PENERAPAN METODE SYMMETRICAL UNCERTAINTY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MEMPREDIKSI TITLE BOX OFFICE FILM

TUGAS AKHIR

Shandy Hadinata 1116043



PROGRAM STUDI INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA
BANDUNG
2020

PENERAPAN METODE SYMMETRICAL UNCERTAINTY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MEMPREDIKSI TITLE BOX OFFICE FILM

TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang Informatika

Shandy Hadinata 1116043



PROGRAM STUDI INFORMATIKA
INSTITUT TEKNOLOGI HARAPAN BANGSA
BANDUNG
2020

HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan bahwa Tugas Akhir yang saya susun ini adalah hasil karya saya sendiri.

Semua sumber yang dikutip maupun dirujuk telah saya nyatakan dengan benar.

Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik apabila di kemudian hari Tugas Akhir ini terbukti plagiat.

Bandung, Agustus 2020

Shandy Hadinata 1116043 HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI

TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Institut Teknologi Harapan Bangsa, saya yang bertanda

tangan di bawah ini:

Nama : Shandy Hadinata

NIM : 1116043

Program Studi : Informatika

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada

Institut Teknologi Harapan Bangsa Hak Bebas Royalti Noneksklusif

(Non-exclusive Royalty Free Rights) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

PENERAPAN METODE SYMMETRICAL UNCERTAINTY DAN SUPPORT

VECTOR MACHINE DALAM MEMPREDIKSI TITLE BOX OFFICE FILM

beