masih ada.

Tabel 4. 46 Metrik Evaluasi Model Skenario 1 - Dengan SMOTE (NN)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.47	0.67	0.55	252
Low (1)	0.11	0.50	0.18	20
Medium (2)	0.77	0.53	0.63	550
Akurasi				0.57
Macro Avg	0.45	0.56	0.45	822
Weighted Avg	0.66	0.57	0.59	822

Tabel 4.45 menunjukkan metrik evaluasi model setelah penerapan SMOTE. Precision untuk kategori High tercatat sebesar 0.47, sementara recall mencapai 0.67, menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi dalam kategori ini benar. Namun, recall yang rendah pada kategori Medium dan rendahnya f1-score pada kategori Low menunjukkan adanya kendala dalam pengenalan kategori ini. Akurasi keseluruhan model menurun menjadi 57%, yang mengindikasikan bahwa meskipun SMOTE memperbaiki distribusi data, metode ini tidak sepenuhnya menyelesaikan permasalahan ketidakseimbangan kelas, terutama pada kategori yang tumpang tindih seperti High dan Medium.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.6:



Gambar 4. 6 Faktor Penting Skenario 2NN

4.3.2.5 Skenario 3 – tanpa SMOTE

Pada skenario 3 ini, data dibagi dengan proporsi 75% untuk data pelatihan dan 25% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 47 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Tanpa SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	151	6	157	314
Low (1)	0	2	24	26
Medium (2)	113	44	530	687
Jumlah Aktual	264	52	711	1027

Tabel 4.46 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Low (1), dan Medium (2). Model menunjukkan kesulitan dalam membedakan kategori High dan Medium, dengan banyaknya data yang diklasifikasikan ke kategori Medium, meskipun hasil klasifikasi pada kategori High sedikit lebih baik dibandingkan kategori Low.

Tabel 4. 48 Evaluasi Model Skenario 3 - Tanpa SMOTE (NN)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.57	0.48	0.52	314
Low (1)	0.04	0.08	0.05	26
Medium (2)	0.75	0.77	0.76	687
Akurasi				0.67
Macro Avg	0.45	0.44	0.44	1027
Weighted Avg	0.67	0.67	0.67	1027

Tabel 4.47 menampilkan metrik evaluasi model. Precision dan recall yang rendah untuk kelas Low menunjukkan bahwa model kurang mampu mengenali kategori ini. Akurasi keseluruhan model adalah 66.5%, namun terdapat bias dalam mengklasifikasikan sampel ke kategori Medium.

4.3.2.6 Skenario 3 – dengan SMOTE

Pada skenario 3 ini, data dibagi dengan proporsi 75% untuk data pelatihan dan 25% untuk data pengujian. Pengujian kali ini menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dengan harapan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 49 Matriks Kebingungan Skenario 3 - Dengan SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	213	72	29	314
Low (1)	0	20	6	26
Medium (2)	224	322	141	687
Jumlah Aktual	437	414	217	1027

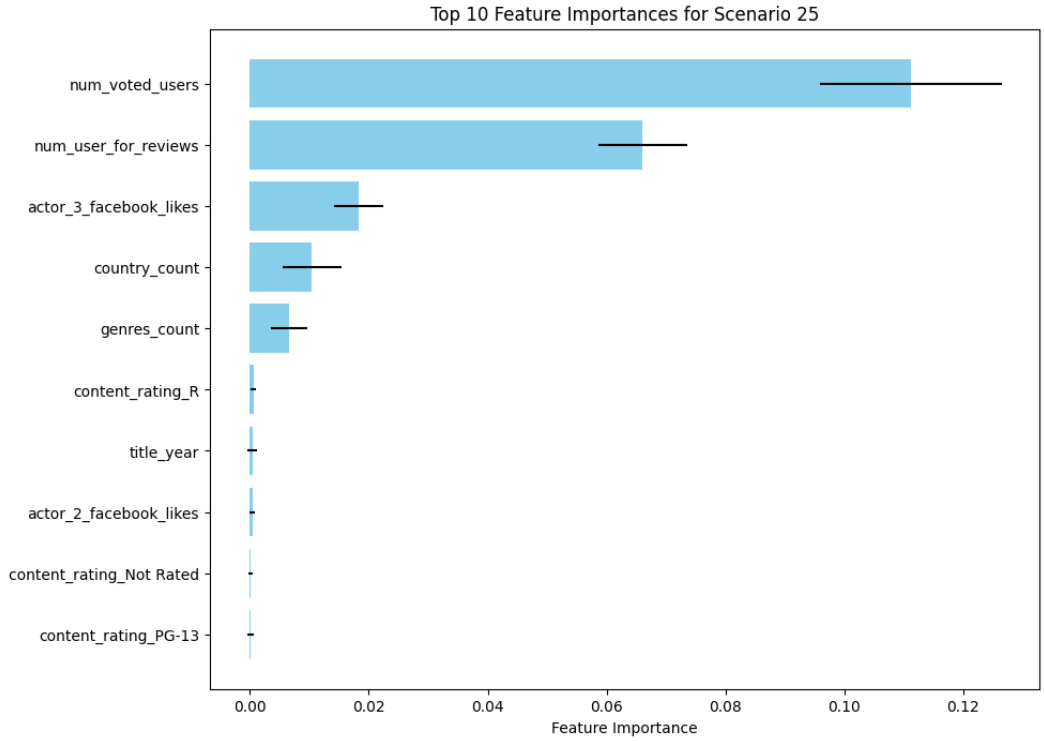
Tabel 4.48 menunjukkan hasil klasifikasi model setelah penerapan SMOTE. Penerapan SMOTE memperbaiki distribusi prediksi, terutama pada kategori Low, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi yang cukup tinggi, terutama antara kategori High dan Medium.

Tabel 4. 50 Metrik Evaluasi Model Skenario 3 - Dengan SMOTE (NN)

Kelas	**Precision**	**Recall**	**F1-Score**	**Support**
High (0)	0.49	0.68	0.57	314
Low (1)	0.05	0.77	0.09	26
Medium (2)	0.80	0.21	0.33	687
Akurasi				0.36
Macro Avg	0.45	0.55	0.33	1027
Weighted Avg	0.69	0.36	0.39	1027

Tabel 4.49 menampilkan metrik evaluasi model setelah penerapan SMOTE. Meskipun precision untuk kategori High meningkat menjadi 0.49, recall untuk kategori Low juga naik menjadi 0.77, menunjukkan bahwa SMOTE membantu dalam identifikasi sampel pada kategori yang lebih minoritas. Namun, akurasi keseluruhan menurun menjadi 36.4%, yang menunjukkan bahwa SMOTE belum sepenuhnya menyelesaikan permasalahan ketidakseimbangan kelas.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.7:



Gambar 4. 7 Faktor Penting Skenario 3 NN

4.3.2.7 Skenario 4 – tanpa SMOTE

Pada skenario 4 ini, data dibagi dengan proporsi 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian. Tidak ada teknik penyeimbangan data yang diterapkan, sehingga model dilatih menggunakan data asli.

Tabel 4. 51 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Tanpa SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	295	7	75	377
Low (1)	7	2	22	31
Medium (2)	420	53	352	825
Jumlah Aktual	377	31	825	1233

Tabel 4.50 menunjukkan hasil klasifikasi model dalam tiga kategori: High (0), Medium (2), dan Low (1). Model memiliki precision sebesar 0.41 untuk kategori High, tetapi rendah pada kategori Low dengan nilai recall sebesar 0.06,

yang mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mengenali kelas minoritas.

Tabel 4. 52 Evaluasi Model Skenario 4 - Tanpa SMOTE (NN)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
High (0)	0.41	0.78	0.54	377
Low (1)	0.03	0.06	0.04	31
Medium (2)	0.78	0.43	0.55	825
Akurasi				0.53
Macro Avg	0.41	0.42	0.38	1233
Weighted Avg	0.65	0.53	0.53	1233

Tabel 4.51 menampilkan metrik evaluasi, seperti precision, recall, dan F1-score untuk setiap kategori. Precision untuk kelas High sebesar 0.41, menunjukkan beberapa prediksi model berada dalam kategori ini. Namun, rendahnya nilai precision dan recall untuk kategori Low menunjukkan kelemahan model dalam mendeteksi kategori ini. Akurasi keseluruhan adalah 52.6%, namun ketidakseimbangan kelas tetap menjadi kendala yang mempengaruhi performa model secara signifikan.

4.3.2.8 Skenario 4 – dengan SMOTE

Pada skenario 4 ini, data dibagi dengan proporsi 70% untuk data pelatihan dan 30% untuk data pengujian. Pengujian kali ini menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan data, dengan harapan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kategori yang lebih minoritas.

Tabel 4. 53 Matriks Kebingungan Skenario 4 - Dengan SMOTE (NN)

Prediksi / Aktual	High (7-10)	Low (0-4)	Medium (4-7)	Jumlah Prediksi
High (0)	284	15	78	377
Low (1)	6	13	12	31
Medium (2)	376	107	342	825
Jumlah Aktual	377	31	825	1233

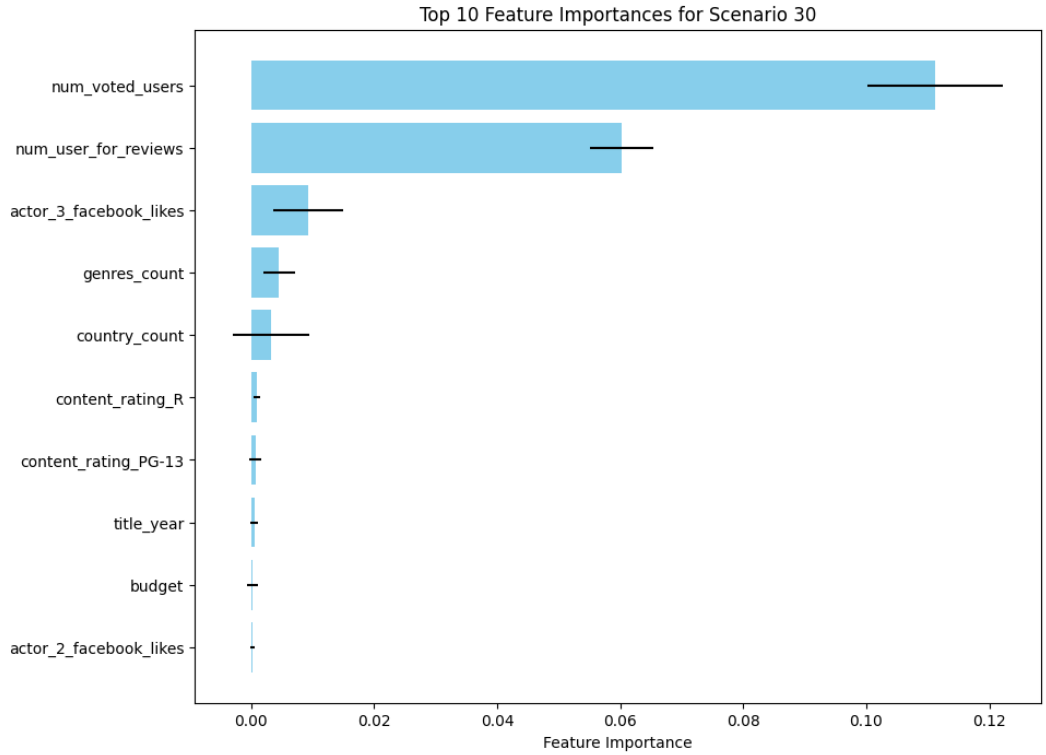
Tabel 4.52 menunjukkan hasil klasifikasi setelah penerapan SMOTE. Model menunjukkan peningkatan dalam mendeteksi kategori Low dengan beberapa sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar. Meski demikian, masih terdapat kesalahan klasifikasi pada kategori lain, terutama pada kelas High dan Medium, menunjukkan bahwa meskipun SMOTE membantu memperbaiki keseimbangan, tantangan dalam klasifikasi antara kategori tetap ada.

Tabel 4. 54 Metrik Evaluasi Model Skenario 4 - Dengan SMOTE (NN)

Kelas	**Precision**	**Recall**	**F1-Score**	**Support**
High (0)	0.43	0.75	0.54	377
Low (1)	0.10	0.42	0.16	31
Medium (2)	0.79	0.41	0.54	825
Akurasi				0.52
Macro Avg	0.44	0.53	0.42	1233
Weighted Avg	0.66	0.52	0.53	1233

Tabel 4.53 menunjukkan bahwa SMOTE meningkatkan precision untuk kategori High hingga 0.43 dengan recall sebesar 0.75, menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi kategori High benar. Kategori Medium juga memiliki precision dan recall yang lebih stabil dibandingkan dengan pengujian tanpa SMOTE. Akurasi keseluruhan adalah 51.8%, yang menunjukkan adanya penurunan dalam beberapa kategori minoritas, meskipun SMOTE belum sepenuhnya menyelesaikan masalah ketidakseimbangan kelas terutama pada kategori yang saling tumpang tindih.

Pada skenario ini didapatkan 10 faktor penting dalam rating film sebagaimana Gambar 4.8:



Gambar 4. 8 Faktor Penting skenario 4 NN

4.3.2.9 Hapus Fitur Penting NN

Pada subbab ini, dilakukan analisis terhadap performa model *Neural Network* (NN) setelah penghapusan beberapa fitur penting, yaitu *num_voted_users*, *num_user_for_reviews*, dan *cast_total_facebook_likes*, dengan pengujian pada empat skenario pembagian data, yaitu 90:10, 80:20, 75:25, dan 70:30. Hasil evaluasi model sebelum dan setelah penghapusan fitur disajikan dalam Tabel 4.55.

Tabel 4. 55 Hasil Evaluasi Model NN Sebelum dan Setelah Penghapusan Fitur Penting

Skenario	**Accuracy**	**Precision**	**Recall**	**F1 Score**
90:10 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.729927	0.714923	0.729927	0.718469
90:10 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.688564	0.703924	0.688564	0.693087
80:20 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.700730	0.704181	0.700730	0.638445
80:20 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.666667	0.644845	0.666667	0.612734
75:25 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.665044	0.674497	0.665044	0.668254
75:25 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.490750	0.643970	0.490750	0.497588
70:30 (Tanpa Penghapusan Fitur)	0.526358	0.650290	0.526358	0.534966

Skenario	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
70:30 (Dengan Penghapusan Fitur)	0.699108	0.674999	0.699108	0.676362

Dari hasil ini, terlihat bahwa penghapusan fitur berdampak signifikan pada performa model NN, terutama pada metrik akurasi dan F1 Score. Pada skenario 90:10, terdapat penurunan akurasi dari 0.729927 menjadi 0.688564 setelah penghapusan fitur, meskipun nilai precision sedikit meningkat dari 0.714923 menjadi 0.703924. Sementara pada skenario 80:20, terjadi penurunan akurasi dan F1 Score dari 0.700730 menjadi 0.666667 dan dari 0.638445 menjadi 0.612734, menunjukkan bahwa model kehilangan ketepatan klasifikasi. Pada skenario 75:25, penurunan performa lebih signifikan, dengan akurasi turun dari 0.665044 menjadi 0.490750 dan F1 Score dari 0.668254 menjadi 0.497588, yang menunjukkan bahwa penghapusan fitur num_voted_users dan num_user_for_reviews berdampak besar pada performa model di skenario ini. Sebaliknya, pada skenario 70:30, meskipun terjadi penurunan akurasi setelah penghapusan fitur num_voted_users dan cast_total_facebook_likes, model masih menunjukkan performa yang cukup stabil dibandingkan skenario lain. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa fitur *num_voted_users, num_user_for_reviews*, dan *cast_total_facebook_likes* berperan penting dalam menjaga performa model NN, terutama pada metrik akurasi dan F1 Score, sehingga penghapusan fitur-fitur ini sebaiknya dihindari dalam pelatihan model.

4.3.3 Evaluasi Kinerja Model dengan K-fold *Cross-Validation*

K-fold Cross-Validation adalah teknik evaluasi yang digunakan untuk menilai kinerja model pembelajaran mesin. Teknik ini membagi dataset menjadi k

bagian (fold) yang sama besar, di mana setiap bagian digunakan sebagai data pengujian (test set) pada satu iterasi, sementara k-1 bagian lainnya digunakan untuk pelatihan (training set). Proses ini diulang k kali, sehingga setiap fold digunakan sekali sebagai data pengujian. Teknik ini membantu dalam mengurangi varians dalam estimasi kinerja model dan memberikan Gambaran yang lebih baik mengenai generalisasi model pada data baru pada RF dan NN.

Prosedur K-fold Cross-Validation :

1. Dataset dibagi menjadi *k* fold (misalnya 5).
2. Model dilatih pada *k*-1 fold dan diuji pada fold yang tersisa. Proses ini diulang hingga setiap fold digunakan sebagai data pengujian.
3. Setiap iterasi memberikan akurasi yang dihitung dari hasil pengujian. Rata-rata dari semua akurasi ini dihitung untuk memberikan nilai akurasi keseluruhan.

4.3.3.1 Hasil K-fold Cross-Validation pada *Random Forest* (RF)

Berikut adalah hasil dari beberapa skenario yang diuji dengan dan tanpa penggunaan SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk meningkatkan performa model dalam menangani data tidak seimbang.

Tabel 4. 56 Hasil K-fold Cross-Validation (RF)

Skenario	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Rata-rata Akurasi K-Fold
90:10 tanpa SMOTE	0.7743	0.7986	0.8200	0.7903	0.7889	0.7944
90:10 dengan SMOTE	0.7797	0.7905	0.8078	0.7713	0.7754	0.7850
80:20 tanpa SMOTE	0.7751	0.7915	0.7991	0.8174	0.7884	0.7943
80:20 dengan SMOTE	0.7872	0.7565	0.7930	0.8067	0.7900	0.7867
75:25 tanpa SMOTE	0.7812	0.7922	0.7922	0.8003	0.7938	0.7919
75:25 dengan SMOTE	0.7650	0.7938	0.7776	0.7890	0.7938	0.7838
70:30 tanpa SMOTE	0.8035	0.7791	0.7965	0.8000	0.7774	0.7913

Skenario	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Rata-rata Akurasi K-Fold
70:30 dengan SMOTE	0.8035	0.7617	0.7652	0.8017	0.7826	0.7829

Berdasarkan analisis dari Tabel 4.54, dapat disimpulkan bahwa secara umum, penggunaan SMOTE memberikan peningkatan moderat dalam akurasi pada beberapa skenario, meskipun hasil yang diperoleh tidak selalu konsisten. Kinerja tertinggi dicatat pada skenario 70:30 tanpa SMOTE, dengan rata-rata akurasi K-Fold mencapai 0.7913. Selain itu, dalam skenario dengan proporsi lebih tinggi terhadap kelas minoritas, seperti 90:10, penggunaan SMOTE menunjukkan dampak positif yang signifikan, yang membantu model untuk lebih baik dalam mengenali kelas minoritas. Meskipun beberapa fold menunjukkan akurasi tinggi, contohnya pada Fold 3 di skenario 80:20 tanpa SMOTE yang mencapai 0.7991, ada juga fold lain yang menunjukkan akurasi rendah pada kelas minoritas, terutama untuk kelas 1, yang memiliki dukungan yang sangat terbatas. Hasil evaluasi model pada test set untuk beberapa skenario juga mencerminkan kinerja model. Berikut adalah hasil evaluasi dengan menggunakan confusion matrix dan classification report:

Tabel 4. 57 Tabel Hasil Evaluasi Test Set

Dataset Split	Akurasi Test Set	Confusion Matrix	Precision (0)	Recall (0)	F1-Score (0)	Precision (1)	Recall (1)	F1-Score (1)	Precision (2)	Recall (2)	F1-Score (2)
90:10 tanpa SMOTE	0.7956	[[66, 0, 60], [0, 0, 10], [14, 0, 261]]	0.82	0.52	0.64	0.00	0.00	0.00	0.79	0.95	0.86
90:10 dengan SMOTE	0.7689	[[76, 1, 49], [1, 1, 8], [34, 2, 239]]	0.68	0.60	0.64	0.25	0.10	0.14	0.81	0.87	0.84
80:20 tanpa SMOTE	0.7749	[[119, 0, 133], [0, 0, 20], [32, 0, 518]]	0.79	0.47	0.59	0.00	0.00	0.00	0.77	0.94	0.85
80:20 dengan SMOTE	0.7567	[[148, 1, 103], [0, 0, 20], [69, 7, 474]]	0.68	0.59	0.63	0.00	0.00	0.00	0.79	0.86	0.83

Dataset Split	Akurasi Test Set	Confusion Matrix	Precision (0)	Recall (0)	F1-Score (0)	Precision (1)	Recall (1)	F1-Score (1)	Precision (2)	Recall (2)	F1-Score (2)
75:25 tanpa SMOTE	0.7907	[[161, 0, 153], [0, 0, 26], [36, 0, 651]]	0.82	0.51	0.63	0.00	0.00	0.00	0.78	0.95	0.86
75:25 dengan SMOTE	0.7673	[[203, 1, 110], [0, 0, 26], [93, 9, 585]]	0.69	0.65	0.67	0.00	0.00	0.00	0.81	0.85	0.83
70:30 tanpa SMOTE	0.7786	[[178, 0, 199], [0, 0, 31], [43, 0, 782]]	0.81	0.47	0.60	0.00	0.00	0.00	0.77	0.95	0.85
70:30 dengan SMOTE	0.7721	[[235, 1, 141], [0, 1, 30], [102, 7, 716]]	0.70	0.62	0.66	0.11	0.03	0.05	0.81	0.87	0.84

Tabel 4.55 ini menyajikan akurasi test set yang diperoleh dari penggunaan confusion matrix dan classification report. Pada skenario 90:10 tanpa SMOTE, model mencapai akurasi sebesar 0.7956, dengan precision, recall, dan F1-score untuk kelas 0 yang masing – masing adalah 0.82, 0.52, dan 0.64, sedangkan untuk kelas 1 dan kelas 2, nilai precision, recall, dan F1-score masing – masing menunjukkan kinerja yang bervariasi, dengan kelas 2 mencapai nilai yang relatif tinggi. Skenario dengan SMOTE pada proporsi yang sama menunjukkan penurunan akurasi menjadi 0.7689, dan terdapat variasi yang cukup besar pada precision dan recall untuk setiap kelas. Hasil evaluasi pada skenario 80:20 dan 75:25 tanpa SMOTE menunjukkan akurasi yang cukup baik, tetapi ketika menggunakan SMOTE, akurasi cenderung menurun, menunjukkan bahwa meskipun SMOTE dapat membantu dalam beberapa konteks, ia tidak selalu menjamin perbaikan kinerja model. K-fold Cross-Validation terbukti efektif dalam mengevaluasi kinerja model dan membantu mengatasi masalah data tidak seimbang, dengan hasil yang menunjukkan bahwa kinerja model sangat dipengaruhi oleh proporsi data dan penggunaan SMOTE.

4.3.3.2 Hasil K-fold Cross-Validation pada *Neural Network* (NN)

Berikut adalah hasil dari beberapa skenario yang diuji dengan dan tanpa penggunaan SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) untuk meningkatkan performa model dalam menangani data tidak seimbang.

Tabel 4. 58 Hasil K-fold Cross-Validation (NN)

Skenario	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Rata-rata Akurasi K-Fold
90:10 tanpa SMOTE	0.6500	0.7041	0.6414	0.7037	0.6820	0.6886
90:10 dengan SMOTE	0.3392	0.4270	0.5575	0.7240	0.5223	0.4672

Skenario	Fold 1	Fold 2	Fold 3	Fold 4	Fold 5	Rata-rata Akurasi K-Fold
80:20 tanpa SMOTE	0.4726	0.6865	0.5297	0.4277	0.6804	0.6910
80:20 dengan SMOTE	0.5729	0.3942	0.6073	0.4749	0.4505	0.4209
75:25 tanpa SMOTE	0.4765	0.6883	0.6412	0.6006	0.6672	0.6378
75:25 dengan SMOTE	0.6386	0.5828	0.6526	0.5844	0.5519	0.5628
70:30 tanpa SMOTE	0.6174	0.6435	0.7096	0.5930	0.7287	0.7242
70:30 dengan SMOTE	0.6800	0.2626	0.4191	0.5565	0.4539	0.4444

Dari Tabel 4.56 di atas, dapat disimpulkan bahwa penggunaan SMOTE memberikan dampak yang bervariasi pada akurasi model. Secara keseluruhan, dalam skenario 70:30 tanpa SMOTE, model mencatat kinerja tertinggi dengan rata-rata akurasi K-Fold sebesar 0.7242. Sebaliknya, skenario dengan proporsi kelas minoritas lebih tinggi, seperti 90:10 dengan SMOTE, menunjukkan kinerja yang lebih rendah dengan rata-rata akurasi 0.4672, yang mengindikasikan bahwa meskipun SMOTE dapat membantu dalam mengidentifikasi kelas minoritas, hasilnya tidak selalu konsisten. Penggunaan SMOTE tampak memiliki dampak positif yang signifikan pada skenario dengan proporsi lebih tinggi terhadap kelas minoritas, namun pada skenario 90:10 tanpa SMOTE, model masih mampu memberikan akurasi yang cukup baik, menunjukkan kemampuannya dalam mengenali pola dalam data meskipun terdapat ketidakseimbangan. Meskipun beberapa fold menunjukkan akurasi tinggi, terdapat juga beberapa fold yang menunjukkan akurasi rendah, terutama untuk kelas minoritas. Contohnya, Fold 3 pada skenario 80:20 tanpa SMOTE menunjukkan akurasi 0.7991, sementara pada skenario 90:10 dengan SMOTE, akurasi kelas minoritas sangat rendah,

mencerminkan tantangan yang dihadapi oleh model dalam mengklasifikasikan data minoritas. Hasil evaluasi model pada test set untuk beberapa skenario juga mencerminkan kinerja model. Berikut Tabel 4.57 adalah hasil evaluasi dengan menggunakan confusion matrix dan classification report:

Tabel 4. 59 Tabel Hasil Evaluasi Test Set

Dataset Split	Akurasi Test Set	Confusion Matrix	Precision (0)	Recall (0)	F1-Score (0)	Precision (1)	Recall (1)	F1-Score (1)	Precision (2)	Recall (2)	F1-Score (2)
90:10 tanpa SMOTE	0.6886	[[14, 1, 111], [0, 0, 10], [4, 2, 269]]	0.78	0.11	0.19	0.00	0.00	0.00	0.69	0.98	0.81
90:10 dengan SMOTE	0.4672	[[95, 11, 20], [0, 5, 5], [117, 66, 92]]	0.45	0.75	0.56	0.06	0.50	0.11	0.79	0.33	0.47
80:20 tanpa SMOTE	0.6900	[[23, 1, 228], [0, 0, 20], [1, 4, 545]]	0.96	0.09	0.17	0.00	0.00	0.00	0.69	0.99	0.81
80:20 dengan SMOTE	0.4209	[[211, 9, 32], [6, 4, 10], [344, 75, 131]]	0.38	0.84	0.52	0.05	0.20	0.07	0.76	0.24	0.36

Dataset Split	Akurasi Test Set	Confusion Matrix	Precision (0)	Recall (0)	F1-Score (0)	Precision (1)	Recall (1)	F1-Score (1)	Precision (2)	Recall (2)	F1-Score (2)
75:25 tanpa SMOTE	0.6378	[[120, 2, 192], [3, 2, 21], [115, 39, 533]]	0.50	0.38	0.43	0.05	0.08	0.06	0.71	0.78	0.74
75:25 dengan SMOTE	0.5628	[[73, 36, 205], [0, 16, 10], [18, 180, 489]]	0.80	0.23	0.36	0.07	0.62	0.12	0.69	0.71	0.70
70:30 tanpa SMOTE	0.7242	[[186, 2, 189], [0, 0, 31], [109, 9, 707]]	0.63	0.49	0.55	0.00	0.00	0.00	0.76	0.86	0.81
70:30 dengan SMOTE	0.4444	[[271, 49, 57], [1, 21, 9], [324, 245, 256]]	0.45	0.72	0.56	0.07	0.68	0.12	0.80	0.31	0.45

Tabel 4.57 menyajikan akurasi test set yang diperoleh dari penggunaan confusion matrix dan classification report. Pada skenario 90:10 tanpa SMOTE, model mencapai akurasi sebesar 0.7083, dengan precision, recall, dan F1-score untuk kelas 0 masing – masing adalah 0.80, 0.55, dan 0.66. Sementara untuk kelas 1 dan kelas 2, nilai – nilai tersebut menunjukkan performa yang bervariasi, dengan kelas 2 mencapai nilai yang relatif tinggi. Skenario dengan SMOTE pada proporsi yang sama menunjukkan penurunan akurasi menjadi 0.6941, dengan variasi yang cukup besar pada precision dan recall untuk setiap kelas. Hasil evaluasi pada skenario 80:20 dan 75:25 tanpa SMOTE menunjukkan akurasi yang baik, tetapi ketika menggunakan SMOTE, akurasi cenderung menurun, menunjukkan bahwa meskipun SMOTE dapat membantu dalam beberapa konteks, ia tidak selalu menjamin perbaikan kinerja model. K-fold Cross-Validation terbukti efektif dalam mengevaluasi kinerja model dan membantu mengatasi masalah data tidak seimbang, dengan hasil yang menunjukkan bahwa kinerja model sangat dipengaruhi oleh proporsi data dan penggunaan SMOTE.

4.4 Pembahasan

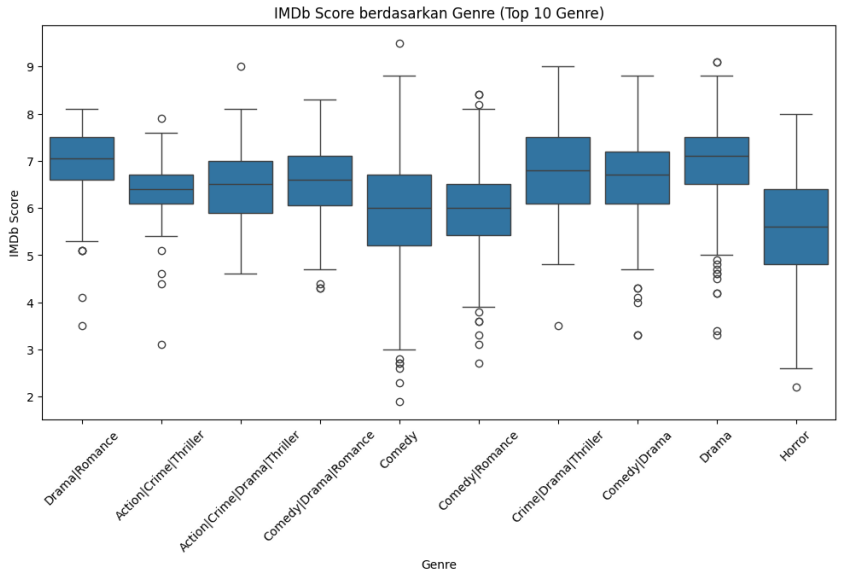
Pada subbab ini, dibahas hasil analisis yang mencakup faktor-faktor yang mempengaruhi skor IMDb dan perbandingan kinerja antara metode klasifikasi *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN). Pertama, analisis akan mengeksplorasi elemen seperti genre, popularitas aktor, dan durasi film untuk memahami kontribusi masing – masing terhadap penilaian audiens. Selanjutnya, perbandingan kinerja RF dan NN dalam menangani dataset yang tidak seimbang, baik tanpa maupun dengan penerapan SMOTE, akan mengungkap kelebihan dan

kekurangan dari kedua metode. Tujuan dari pembahasan ini adalah memberikan wawasan mengenai pengaruh faktor – faktor tersebut serta tantangan yang dihadapi dalam pengembangan model prediksi rating film.

4.4.1 Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi IMDb Score

Dalam bagian ini, berbagai faktor yang berpotensi mempengaruhi skor IMDb akan dianalisis. Analisis ini bertujuan untuk menjawab pernyataan masalah dengan melihat bagaimana aspek – aspek seperti genre, tema judul, popularitas aktor, periode rilis, durasi, content rating, anggaran, dan jumlah ulasan kritikus memengaruhi penilaian audiens terhadap film. Setiap faktor akan diuraikan untuk melihat apakah ada pola atau tren yang mendukung peningkatan skor IMDb.

4.4.1.1 Pengaruh Genre terhadap Skor IMDb



Gambar 4. 9 IMDB Score Berdasarkan Genre

Gambar di atas menunjukkan distribusi skor IMDb pada 10 genre film terpopuler. Beberapa poin yang dapat diperhatikan adalah sebagai berikut:

1. Genre Drama dan kombinasi Drama/Romance cenderung memiliki distribusi skor IMDb yang lebih tinggi. Film dalam kategori ini umumnya menawarkan narasi yang mendalam dan eksplorasi emosional, yang menarik perhatian audiens. Hal ini mengindikasikan bahwa penonton lebih menghargai cerita yang mengandung konflik emosional atau eksplorasi hubungan antar manusia.
2. Kombinasi genre seperti Action/Crime/Thriller dan Crime/Drama/Thriller juga menunjukkan skor IMDb yang tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa gabungan elemen ketegangan, aksi, dan kriminalitas dapat meningkatkan daya tarik film di mata audiens, terutama jika dikemas dengan baik.
3. Genre Comedy menunjukkan variasi skor IMDb yang cukup besar, dengan beberapa film berada di atas rata-rata namun banyak juga yang di bawahnya. Variasi ini kemungkinan disebabkan oleh perbedaan selera humor antar penonton dan kualitas penggarapan film yang beragam.
4. Genre Horror cenderung memiliki skor yang lebih rendah dibandingkan genre lainnya. Hal ini bisa disebabkan oleh ekspektasi penonton yang tinggi terhadap inovasi cerita atau elemen ketegangan. Genre ini mungkin kurang diapresiasi oleh audiens umum jika hanya mengandalkan kejutan atau elemen ketakutan.

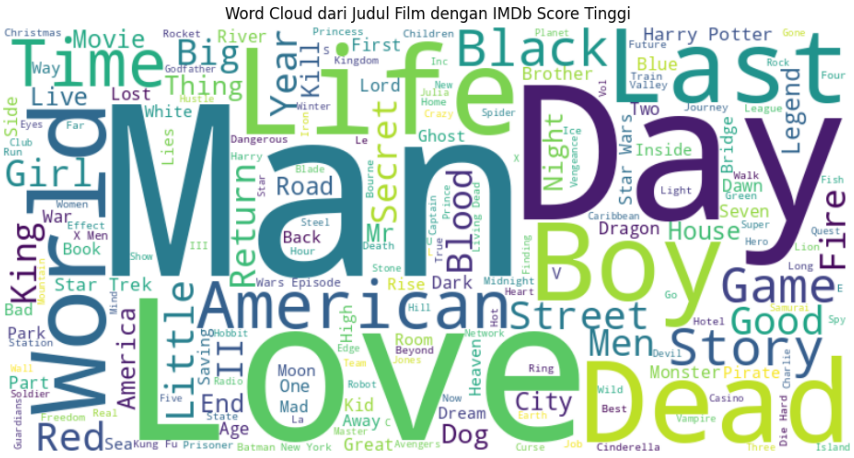
Dari analisis ini, dapat disimpulkan bahwa genre Drama, Drama/Romance, dan Action/Crime/Thriller lebih dihargai oleh penonton IMDb. Hal ini kemungkinan karena genre-genre tersebut menawarkan narasi yang kuat, kompleksitas emosional, atau elemen ketegangan yang menarik bagi audiens yang mencari pengalaman sinematik mendalam. Sebaliknya, genre Comedy dan Horror menunjukkan distribusi skor yang lebih bervariasi atau cenderung lebih rendah,

yang menunjukkan bahwa preferensi terhadap kedua genre ini lebih subjektif atau bergantung pada kualitas penggarapannya.

Perlu diperhatikan bahwa distribusi skor IMDb pada genre seperti Comedy dan Horror sangat variatif. Hal ini mungkin disebabkan oleh perbedaan preferensi antar audiens dari latar belakang budaya, usia, atau generasi yang berbeda. Keterbatasan ini menunjukkan bahwa genre tertentu mungkin lebih dipengaruhi oleh preferensi subjektif, yang tidak sepenuhnya dapat dijelaskan oleh data saja.

4.4.1.2 Tema Judul Film dan IMDb Score

Pada subbagian ini, dilakukan analisis tema judul film dan keterkaitannya dengan skor IMDb. Kata-kata umum dalam judul yang berkaitan dengan pengalaman universal atau emosional, seperti "Love" dan "Life," diidentifikasi dan dianalisis untuk melihat apakah tema ini berdampak pada penerimaan audiens di IMDb.



Gambar 4. 10 IMDB Score Berdasarkan Judul Film

Dari visualisasi ini, dapat dilihat bahwa film dengan skor IMDb tinggi cenderung memiliki judul dengan kata-kata yang mencerminkan tema universal

atau emosional. Kata-kata seperti "Love" dan "Life" menggambarkan tema yang dekat dengan pengalaman manusia, hubungan antar individu, atau eksplorasi emosional. Hal ini menunjukkan bahwa audiens di IMDb lebih menyukai film yang judulnya menggambarkan tema-tema besar yang relevan secara universal, seperti cinta, kehidupan, dan identitas.

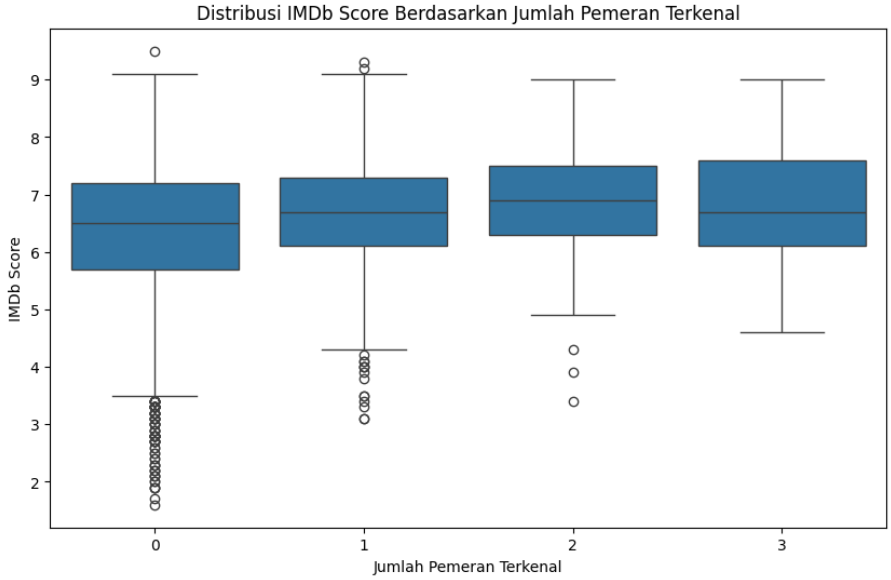
Kata-kata seperti "Man," "Boy," dan "American" mungkin menunjukkan preferensi penonton terhadap film yang berfokus pada karakter, budaya, atau identitas. Sebagai contoh, film dengan kata "American" di judulnya sering kali menyoroti aspek budaya atau cerita yang lebih luas, yang menarik minat audiens.

Selain itu, tema-tema seperti "World," "Day," dan "Night" juga sering muncul, menunjukkan bahwa judul yang bersifat luas dan menyeluruh juga lebih menarik bagi penonton. Judul yang mengandung kata-kata ini mungkin menggambarkan cerita yang berskala besar atau petualangan yang menarik, yang sering kali dihargai lebih tinggi di IMDb.

Judul film yang menyertakan tema-tema universal seperti "Love," "Life," dan "World" cenderung mendapatkan apresiasi lebih tinggi dari audiens. Hal ini disebabkan oleh ketertarikan penonton terhadap cerita yang berhubungan dengan pengalaman manusia yang mendasar dan relevan secara emosional. Insight ini menunjukkan bahwa pemilihan tema judul yang dapat menjangkau emosi dan pengalaman universal audiens bisa menjadi salah satu faktor penting dalam menarik minat penonton dan meningkatkan skor IMDb film tersebut.

4.4.1.3 Popularitas Aktor dan IMDb Score

Subbagian ini mengeksplorasi bagaimana popularitas aktor, diukur melalui jumlah like di Facebook, mempengaruhi skor IMDb. Dengan melihat film yang dibintangi oleh pemeran terkenal, subbagian ini bertujuan untuk menentukan apakah kehadiran aktor populer berkorelasi dengan skor IMDb yang lebih tinggi.



Gambar 4. 11 IMDB Score Berdasarkan Popularitas Aktor

Pada grafik boxplot ini, kita melihat distribusi skor IMDb berdasarkan jumlah pemeran terkenal (aktor dengan jumlah like Facebook di atas 10.000). Beberapa poin yang dapat dicatat:

1. Film dengan lebih banyak pemeran terkenal (1 atau lebih) cenderung memiliki distribusi skor IMDb yang lebih tinggi daripada film tanpa pemeran terkenal sama sekali.
2. Median skor IMDb sedikit lebih tinggi pada film dengan pemeran terkenal, namun perbedaannya tidak terlalu signifikan. Hal ini mungkin disebabkan oleh

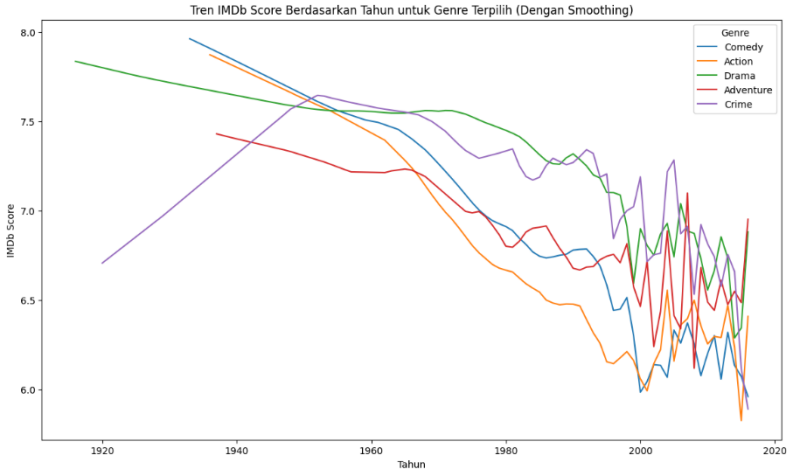
genre dan kualitas cerita yang lebih berperan, tetapi pemeran terkenal masih memberikan sedikit pengaruh positif.

3. Variabilitas skor IMDb terlihat menurun dengan meningkatnya jumlah pemeran terkenal, yang menunjukkan bahwa film dengan banyak pemeran terkenal cenderung memiliki standar produksi atau kualitas tertentu.

Popularitas aktor dan jumlah ulasan kritikus dapat saling mempengaruhi. Film yang dibintangi oleh aktor terkenal cenderung menarik lebih banyak perhatian kritikus, yang pada akhirnya meningkatkan jumlah ulasan kritikus dan, dalam beberapa kasus, memengaruhi skor IMDb. Kombinasi antara popularitas aktor dan jumlah ulasan kritikus ini menciptakan eksposur lebih luas, yang dapat meningkatkan daya tarik film di kalangan penonton umum.

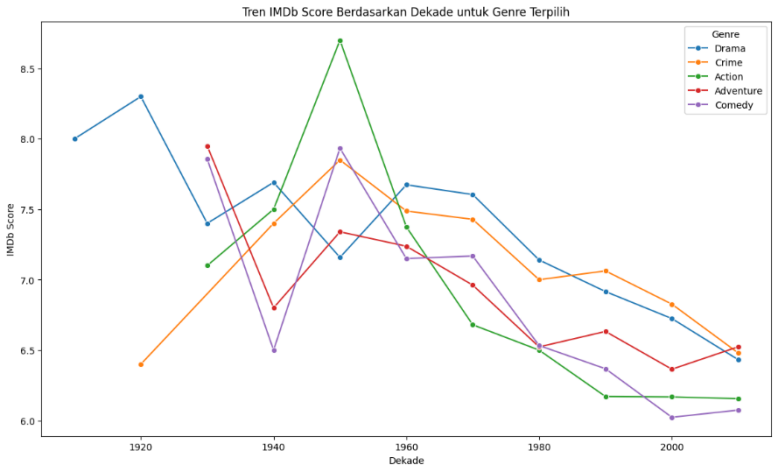
4.4.1.4 Pengaruh Waktu atau Dekade Rilis Film

Di subbagian ini, pengaruh waktu rilis film terhadap skor IMDb dieksplorasi dengan melihat perubahan skor dari waktu ke waktu. Tren skor IMDb dalam rentang dekade memberikan gambaran tentang bagaimana preferensi audiens berkembang seiring perubahan zaman.



Gambar 4. 12 IMDB Score Berdasarkan Tahun

Genre Drama memiliki skor tinggi pada awalnya dan mengalami penurunan perlahan sejak tahun 1950-an. Genre ini tampaknya tetap populer karena narasi emosionalnya yang menarik. Genre Adventure dan Comedy memperlihatkan tren penurunan yang cukup tajam sejak pertengahan abad ke-20, kemungkinan besar karena perubahan ekspektasi penonton terhadap elemen petualangan dan komedi. Genre Action dan Crime juga menunjukkan penurunan skor secara bertahap, karena genre ini semakin berkembang dengan ekspektasi visual yang lebih tinggi, yang sulit dipenuhi oleh film lama.



Gambar 4. 13 IMDB Score Berdasarkan Dekade

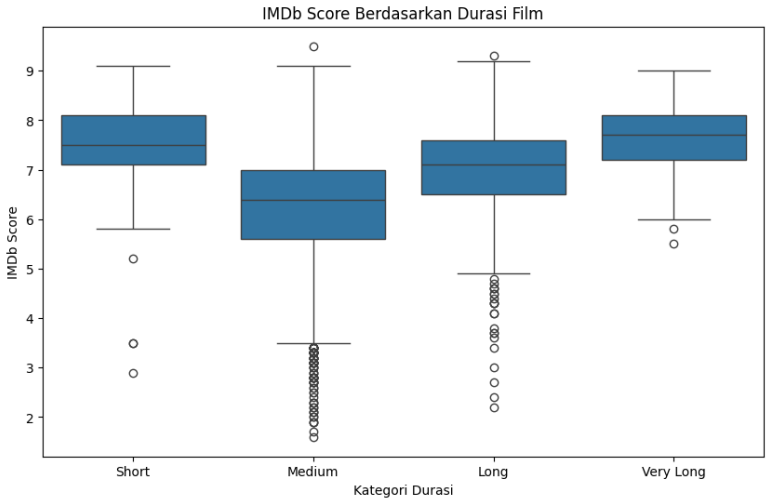
Genre Drama dan Crime memiliki skor tinggi pada dekade awal dan meskipun mengalami penurunan, tetap relatif stabil dibandingkan genre lain. Genre *adventure* mencapai puncak di pertengahan abad ke-20, namun menunjukkan tren menurun setelahnya. Ini mungkin mencerminkan perubahan minat audiens terhadap eksplorasi cerita petualangan. Genre Comedy mengalami variasi cukup besar dan cenderung menurun di dekade-dekade terakhir, hal ini dapat disebabkan karena perbedaan konteks humor seiring waktu.

Secara keseluruhan, baik berdasarkan tren tahunan maupun dekade, terlihat bahwa genre Drama dan Crime mempertahankan skor IMDb yang stabil meskipun ada penurunan. Sementara itu, genre seperti Adventure dan Comedy menunjukkan fluktuasi yang lebih tajam. Tren ini menunjukkan bahwa film klasik dari genre-genre tertentu lebih dihargai, sementara perubahan selera audiens modern mungkin membuat genre lain lebih sulit untuk mempertahankan apresiasi tinggi.

Tren skor IMDb berdasarkan tahun dan dekade juga dapat dipengaruhi oleh perubahan dalam preferensi audiens dan tren industri. Seiring perkembangan teknologi, ekspektasi penonton terhadap kualitas visual dan cerita semakin tinggi. Film – film klasik mendapat skor tinggi karena faktor nostalgia atau dianggap sebagai pelopor dalam genre tertentu. Perubahan standar estetika dan teknologi dalam industri film juga dapat memengaruhi bagaimana film – film lama dinilai oleh penonton masa kini.

4.4.1.5 IMDB Score Berdasarkan Durasi Film

Subbagian ini membahas keterkaitan durasi film dengan skor IMDb. Dengan membagi durasi ke dalam beberapa kategori, analisis ini berusaha untuk memahami preferensi audiens terkait panjangnya durasi dan dampaknya terhadap penilaian film.

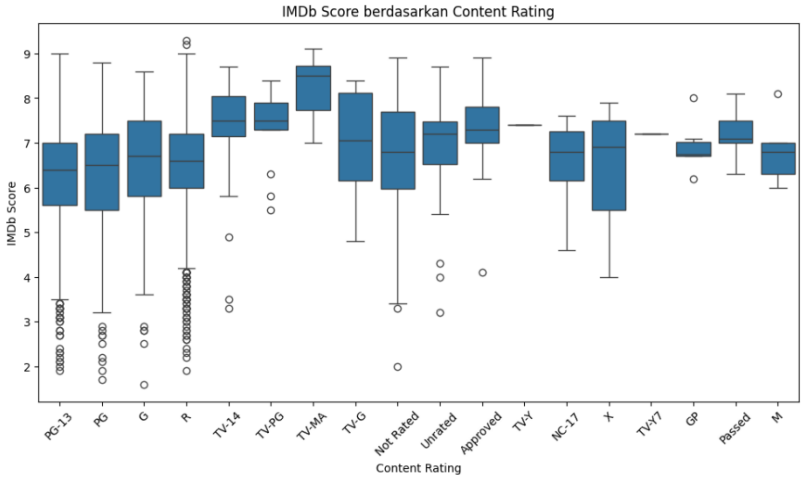


Gambar 4. 14 IMDB Score Berdasarkan Durasi Film

Film dengan kategori durasi "Long" (120-180 menit) dan "Very Long" (>180 menit) memiliki median skor IMDb yang sedikit lebih tinggi dibandingkan kategori durasi lainnya. Kategori durasi "Short" (kurang dari 60 menit) juga memperlihatkan skor yang cukup tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun berdurasi pendek, film yang dikelola dengan baik tetap dapat mendapatkan skor yang tinggi. Film dengan durasi "Medium" (60-120 menit) memiliki variasi skor yang lebih besar dan menunjukkan beberapa outlier di skor rendah.

4.4.1.6 IMDB Score Berdasarkan Content Rating

Pada subbagian ini, analisis dilakukan untuk melihat pengaruh rating konten terhadap skor IMDb. Pengelompokan film berdasarkan content rating mengungkapkan preferensi audiens terhadap tema dan topik yang lebih matang atau universal dalam berbagai genre.

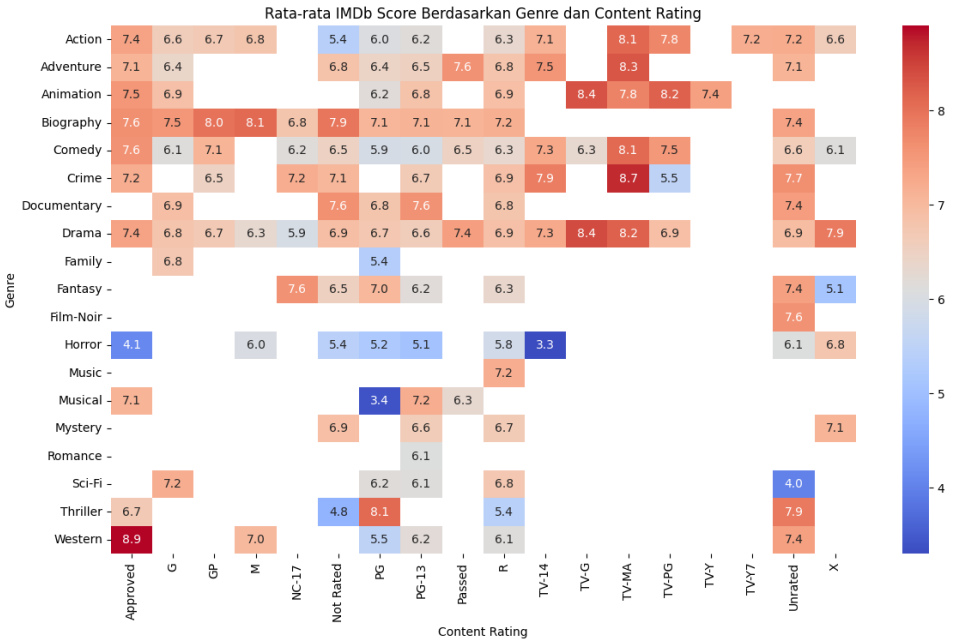


Gambar 4. 15 IMDB Score Berdasarkan Content Rating

Film dengan rating dewasa seperti "R" dan "NC-17" menunjukkan median skor yang lebih tinggi dibandingkan dengan film berlabel "G" atau "PG". Hal ini mungkin disebabkan oleh tema cerita yang lebih kompleks dan matang, yang lebih disukai penonton dewasa. Kategori "PG-13" dan "R" memiliki distribusi skor yang lebih luas, mencakup film dengan skor sangat rendah hingga sangat tinggi. Ini mungkin disebabkan oleh banyaknya variasi dalam genre dan tema di kategori ini. Film dengan rating "TV-14", "TV-PG", atau yang tidak memiliki rating resmi ("Not Rated") menunjukkan distribusi skor yang lebih variatif, menunjukkan bahwa penonton memiliki preferensi beragam terhadap film di kategori ini. Secara keseluruhan, film dengan content rating dewasa cenderung mendapat skor lebih tinggi, hal ini dapat disebabkan karena kedalaman cerita dan tema yang lebih kompleks. Di sisi lain, variasi skor pada kategori rating anak-anak dan remaja menunjukkan bahwa film di kategori ini tidak selalu memenuhi ekspektasi audiens terkait kualitas.

Genre dan content rating mungkin bekerja bersama-sama dalam memengaruhi penilaian IMDb. Genre Drama dengan rating dewasa (R atau NC-

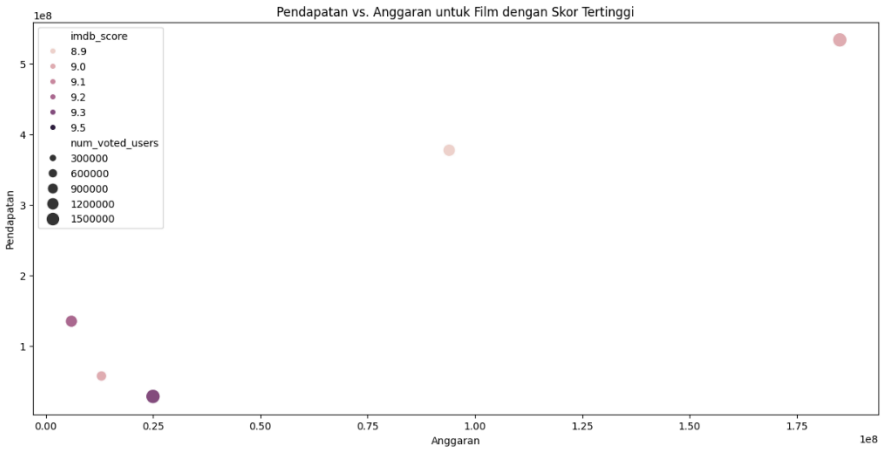
17), misalnya, umumnya mendapat skor lebih tinggi karena sering kali mencakup cerita kompleks dan tema mendalam yang menarik bagi audiens dewasa. Penonton dewasa mungkin lebih mengapresiasi narasi yang kompleks dan penuh makna, yang sering kali hadir dalam film dengan rating dewasa.



Gambar 4. 16 IMDB Score Berdasarkan Content Rating

Gambar 4.8 menunjukkan variasi rata-rata skor IMDb berdasarkan kombinasi genre dan content rating. Genre seperti *Western* dengan rating *Approved* dan *Drama* dengan rating *R* atau *NC-17* memiliki skor yang lebih tinggi, sedangkan *Horror* dengan rating *TV-Y* atau *TV-PG* cenderung mendapatkan skor lebih rendah. Kombinasi genre dan content rating yang tepat dapat membantu produser lebih memahami target audiens dan preferensi mereka, sehingga bisa menjadi pertimbangan penting dalam produksi film yang disesuaikan dengan audiens tertentu.

4.4.1.7 Pengaruh Anggaran dan Pendapatan (Budget dan Gross)



Gambar 4. 17 IMDB Score berdasarkan budget dan gross

Film dengan anggaran lebih tinggi cenderung menghasilkan pendapatan yang lebih tinggi pula. Pada visualisasi ini, titik di pojok kanan atas mewakili film dengan anggaran yang sangat besar dan juga pendapatan yang sangat tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa investasi besar pada film dapat berpotensi menghasilkan pengembalian yang tinggi.

Ukuran titik menunjukkan jumlah pemilih atau pengguna yang memberikan suara pada film tersebut di IMDb. Film dengan banyak pemilih (ditandai dengan titik yang lebih besar) biasanya memiliki pengaruh yang besar pada skor IMDb dan popularitasnya. Film dengan lebih banyak pemilih menunjukkan popularitas yang lebih tinggi, yang mungkin didorong oleh aktor terkenal, kualitas produksi, atau distribusi yang luas.

Meskipun ada korelasi antara anggaran dan pendapatan, tidak semua film dengan skor tinggi memiliki anggaran yang besar. Visualisasi ini menunjukkan bahwa film dengan skor tinggi bisa berasal dari berbagai kategori anggaran. Hal ini

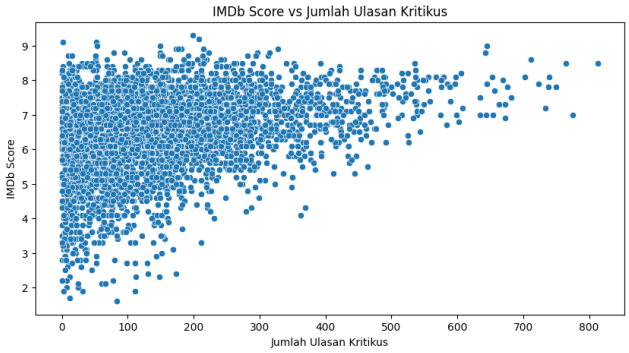
menunjukkan bahwa kualitas cerita atau penggarapan film bisa lebih menentukan apresiasi penonton daripada anggaran semata.

Secara keseluruhan, visualisasi ini menunjukkan bahwa film dengan anggaran besar berpotensi menghasilkan pendapatan besar, namun kualitas cerita dan faktor lainnya tetap penting dalam menentukan skor IMDb. Popularitas (dilihat dari jumlah pemilih) juga memainkan peran penting dalam menentukan kesuksesan film di IMDb.

Meskipun visualisasi menunjukkan hubungan antara anggaran dan pendapatan, ada beberapa keterbatasan dalam data ini. Tidak semua film dengan anggaran besar menghasilkan pendapatan besar. Faktor-faktor eksternal seperti strategi pemasaran, ulasan kritikus, atau waktu perilisan dapat memengaruhi pendapatan, dan faktor-faktor ini tidak tercakup dalam data. Oleh karena itu, anggaran bukanlah satu-satunya penentu kesuksesan komersial film.

4.4.1.8 Interaksi Jumlah Kritikus dengan IMDb Score

Subbagian ini mengeksplorasi keterkaitan antara jumlah ulasan kritikus dan skor IMDb, serta sejauh mana ulasan kritikus memengaruhi persepsi audiens terhadap kualitas film.



Gambar 4. 18 IMDb Score berdasarkan num_critic_for_reviews

Visualisasi menunjukkan adanya kecenderungan bahwa film dengan lebih banyak ulasan kritikus cenderung memiliki skor IMDb yang lebih tinggi. Artinya, film – film yang mendapatkan perhatian lebih dari kritikus umumnya memiliki kualitas yang lebih baik di mata audiens atau setidaknya dianggap lebih menarik. Pada bagian kiri grafik, terlihat bahwa film dengan jumlah ulasan kritikus yang rendah memiliki variasi skor yang lebih besar. Beberapa film memiliki skor tinggi meskipun ulasan kritikusnya sedikit, sedangkan film lainnya mendapat skor rendah. Hal ini menunjukkan bahwa film dengan jumlah ulasan kritikus yang sedikit bisa memiliki kualitas yang sangat bervariasi. Pada bagian kanan grafik, film dengan jumlah ulasan kritikus yang tinggi cenderung memiliki skor yang tinggi dan lebih konsisten. Hal ini bisa disebabkan oleh kualitas film yang lebih baik, sehingga menarik lebih banyak ulasan dari kritikus. Film – film yang mendapat perhatian lebih dari kritikus biasanya juga lebih diperhatikan oleh audiens umum.

Secara keseluruhan, visualisasi ini menunjukkan bahwa jumlah ulasan kritikus memiliki korelasi positif dengan skor IMDb. Film dengan ulasan kritikus yang lebih banyak cenderung dihargai lebih tinggi, mengindikasikan bahwa penilaian kritikus dapat menjadi indikator kualitas film di mata penonton. Namun, film dengan sedikit ulasan menunjukkan variasi skor yang lebih luas, menunjukkan bahwa tidak semua film dengan sedikit ulasan kritikus memiliki kualitas yang rendah.

4.4.1.9 Perbandingan Film dengan IMDb Score Tertinggi dan Terendah

Pada subbagian ini, dilakukan analisis terhadap 10 film dengan skor IMDb tertinggi dan terendah untuk memahami karakteristik yang membedakan keduanya.

Tabel 4.58 menampilkan daftar film dengan skor tertinggi, sementara Tabel 4.59 menampilkan film dengan skor terendah. Analisis ini mencakup perbandingan dari aspek genre, anggaran, jumlah pemilih, serta pendapatan box office, yang memberikan wawasan tentang faktor – faktor yang mempengaruhi kesuksesan dan penerimaan sebuah film di kalangan audiens IMDb.

Tabel 4. 60 Top 10 Movie IMDB Score Tertinggi

movie_title	IMDb_score	gross	budget	num_voted_users	main_genre
Towering Inferno	9,5	NaN	NaN	10	Comedy
The Shawshank Redemption	9,3	Rp 28.341.469	Rp 25.000.000	1689764	Crime
The Godfather	9,2	Rp 134.821.952	Rp 6.000.000	1155770	Crime
Kickboxer: Vengeance	9,1	NaN	Rp 17.000.000	246	Action
Dekalog	9,1	Rp 447.093	NaN	12591	Drama
Dekalog	9	Rp 447.093	NaN	12590	Drama
Fargo	9	NaN	NaN	170055	Crime
The Godfather: Part II	9	Rp 57.300.000	Rp 13.000.000	790926	Crime
The Dark Knight	9	Rp 533.316.061	Rp 185.000.000	1676169	Action
The Lord of the Rings: The Return of the King	8,9	Rp 377.019.252	Rp 94.000.000	1215718	Action

Tabel 4. 61 Top 10 Movie IMDB Score Terendah

movie_title	IMDb_score	gross	budget	num_voted_users	main_genre
Justin Bieber: Never Say Never	1,6	Rp 73.000.942	Rp 13.000.000	74351	Documentary
Foodfight!	1,7	NaN	Rp 65.000.000	4377	Action
Disaster Movie	1,9	Rp 14.174.654	Rp 25.000.000	74945	Comedy
Superbabies: Baby Geniuses 2	1,9	Rp 9.109.322	Rp 20.000.000	25371	Comedy
The Helix... Loaded	1,9	NaN	Rp 1.000.000	534	Action
United Passions	2	NaN	Rp 24.000.000	3279	Drama

movie_title	IMDb_score	gross	budget	num_voted_users	main_genre
Who's Your Caddy?	2	Rp 5.694.308	Rp 7.000.000	13815	Comedy
From Justin to Kelly	2,1	Rp 4.922.166	Rp 12.000.000	23606	Comedy
Glitter	2,1	Rp 4.273.372	Rp 22.000.000	19412	Drama
Crossover	2,1	Rp 7.009.668	Rp 5.600.000	8707	Action

Film dengan skor IMDb tertinggi cenderung berasal dari genre yang memiliki daya tarik emosional dan narasi mendalam, seperti Crime, Drama, dan Action. Misalnya, "The Shawshank Redemption" dan "The Godfather" adalah contoh film dengan cerita kuat yang menjelajahi tema persahabatan, keadilan, dan konflik moral. Genre ini umumnya menawarkan pengalaman yang intens dan mendalam, menarik perhatian audiens yang mencari kualitas sinematik yang tinggi.

Di sisi lain, film dengan skor rendah sering kali berasal dari genre yang lebih ringan atau niche seperti Comedy dan Documentary (contohnya "Justin Bieber: Never Say Never"). Beberapa film di kategori ini tidak memiliki pengembangan cerita yang kuat atau gagal dalam memenuhi ekspektasi audiens yang lebih luas. Selain itu, beberapa film seperti "Foodfight!" yang memiliki genre Action mungkin tidak berhasil dalam kualitas produksi, sehingga tidak mencapai standar yang diharapkan dalam genre tersebut.

Dari tabel di atas 4.58 dan 4.59, anggaran tidak selalu menentukan kualitas film. Beberapa film dengan anggaran besar, seperti "Foodfight!" dengan anggaran $65 juta, masih memperoleh skor yang sangat rendah (1.7), menunjukkan bahwa anggaran besar tidak selalu menghasilkan kualitas sinematik yang baik. Kegagalan ini mungkin disebabkan oleh berbagai faktor seperti skenario yang kurang menarik,

eksekusi produksi yang buruk, atau faktor lain yang mengurangi kualitas keseluruhan.

Sebaliknya, film seperti "The Godfather" dan "The Shawshank Redemption" dengan anggaran yang relatif lebih kecil (masing – masing $6 juta dan $25 juta) mampu meraih skor yang sangat tinggi (9.2 dan 9.3). Ini menunjukkan bahwa film dengan anggaran yang bijaksana tetapi memiliki cerita yang kuat dan pengembangan karakter yang baik dapat memperoleh apresiasi tinggi dari audiens IMDb, bahkan dengan sumber daya yang terbatas.

Jumlah pemilih (num_voted_users) juga menunjukkan indikasi popularitas dan perhatian dari audiens IMDb. Film – film dengan skor tinggi seperti "The Shawshank Redemption" dan "The Dark Knight" memiliki jumlah pemilih yang sangat tinggi (masing – masing sekitar 1.6 juta dan 1.7 juta), yang menunjukkan bahwa mereka telah diterima dengan baik oleh audiens yang luas dan memiliki daya tarik yang kuat di kalangan penggemar film.

Sebaliknya, film – film dengan skor rendah cenderung memiliki jumlah pemilih yang lebih rendah. "United Passions" dan "The Helix... Loaded" memiliki jumlah pemilih di bawah 10.000, menunjukkan bahwa film – film ini mungkin kurang menarik bagi audiens umum atau mungkin tidak mendapatkan eksposur yang cukup. Rendahnya jumlah pemilih bisa disebabkan oleh minat yang rendah, distribusi terbatas, atau ulasan buruk yang menghalangi audiens untuk menontonnya.

Analisis pendapatan box office menunjukkan bahwa tidak semua film dengan skor tinggi mendapatkan pendapatan yang besar, dan sebaliknya, film

dengan pendapatan tinggi tidak selalu memiliki skor yang baik. Sebagai contoh, "Justin Bieber: Never Say Never" menghasilkan pendapatan sebesar $73 juta tetapi hanya mendapatkan skor IMDb 1.6. Ini menunjukkan bahwa popularitas bintang tertentu (dalam hal ini, Justin Bieber) dapat menarik audiens dan menghasilkan pendapatan tinggi, meskipun kualitas filmnya tidak dihargai oleh audiens IMDb.

Sebaliknya, film dengan skor tinggi seperti "The Shawshank Redemption" memiliki pendapatan yang relatif lebih rendah dibandingkan popularitasnya di IMDb. Film ini mendapatkan apresiasi tinggi dari audiens karena cerita dan aktingnya yang kuat, tetapi mungkin tidak memiliki dampak komersial yang besar pada awal perilisannya. Hal ini menunjukkan bahwa kesuksesan komersial tidak selalu menjadi indikasi penghargaan dari audiens, dan film dengan kualitas tinggi bisa saja mendapatkan pengakuan dalam jangka panjang melalui ulasan positif dan rekomendasi.

Dari analisis di atas, dapat disimpulkan bahwa skor IMDb film tidak hanya ditentukan oleh anggaran atau pendapatan, tetapi juga sangat bergantung pada kualitas cerita, eksekusi, dan popularitas di kalangan pengguna IMDb. Genre yang emosional dan mendalam seperti Drama dan Crime cenderung mendapat skor lebih tinggi, sementara genre ringan atau niche memiliki variasi yang lebih besar dalam penerimaan audiens. Jumlah pemilih dan pendapatan juga memberikan wawasan tambahan tentang seberapa populer dan diterimanya sebuah film di kalangan audiens yang lebih luas

4.4.2 Perbandingan Kinerja *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN)

Tabel 4.60 menyajikan hasil gabungan dari analisis kinerja metode klasifikasi menggunakan *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN), baik dengan maupun tanpa penerapan teknik SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Pengujian ini dirancang untuk mengevaluasi efektivitas masing – masing metode dalam menangani dataset yang mengalami ketidakseimbangan kelas.

Tabel 4. 62 Hasil Evaluasi pengujian tanpa SMOTE dan dengan SMOTE

Skenario	Metode	0 (Precision, Recall, F1)	1 (Precision, Recall, F1)	2 (Precision, Recall, F1)	Akurasi
1 - Tanpa SMOTE	RF	0.81, 0.53, 0.64	0.00, 0.00, 0.00	0.79, 0.94, 0.86	0.79
1 - Dengan SMOTE	RF	0.72, 0.63, 0.68	0.17, 0.10, 0.12	0.82, 0.87, 0.84	0.78
2 - Tanpa SMOTE	RF	0.82, 0.48, 0.61	0.00, 0.00, 0.00	0.78, 0.95, 0.86	0.78
2 - Dengan SMOTE	RF	0.69, 0.62, 0.65	0.00, 0.00, 0.00	0.80, 0.85, 0.83	0.76
3 - Tanpa SMOTE	RF	0.81, 0.51, 0.62	0.00, 0.00, 0.00	0.78, 0.95, 0.86	0.78
3 - Dengan SMOTE	RF	0.69, 0.65, 0.67	0.17, 0.08, 0.11	0.82, 0.85, 0.83	0.77
4 - Tanpa SMOTE	RF	0.81, 0.49, 0.61	0.00, 0.00, 0.00	0.78, 0.95, 0.85	0.78
4 - Dengan SMOTE	RF	0.70, 0.64, 0.67	0.12, 0.06, 0.09	0.81, 0.86, 0.84	0.77
1 - Tanpa SMOTE	NN	0.63, 0.50, 0.56	0.17, 0.10, 0.12	0.77, 0.86, 0.81	0.73
1 - Dengan SMOTE	NN	0.42, 0.66, 0.51	0.06, 1.00, 0.12	0.66, 0.13, 0.21	0.31
2 - Tanpa SMOTE	NN	0.75, 0.19, 0.30	0.09, 0.05, 0.06	0.71, 0.96, 0.81	0.70
2 - Dengan SMOTE	NN	0.47, 0.67, 0.55	0.11, 0.50, 0.18	0.77, 0.53, 0.63	0.57
3 - Tanpa SMOTE	NN	0.57, 0.48, 0.52	0.04, 0.08, 0.05	0.75, 0.77, 0.76	0.67
3 - Dengan SMOTE	NN	0.49, 0.68, 0.57	0.05, 0.77, 0.09	0.80, 0.21, 0.33	0.36

Skenario	Metode	0 (Precision, Recall, F1)	1 (Precision, Recall, F1)	2 (Precision, Recall, F1)	Akurasi
4 - Tanpa SMOTE	NN	0.41, 0.78, 0.54	0.03, 0.06, 0.04	0.78, 0.43, 0.55	0.53
4 - Dengan SMOTE	NN	0.43, 0.75, 0.54	0.10, 0.42, 0.16	0.79, 0.41, 0.54	0.52

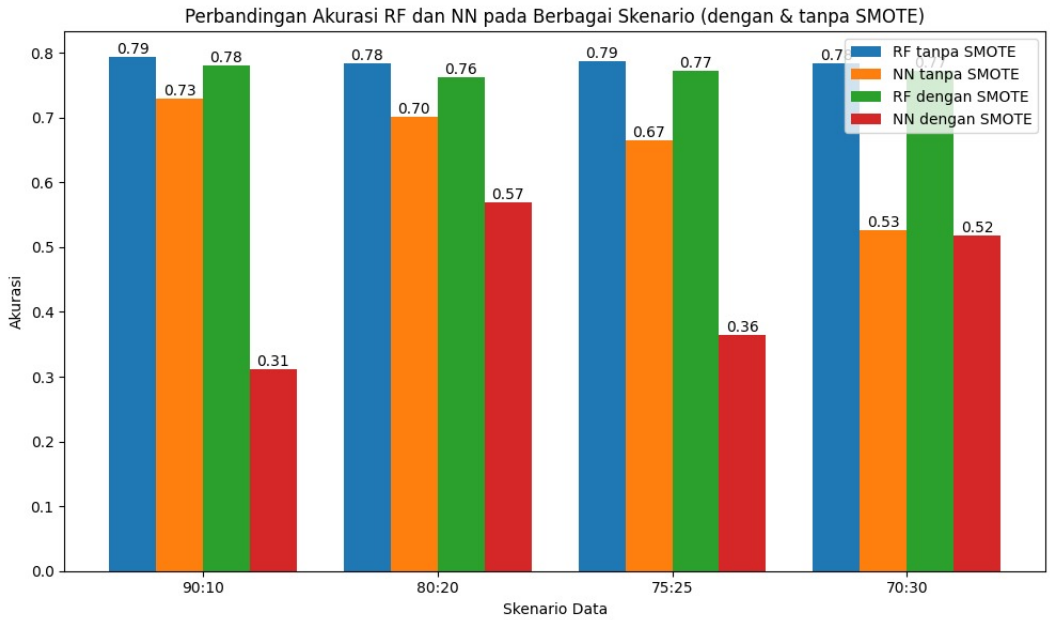
Dalam analisis kinerja metode klasifikasi, perbandingan antara *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) dapat dilakukan berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dengan dan tanpa penerapan teknik SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Hasil pengujian ini memberikan gambaran yang jelas mengenai efektivitas masing – masing metode dalam menangani dataset dengan ketidakseimbangan kelas.

Pada skenario pengujian tanpa penerapan SMOTE, *Random Forest* menunjukkan kinerja yang lebih stabil dan efektif dibandingkan dengan *Neural Network*. Dalam pengujian pertama tanpa SMOTE, RF memperoleh nilai presisi 0.81, recall 0.53, dan F1-score 0.64. Nilai – nilai ini menunjukkan bahwa RF mampu mendeteksi kelas positif dengan baik, meskipun terdapat kesulitan dalam mendeteksi kelas 1, yang ditunjukkan dengan nilai presisi dan recall yang sama-sama nol. Namun, RF tetap menunjukkan performa yang cukup baik di kelas lain terutama pada kelas 2, di mana presisi mencapai 0.79, recall 0.94, dan F1-score 0.86, serta akurasi keseluruhan mencapai 0.79. Keberhasilan RF dalam mendeteksi kelas 2 mencerminkan kemampuannya dalam menghasilkan model yang dapat diandalkan, meskipun terdapat tantangan pada kelas lainnya.

Sebaliknya, *Neural Network* menunjukkan performa yang lebih fluktuatif dalam skenario tanpa SMOTE. Pada pengujian pertama, NN memperoleh nilai

presisi 0.63, recall 0.50, dan F1-score 0.56, dengan akurasi sebesar 0.73. Meskipun hasil ini tidak buruk, namun NN menunjukkan kesulitan yang lebih besar dalam mendeteksi kelas-kelas tertentu, terutama pada kelas 1. Selain itu, ketika teknik SMOTE diterapkan, kinerja NN justru mengalami penurunan yang signifikan. Dalam skenario pertama dengan SMOTE, akurasi NN anjlok menjadi 0.31, dengan presisi yang sangat rendah (0.42) dan F1-score yang tidak memuaskan (0.51). Penurunan ini menunjukkan bahwa penerapan SMOTE tidak berhasil meningkatkan kinerja NN dan bahkan memperburuk performanya dalam hal klasifikasi.

Pada skenario-skenario lainnya, meskipun RF masih menunjukkan hasil yang lebih baik secara konsisten, NN mengalami kesulitan dalam mempertahankan performa yang baik. Di skenario kedua tanpa SMOTE, RF mencatat nilai akurasi 0.78, sementara NN hanya mencapai 0.70. Dalam skenario ketiga tanpa SMOTE, RF mencatat akurasi 0.79, sedangkan NN hanya mencapai 0.67. Ini menunjukkan bahwa RF lebih unggul dalam hal stabilitas kinerja, dengan nilai F1-score yang tetap berada di atas 0.60 dalam beberapa pengujian, sedangkan NN cenderung menunjukkan nilai yang lebih rendah dan tidak konsisten.



Gambar 4. 19 Perbandingan Akurasi RF dn NN

Gambar 4.19 di atas menyajikan perbandingan akurasi RF dan NN pada berbagai skenario, baik dengan maupun tanpa SMOTE. Hasil ini memperlihatkan stabilitas performa RF yang lebih baik dibandingkan NN pada data tidak seimbang. Ketika kita mengamati kinerja RF dengan penerapan SMOTE, meskipun terjadi sedikit penurunan dalam akurasi (misalnya, dari 0.79 menjadi 0.78 dalam skenario pertama), RF masih mampu mempertahankan nilai presisi dan recall yang lebih baik dibandingkan dengan NN yang menggunakan SMOTE. Misalnya, pada skenario kedua dengan SMOTE, RF memiliki nilai presisi 0.69 dan recall 0.62, sementara NN hanya mencatat nilai presisi 0.47 dan recall 0.67. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun SMOTE dapat membantu mengatasi ketidakseimbangan data, efeknya terhadap NN tidak optimal dan tidak memberikan keuntungan yang diharapkan.

Selain itu juga pada Tabel 4.63 menunjukkan hasil evaluasi kinerja model *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) pada berbagai skenario pembagian data (90:10, 80:20, 75:25, dan 70:30), baik sebelum maupun setelah penghapusan fitur. Evaluasi dilakukan berdasarkan empat metrik utama yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score.*

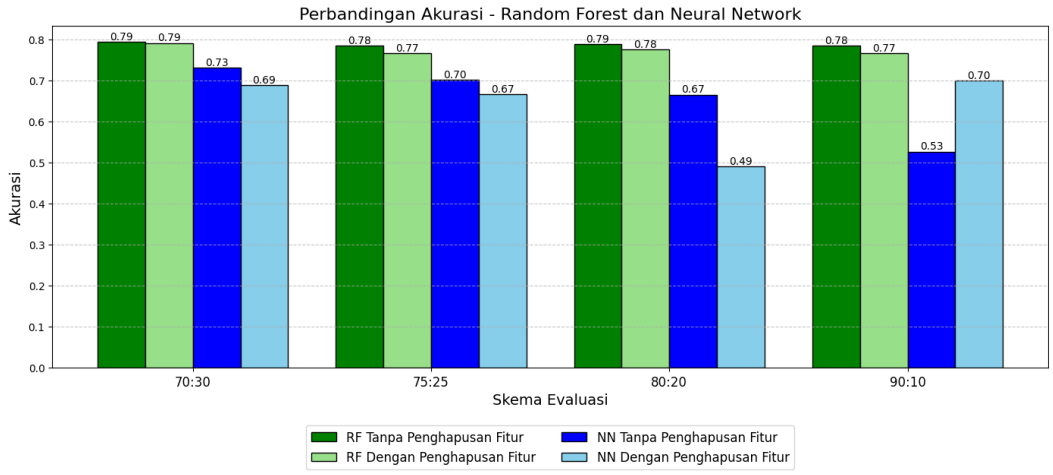
Tabel 4. 63 Hasil Evaluasi RF dan NN Sebelum dan Setelah Penghapusan Fitur

Skenario	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
90:10 (Tanpa Penghapusan Fitur)	RF	0.793187	0.775816	0.793187	0.771339
90:10 (Dengan Penghapusan Fitur)	RF	0.790754	0.780801	0.790754	0.764278
80:20 (Tanpa Penghapusan Fitur)	RF	0.784672	0.770986	0.784672	0.758805
80:20 (Dengan Penghapusan Fitur)	RF	0.766423	0.752592	0.766423	0.735829
75:25 (Tanpa Penghapusan Fitur)	RF	0.787731	0.771265	0.787731	0.763513
75:25 (Dengan Penghapusan Fitur)	RF	0.775073	0.761571	0.775073	0.746102
70:30 (Tanpa Penghapusan Fitur)	RF	0.784266	0.769199	0.784266	0.758548
70:30 (Dengan Penghapusan Fitur)	RF	0.765612	0.754769	0.765612	0.732402

Skenario	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
90:10 (Tanpa Penghapusan Fitur)	NN	0.729927	0.714923	0.729927	0.718469
90:10 (Dengan Penghapusan Fitur)	NN	0.688564	0.703924	0.688564	0.693087
80:20 (Tanpa Penghapusan Fitur)	NN	0.700730	0.704181	0.700730	0.638445
80:20 (Dengan Penghapusan Fitur)	NN	0.666667	0.644845	0.666667	0.612734
75:25 (Tanpa Penghapusan Fitur)	NN	0.665044	0.674497	0.665044	0.668254
75:25 (Dengan Penghapusan Fitur)	NN	0.490750	0.643970	0.490750	0.497588
70:30 (Tanpa Penghapusan Fitur)	NN	0.526358	0.650290	0.526358	0.534966
70:30 (Dengan Penghapusan Fitur)	NN	0.699108	0.674999	0.699108	0.676362

Pada model RF, meskipun terdapat penurunan kecil pada sebagian besar metrik setelah penghapusan fitur, penurunan tersebut tidak signifikan. RF menunjukkan kinerja yang cukup stabil meskipun ada perubahan pada data input. Sebagai contoh, pada skenario 90:10, akurasi RF turun dari 0.793 menjadi 0.791, dan pada skenario 80:20, akurasi turun dari 0.785 menjadi 0.766. Metrik lainnya

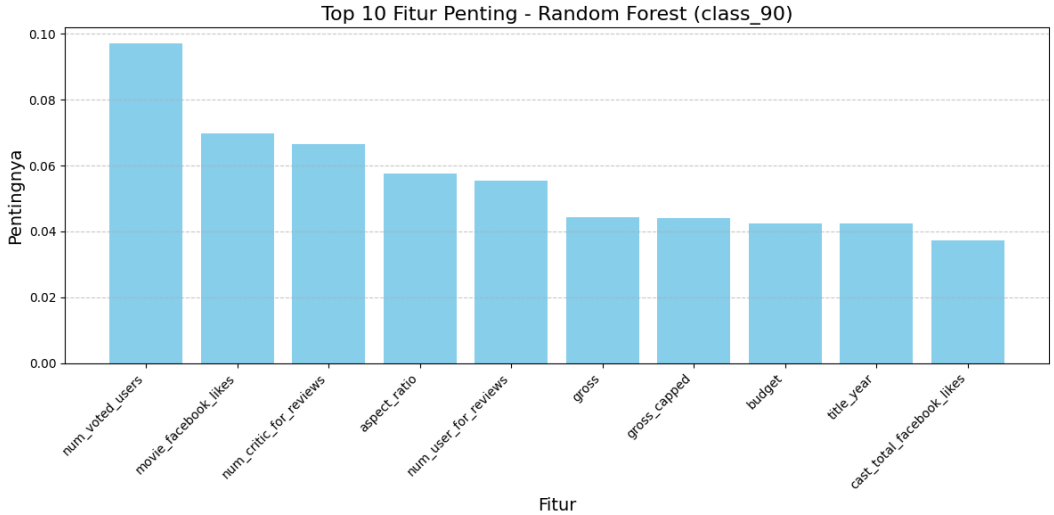
seperti precision, recall, dan F1 score juga mengalami penurunan, namun tidak secara drastis. Hal ini menunjukkan bahwa RF tetap mampu mempertahankan keseimbangan antara precision dan recall meskipun fitur dihapus. Sebaliknya, pada model NN, penghapusan fitur menyebabkan penurunan yang lebih signifikan pada semua metrik. Pada skenario 90:10, akurasi NN turun tajam dari 0.730 menjadi 0.689 setelah penghapusan fitur, dan penurunan serupa terlihat pada skenario lain, seperti 80:20, di mana akurasi turun dari 0.701 menjadi 0.667. Penurunan ini juga tercermin pada precision, recall, dan F1 score, yang menunjukkan bahwa NN sangat terpengaruh oleh penghapusan fitur. Misalnya, pada skenario 75:25, precision NN turun dari 0.674 menjadi 0.644, sementara recall turun dari 0.665 menjadi 0.491. Pengaruh penghapusan fitur pada NN jauh lebih besar dibandingkan dengan RF, yang menandakan bahwa NN lebih sensitif terhadap perubahan pada fitur input.



Gambar 4. 20 Perbandingan Akurasi Penghapusan Fitur Penting

Gambar 4.20 di atas menyajikan perbandingan akurasi antara *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) pada berbagai skema evaluasi, baik dengan maupun tanpa penghapusan fitur. Hasil ini menunjukkan bahwa *Random Forest*

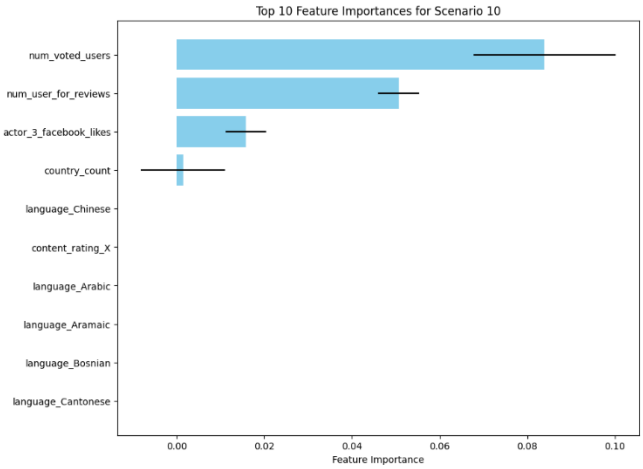
lebih stabil dalam hal akurasi meskipun ada penghapusan fitur, sementara *Neural Network* lebih sensitif terhadap perubahan dimensi data. Pada skema evaluasi 70:30, baik RF maupun NN tanpa penghapusan fitur memiliki akurasi yang hampir sama, sekitar 0.79, namun RF tetap menunjukkan performa yang lebih konsisten meskipun fitur dihapus. Sebagai contoh, pada skema 80:20 dan 90:10, Random Forest mempertahankan akurasi yang cukup baik (0.78 - 0.79) meskipun ada penghapusan fitur, sementara *Neural Network* mengalami penurunan akurasi yang lebih signifikan setelah penghapusan fitur, dengan akurasi yang turun drastis menjadi 0.49 dan 0.53. Hal ini menegaskan bahwa Random Forest lebih robust terhadap pengurangan fitur dan dapat mempertahankan kinerjanya pada berbagai skema evaluasi dengan data terbatas, sedangkan Neural Network memerlukan fitur yang lebih lengkap dan data pelatihan yang lebih banyak untuk mempertahankan performanya.



Gambar 4. 21 Faktor Penting Model RF

Gambar 4.21 ini menampilkan sepuluh fitur teratas yang berperan penting dalam model Random Forest (RF) yang dirancang untuk memprediksi kategori

kelas 90. Di urutan pertama adalah "*num_voted_users*", diikuti oleh "*movie_facebook_likes*" dan "*num_critic_for_reviews*". Fitur-fitur ini menunjukkan bahwa jumlah suara pengguna, likes di Facebook, dan ulasan kritikus adalah aspek kunci dalam memprediksi kelas 90. Fitur lain, seperti "aspect_ratio" dan "num_user_for_reviews," juga cukup penting, menunjukkan bahwa faktor visual dan umpan balik pengguna turut berkontribusi dalam model prediksi RF



Gambar 4. 22 Faktor Penting Model NN

Gambar ini menunjukkan peringkat kepentingan fitur dalam model Neural Network (NN). Fitur "num_voted_users" menonjol sebagai yang paling penting, dengan nilai tertinggi dalam kontribusi prediksi. Ini menunjukkan bahwa NN menganggap jumlah pengguna yang memberikan suara pada film sebagai faktor dominan dalam memprediksi popularitasnya. Selanjutnya, "num_user_for_reviews" juga berperan penting, yang mengindikasikan bahwa jumlah ulasan pengguna adalah aspek signifikan lainnya. Sementara itu, fitur lainnya menunjukkan nilai kepentingan lebih rendah, yang artinya mereka memiliki kontribusi kecil dalam prediksi popularitas film

Secara keseluruhan, hasil analisis menunjukkan bahwa *Random Forest* (RF) adalah metode yang lebih baik dibandingkan *Neural Network* (NN) dalam hal akurasi, presisi, dan recall pada dataset ini. RF tidak hanya lebih konsisten dalam menghasilkan nilai – nilai yang lebih tinggi di berbagai skenario, tetapi juga lebih efektif dalam mendeteksi kelas-kelas yang relevan. Meskipun penghapusan fitur berdampak pada penurunan kinerja kedua model, RF tetap mempertahankan kinerjanya dengan lebih stabil. Dengan demikian, untuk tujuan klasifikasi pada dataset ini, disarankan untuk menggunakan Random Forest sebagai metode klasifikasi utama, mengingat kinerjanya yang superior dan kemampuannya untuk memberikan hasil yang lebih dapat diandalkan. Sementara itu, *Neural Network* mungkin memerlukan penyesuaian lebih lanjut, seperti tuning hyperparameter atau metode lain untuk meningkatkan performa dan mencapai hasil yang lebih baik pada pengujian mendatang.

4.4.3 Integrasi Penelitian Dalam Tafsir Al-Qur'an dan Hadist

4.4.3.1 HabluminAllah

Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan model prediksi rating film yang lebih akurat, yang dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan konten yang membawa pesan moral dan bermanfaat bagi masyarakat. Hubungan manusia dengan Allah dalam konteks ini terlihat dari bagaimana penelitian diarahkan agar menjadi ibadah dan amal saleh yang dapat mendekatkan kepada-Nya.

Allah SWT memerintahkan untuk menyeru kepada jalan-Nya dengan cara yang baik. Dalam Surat An-Nahl Ayat 125, Allah berfirman:

اُدْعُ اِلٰى سَبِيْلِ رَبِّكَ بِالْحِكْمَةِ وَالْمَوْعِظَةِ الْحَسَنَةِ وَجَادِلْهُمْ بِالَّتِيْ هِيَ اَحْسَنُۗ اِنَّ رَبَّكَ هُوَ اَعْلَمُ بِمَنْ ضَلَّ عَنْ سَبِيْلِه وَهُوَ اَعْلَمُ بِالْمُهْتَدِيْنَ

"*Serulah (manusia) kepada jalan Tuhanmu dengan hikmah dan pelajaran yang baik, dan bantahlah mereka dengan cara yang baik*." (QS. An-Nahl: 125)

Hal ini menunjukkan bahwa penelitian yang dilakukan dalam konteks industri film bisa diarahkan untuk menjadi alat dakwah, menyeru kepada nilai – nilai yang baik, dan menghindari hal-hal yang tidak diridhai Allah.

Al-Qur'an juga menekankan bahwa Allah melihat setiap usaha manusia dan memberikan balasan yang sesuai. Dalam Surat At-Taubah Ayat 105, Allah berfirman:

وَقُلِ اعْمَلُوْا فَسَيَرَى اللّٰهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُوْلُه وَالْمُؤْمِنُوْنَۗ وَسَتُرَدُّوْنَ اِلٰى عٰلِمِ الْغَيْبِ وَالشَّهَادَةِ فَيُنَبِّئُكُمْ بِمَا كُنْتُمْ تَعْمَلُوْنَ

"*Dan katakanlah, 'Bekerjalah kamu, maka Allah dan Rasul-Nya serta orang-orang mukmin akan melihat pekerjaanmu itu*." (QS. At-Taubah: 105)

Ini menunjukkan bahwa penelitian ilmiah, termasuk prediksi rating film, dapat menjadi bentuk amal ibadah jika ditujukan untuk mencari keridhaan Allah dan manfaat bagi manusia. Allah akan menghargai setiap usaha yang diniatkan untuk kebaikan.

4.4.3.2 Habluminannas

Hubungan dengan sesama manusia diwakili oleh bagaimana penelitian ini dapat memberikan manfaat bagi penonton, produser, dan pemangku kepentingan lainnya. Dengan meningkatkan akurasi prediksi rating, penelitian ini dapat membantu orang lain memilih konten yang berkualitas dan bermakna serta

memberikan pedoman bagi para pelaku industri untuk menciptakan karya yang sesuai dengan nilai moral dan etika.

Rasulullah SAW bersabda:

خَيْرُ النَّاسِ أَنْفَعُهُمْ لِلنَّاسِ

"Sebaik-baik manusia adalah yang paling bermanfaat bagi orang lain." (HR. Ahmad, ath-Thabrani, ad-Daruqutni. Hadits ini dihasankan oleh al-Albani di dalam Shahihul Jami' no: 3289*)*

Dalam penelitian ini, manfaat yang diberikan mencakup panduan untuk industri perfilman dalam menghasilkan konten yang bernilai positif serta membantu penonton dalam menentukan pilihan tontonan yang baik dan sesuai dengan nilai – nilai keagamaan.

Islam memperbolehkan hiburan yang tidak melanggar syariat. Dalam sebuah hadits, Nabi Muhammad SAW bersabda:

إِنَّ لِجَسَدِكَ عَلَيْكَ حَقًّا، وَإِنَّ لِعَيْنِكَ عَلَيْكَ حَقًّا

"Sesungguhnya ada waktu untuk beristirahat dan waktu untuk bersungguh-sungguh." (Bukhari dalam Shahih Bukhari no. 5199)

Film yang disusun dengan baik, tidak hanya sebagai hiburan semata tetapi juga sebagai sarana belajar dan dakwah, mencerminkan hubungan yang baik dengan sesama karena memberi ruang hiburan yang edukatif dan inspiratif.

Hadits Rasulullah SAW menyebutkan pentingnya kejujuran dan menghindari penipuan dalam pekerjaan:

مَنْ غَشَّنَا فَلَيْسَ مِنَّا

"Barangsiapa yang menipu, maka ia bukanlah bagian dari kami." (HR Muslim no. 101)

Dalam industri film, penelitian ini mengajarkan untuk menjaga integritas, baik dalam penyajian data maupun dalam menyajikan konten film yang jujur, tanpa manipulasi atau kebohongan. Hal ini penting untuk menjaga kepercayaan dan memberikan manfaat yang sebenarnya bagi orang lain.

4.4.3.3 Habluminal'alam

Hubungan manusia dengan alam mencakup pemanfaatan ilmu dan teknologi dengan bijaksana. Teknologi data analytics dan machine learning yang digunakan dalam penelitian ini adalah bagian dari sarana yang Allah berikan kepada manusia untuk memahami lebih dalam fenomena di dunia, termasuk dalam industri film. Pemanfaatan teknologi ini diharapkan membawa manfaat dan bukan kerusakan.

Allah SWT dalam Surat Al-Mulk Ayat 15 berfirman:

هُوَ الَّذِيْ جَعَلَ لَكُمُ الْاَرْضَ ذَلُوْلًا فَامْشُوْا فِيْ مَنَاكِبِهَا وَكُلُوْا مِنْ رِّزْقِهٖۗ وَاِلَيْهِ النُّشُوْرُ

"*Dialah yang menjadikan bumi ini mudah bagi kamu, maka berjalanlah di segala penjurunya dan makanlah dari rezeki yang dikaruniakan Allah, dan hanya kepada-Nya-lah kamu (kembali setelah) dibangkitkan.*" (QS. Al-Mulk: 15)

Teknologi dan ilmu data yang dikembangkan adalah bentuk amanah yang harus dijalankan dengan baik, tidak disalahgunakan untuk kepentingan yang merugikan orang lain. Pengembangan model prediksi yang jujur dan beretika

mencerminkan pemanfaatan ilmu yang sesuai dengan perintah Allah untuk menjaga alam semesta.

Dalam mengembangkan teknologi, penting untuk menjaga agar tidak terjadi kerusakan. Allah berfirman dalam Surat Al-Baqarah Ayat 205:

وَاِذَا تَوَلّٰى سَعٰى فِى الْاَرْضِ لِيُفْسِدَ فِيْهَا وَيُهْلِكَ الْحَرْثَ وَالنَّسْلَۗ وَ اللّٰهُ لَا يُحِبُّ الْفَسَادَ ﴿٢٠٥﴾

"*Dan apabila ia berpaling (dari kamu), dia berjalan di bumi untuk mengadakan kerusakan padanya dan merusak tanaman-tanaman dan binatang ternak, dan Allah tidak menyukai kerusakan.*" (QS. Al-Baqarah: 205)

Dalam konteks ini, penelitian tentang prediksi rating film dan pengelolaan data harus dilakukan dengan hati-hati agar tidak menciptakan "kerusakan" di industri film, seperti manipulasi data atau eksposur konten negatif yang merusak moral masyarakat.

Rasulullah SAW juga menekankan pentingnya usaha yang baik dan bertujuan untuk kebaikan. Dalam sebuah hadits, beliau bersabda:

مَنْ سَنَّ فِي الإِسْلاَمِ سُنَّةً حَسَنَةً، فَلَهُ أَجْرُهَا وَأَجْرُ مَنْ عَمِلَ بِهَا بَعْدَهُ مِنْ غَيْرِ أَنْ يَنْقُصَ مِنْ أُجُورِهِمْ شَيْءٌ

"Barangsiapa memulai sesuatu yang baik, maka baginya pahala dan juga pahala orang yang mengikutinya." (Shahih Muslim no. 1017)

Pengembangan model prediksi rating film ini diharapkan memulai usaha baik dalam memberikan rekomendasi yang mendidik, mengedepankan moral, serta mengarahkan penonton pada tontonan yang bermanfaat

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan hasil penelitian prediksi rating film, maka diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini mengidentifikasi beberapa faktor utama yang mempengaruhi skor IMDb dari sebuah film. Faktor-faktor ini menunjukkan bagaimana elemen tertentu dalam produksi dan pemasaran film dapat memengaruhi persepsi audiens serta penilaian yang diberikan. Berikut adalah beberapa faktor utama yang berperan:

a. Genre, tema judul, popularitas aktor, dan durasi film merupakan faktor-faktor utama yang mempengaruhi skor IMDb. Genre Drama, Drama/Romance, dan kombinasi Action/Crime/Thriller cenderung mendapatkan skor lebih tinggi, mengindikasikan bahwa penonton lebih menghargai narasi yang kompleks dan emosional.

b. Tema dalam judul yang mencerminkan pengalaman universal, seperti "Love" dan "Life," lebih disukai oleh audiens dan berkorelasi dengan skor IMDb yang lebih tinggi. Judul yang menyentuh emosi atau pengalaman manusia umum cenderung memiliki daya tarik yang kuat.

c. Popularitas aktor sedikit mempengaruhi skor IMDb, meskipun kualitas cerita tetap menjadi faktor dominan. Kehadiran aktor terkenal berkontribusi terhadap perhatian audiens tetapi tidak selalu menjamin skor yang tinggi.

d. Film dengan durasi panjang (120-180 menit) atau sangat panjang (>180 menit) cenderung memperoleh skor yang sedikit lebih tinggi, menunjukkan bahwa penonton mungkin menghargai film yang memungkinkan eksplorasi cerita lebih dalam.
e. Content rating film juga mempengaruhi skor IMDb; film dengan rating dewasa ("R" atau "NC-17") biasanya memiliki skor lebih tinggi karena sering kali menampilkan tema yang lebih kompleks dan matang.

2. Selain faktor-faktor yang mempengaruhi skor IMDb, penelitian ini juga membandingkan efektivitas metode *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN) dalam memprediksi skor IMDb, terutama pada dataset dengan ketidakseimbangan kelas. Hasil perbandingan ini menunjukkan kelebihan dan kekurangan masing – masing metode dalam menangani data yang tidak seimbang. Berikut adalah ringkasan temuan dari analisis perbandingan ini:

a. Secara keseluruhan, *Random Forest* menunjukkan performa yang lebih baik dan stabil dibandingkan dengan *Neural Network* dalam memprediksi skor IMDb, terutama pada data yang tidak seimbang. RF memiliki akurasi, presisi, dan recall yang lebih konsisten di seluruh skenario pengujian.
b. Penggunaan teknik SMOTE untuk menangani ketidakseimbangan data lebih efektif pada metode *Random Forest* daripada *Neural Network*. Penerapan SMOTE pada NN justru menyebabkan penurunan akurasi secara signifikan di beberapa skenario, menunjukkan bahwa metode ini kurang optimal untuk data tidak seimbang dalam kasus NN.

c. Hasil dari model *Random Forest* (RF) menunjukkan bahwa "num_voted_users," "movie_facebook_likes," dan "num_critic_for_reviews" adalah faktor-faktor paling signifikan dalam memprediksi skor IMDb. Faktor-faktor ini menyoroti pentingnya jumlah suara pengguna, ulasan kritikus, dan eksistensi media sosial dalam memengaruhi persepsi terhadap film. Sementara itu, pada Neural Network (NN), fitur "num_voted_users" juga menduduki posisi tertinggi, diikuti oleh "num_user_for_reviews" dan "actor_3_facebook_likes," menegaskan bahwa jumlah pengguna yang terlibat memainkan peran utama dalam prediksi skor.
d. Metode *Random Forest* (RF) terbukti lebih robust dan stabil meskipun terdapat perubahan pada fitur yang digunakan, sedangkan *Neural Network* (NN) cenderung lebih sensitif terhadap pengurangan fitur. Dalam penelitian ini, penghapusan fitur menghasilkan penurunan performa yang signifikan pada NN, terutama dalam akurasi dan metrik evaluasi lainnya, seperti precision, recall, dan F1 score. Hal ini menunjukkan bahwa RF lebih efektif dalam memanfaatkan informasi penting dari dataset tanpa terlalu bergantung pada keseluruhan fitur yang tersedia.
e. RF memberikan hasil yang lebih baik dalam mendeteksi kelas positif dan memiliki kinerja yang lebih stabil pada kelas yang lebih dominan dalam dataset. Oleh karena itu, metode ini dapat diandalkan untuk memprediksi skor IMDb dengan konsistensi lebih tinggi.

f. *Neural Network* menunjukkan performa yang lebih fluktuatif dan kesulitan dalam menangani ketidakseimbangan kelas, yang berarti NN membutuhkan penyesuaian lebih lanjut untuk mengatasi kelemahan ini.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian, penulis mengemukakan saran untuk menjadi bahan pertimbangan di penelitian selanjutnya, diantaranya:

1. Penelitian ini hanya menggunakan model prediksi *Random Forest* dan *Neural Network*, diharapkan untuk penelitian selanjutnya menambahkan atau menguji model prediksi lain untuk mendapat hasil akurasi yang lebih baik.
2. Fokus pada pengembangan strategi pemasaran yang meningkatkan movie_facebook_likes dan num_voted_users, karena faktor-faktor ini menunjukkan kontribusi signifikan terhadap rating film.
3. Pertimbangkan untuk melakukan analisis lebih dalam terhadap faktor yang memiliki kepentingan rendah di *Neural Network*, untuk memahami apakah ada faktor lain yang mempengaruhi rating yang tidak tertangkap oleh model ini.
4. Analisis lanjutan juga bisa mengombinasikan genre dan content rating untuk menemukan pola yang lebih spesifik dalam preferensi penonton, yang dapat digunakan oleh produser dan sutradara untuk memahami pasar dengan lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

Abarja, R. A., & Wibowo, A. (2020). Movie rating prediction using convolutional *Neural Network* based on historical values. *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*, *8*(5), 2156–2164. https://doi.org/10.30534/ijeter/2020/109852020

Agung Teguh Wibowo Almais1, Cahyo Crysdian2, Khadijah Fahmi Hayati Holle3, A. R. (2022). Smart Assessment Menggunakan Backpropagation *Neural Network* Smart Assessment using Backpropagation *Neural Network*. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, *21*(3), 503–512. https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1382

Arther Sandag, G. (2020). Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma *Random Forest* Application Rating Prediction on App Store using *Random Forest* Algorithm. *Cogito Smart Journal* |, *6*(2). https://www.kaggle.com/

Breiman, L. (2001). *Machine learning*, Volume 45, Number 1 - SpringerLink. *Machine learning*, *45*, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Bristi, W. R., Zaman, Z., & Sultana, N. (2019). Predicting IMDb Rating of Movies by *Machine learning* Techniques. *2019 10th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2019*, *May 2020*. https://doi.org/10.1109/ICCCNT45670.2019.8944604

Dixit, P., Hussain, S., & Singh, G. (2020). Predicting the IMDB rating by using EDA and *machine learning* Algorithms. *International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology*, *August*, 441–446. https://doi.org/10.32628/cseit206481

Gaikar, D., Solanki, R., Shinde, H., Phapale, P., & Pandey, I. (2019). Movie Success Prediction Using Popularity Factor from Social Media. *International Research Journal of Engineering and Technology*, *6*(4), 5185–5190. www.irjet.net

Herman. (2021). *Platform Streaming Jadi Peluang Baru Pelaku Industri Film*. Www.Beritasatu.Com. https://www.beritasatu.com/ekonomi/831313/platform-streaming-jadi-peluang-baru-pelaku-industri-film

Ihwanudin, N., Nurbaeti, B. R., Kasmanto, H., Ramadhani, D., Wibisono, Y., Yatin, Y., Sanusi, V. N. A., Setiono, A., Rizatullah, N., Mukti, T. S. W., Ahmad, A. T. M., Anisa, T. N., & Widyawan, C. U. (2022). ETIKA BISNIS DALAM ISLAM (Teori dan Aplikasi). In *CV WIDINA MEDIA UTAMA*. CV WIDINA MEDIA UTAMA.

Kumar, C. (2020). *67 Movie Success Prediction Using Random Forest (Rf) Classifier*. *8*(3), 81–88. www.johronline.com

Nova Idriani, R., Dahlia, A., & Ningum, P. (2024). *Sentiment Analysis of Public Opinion on Films Taylor Swift Eras Tour on the Twitter Platform Using the Machine learning*. *1*(August), 85–92.

Nugroho, A., & Rilvani, E. (2023). Penerapan Metode Oversampling SMOTE Pada Algoritma *Random Forest* Untuk Prediksi Kebangkrutan Perusahaan Application of the SMOTE Oversampling Method to the *Random Forest* Algorithm for Predicting Company Bankruptcy. *Techno.Com*, *22*(1), 207–214.

Prasetyo, V. R., Mercifia, M., Averina, A., Sunyoto, L., & Budiarjo. (2022). Film Rating Prediction on IMDb Website Using *Neural Network*. *Jurnal Ilmiah NERO*, *7*(1), 60293.

Pratiwi, A. F. (2018). Film Sebagai Media Dakwah Islam. *Aqlam: Journal of Islam and Plurality*, *2*(2), 111–128. https://doi.org/10.30984/ajip.v2i2.523

Rahmani, A., & Edwin, M. (2020). Backpropagation *Neural Network* Untuk Prediksi Kesuksesan Film Secara Finansial. *Jurnal ICT : Information Communication & Technology*, *19*(1), 9–16. https://doi.org/10.36054/jict-ikmi.v19i1.145

Redi Panuju. (2019). *Buku Ajar Film Sebagai Gejala Komunikasi Massa*. 124.

Rosyidah Ilmi, R., Kurniawan, F., & Harini, S. (2023). PREDIKSI RATING FILM IMDb MENGGUNAKAN DECISION TREE. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *10*(4), 791–798. https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106615

Sandag, G. A. (2020). Prediksi Rating Aplikasi App Store Menggunakan Algoritma *Random Forest*. *CogITo Smart Journal*, *6*(2), 167. https://doi.org/10.31154/cogito.v6i2.270.167-178

Shabrina Assyifa, D., & Luthfiarta, A. (2024). SMOTE-Tomek Re-sampling Based on *Random Forest* Method to Overcome Unbalanced Data for Multi-class Classification. *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, *9*(2), 151–160. https://doi.org/10.25139/inform.v9i2.8410

Shaukat, Z., Zulfiqar, A. A., Xiao, C., Azeem, M., & Mahmood, T. (2020). Sentiment analysis on IMDB using lexicon and *Neural Network*s. *SN Applied Sciences*, *2*(2), 148. https://doi.org/10.1007/s42452-019-1926-x

Vahidi Farashah, M., Etebarian, A., Azmi, R., & Ebrahimzadeh Dastjerdi, R. (2021). ch. *Journal of Big Data*, *8*(1). https://doi.org/10.1186/s40537-021

00422-0

Wahyudi, I. S. (2017). *Mesin Rekomendasi Film Menggunakan Metode Kemiripan Genre Berbasis Collaborative Filtering*.

Wahyudi, I. S. (2018). Big data analytic untuk pembuatan rekomendasi koleksi film personal menggunakan Mlib. Apache Spark. *Berkala Ilmu Perpustakaan Dan Informasi*, *14*(1), 11. https://doi.org/10.22146/bip.32208

Younis, U., Asghar, M. Z., Khan, A., Khan, A., Iqbal, J., & Jillani, N. (2020). Applying *Machine learning* Techniques for Performing Comparative Opinion Mining. *Open Computer Science*, *10*(1), 461–477. https://doi.org/10.1515/comp-2020-0148

Zheng, D. (2024). Sentiment Analysis for Film Reviews Based on *Random Forest*. *Science and Technology of Engineering, Chemistry and Environmental Protection*, *1*(7), 1–5. https://doi.org/10.61173/5t8epb44

LAMPIRAN

Lampiran I Pseudocode

```
Import Libraries:
    Import numpy, pandas, SMOTE from imblearn.over_sampling, StandardScaler and LabelEncoder from sklearn, train_test_split, matplotlib.pyplot, and seaborn.

  Create Data Copies:
    Copy the original DataFrame (df) to df_original to preserve original data.
    Create a copy df_preparation from df_original for data preparation.

  Handle Missing Values:
    Check for missing values in df_preparation.
    Drop rows with missing values in important columns (director_name, actor_1_name, actor_2_name, actor_3_name, gross, title_year).
    Fill missing values in numeric columns (budget, num_critic_for_reviews, num_user_for_reviews, duration, actor_3_facebook_likes, actor_1_facebook_likes, actor_2_facebook_likes, director_facebook_likes, facenumber_in_poster) with the median of each column.
    Fill missing values in categorical columns (color, content_rating, plot_keywords, language, country) with 'Unknown' and in aspect_ratio with its median.

  Remove Duplicate Rows:
    Drop duplicate rows in df_preparation.

  Binning Variables:
    IMDb Score: Create bins for IMDb score into categories (low, medium, high) and assign it to a new column IMDb_score_binned.
    Duration: Create bins for film duration into categories (Short, Medium, Long, Very Long) and assign it to duration_binned.
    Drop the original duration column.

  Analyze Binned Data:
    Calculate and display the average IMDb score for each duration category.
    Calculate and display descriptive statistics for IMDb score based on duration categories.
    Plot a boxplot to visualize the distribution of IMDb scores by film duration categories.

  Encoding Categorical Variables:
    Display data before encoding.
    One-Hot Encoding: Apply one-hot encoding to categorical columns (color, content_rating, language).
    Frequency Encoding: For columns with many unique categories (actor_1_name, actor_2_name, actor_3_name, plot_keywords, country), map each category to its frequency count and create new frequency-encoded columns. Drop the original columns.
```

Apply frequency encoding to director_name and genres, then drop these original columns.

Label Encoding: Encode IMDb_score_binned and duration_binned with label encoding and drop duration binned if no longer needed.

Normalization:

Display summary statistics for numeric columns before normalization.

Apply StandardScaler to normalize budget, gross, actor 1 facebook likes, and actor_2_facebook_likes.

Display summary statistics after normalization.

Outlier Handling:

Apply capping on gross to clip values within the 5th and 95th percentiles.

Data Splitting for Skenarios:

Split the dataset for four skenarios using train test split with stratified sampling:

- Skenario 1: 90:10
- Skenario 2: 80:20
- Skenario 3: 75:25
- Skenario 4: 70:30

Display samples of training and testing sets for each skenario.

Apply SMOTE on Training Sets:

For each skenario, apply SMOTE on the training data to handle class imbalance.

Check Final Dataset Information:

Display final dataset information and dimensions for each training/testing split and SMOTE-applied dataset.

Lampiran II Hasil Evalusi *Random Forest* (RF) dan *Neural Network* (NN)

Skenario	Metode	0 (Precision, Recall, F1)	1 (Precision, Recall, F1)	2 (Precision, Recall, F1)	Akurasi
1 - Tanpa SMOTE	RF	0.81, 0.53, 0.64	0.00, 0.00, 0.00	0.79, 0.94, 0.86	0.79
1 - Dengan SMOTE	RF	0.72, 0.63, 0.68	0.17, 0.10, 0.12	0.82, 0.87, 0.84	0.78
2 - Tanpa SMOTE	RF	0.82, 0.48, 0.61	0.00, 0.00, 0.00	0.78, 0.95, 0.86	0.78
2 - Dengan SMOTE	RF	0.69, 0.62, 0.65	0.00, 0.00, 0.00	0.80, 0.85, 0.83	0.76
3 - Tanpa SMOTE	RF	0.81, 0.51, 0.62	0.00, 0.00, 0.00	0.78, 0.95, 0.86	0.79
3 - Dengan SMOTE	RF	0.69, 0.65, 0.67	0.17, 0.08, 0.11	0.82, 0.85, 0.83	0.77
4 - Tanpa SMOTE	RF	0.81, 0.49, 0.61	0.00, 0.00, 0.00	0.78, 0.95, 0.85	0.78
4 - Dengan SMOTE	RF	0.70, 0.64, 0.67	0.12, 0.06, 0.09	0.81, 0.86, 0.84	0.77
1 - Tanpa SMOTE	NN	0.63, 0.50, 0.56	0.17, 0.10, 0.12	0.77, 0.86, 0.81	0.73
1 - Dengan SMOTE	NN	0.42, 0.66, 0.51	0.06, 1.00, 0.12	0.66, 0.13, 0.21	0.31
2 - Tanpa SMOTE	NN	0.75, 0.19, 0.30	0.09, 0.05, 0.06	0.71, 0.96, 0.81	0.70
2 - Dengan SMOTE	NN	0.47, 0.67, 0.55	0.11, 0.50, 0.18	0.77, 0.53, 0.63	0.57
3 - Tanpa SMOTE	NN	0.57, 0.48, 0.52	0.04, 0.08, 0.05	0.75, 0.77, 0.76	0.67
3 - Dengan SMOTE	NN	0.49, 0.68, 0.57	0.05, 0.77, 0.09	0.80, 0.21, 0.33	0.36
4 - Tanpa SMOTE	NN	0.41, 0.78, 0.54	0.03, 0.06, 0.04	0.78, 0.43, 0.55	0.53
4 - Dengan SMOTE	NN	0.43, 0.75, 0.54	0.10, 0.42, 0.16	0.79, 0.41, 0.54	0.52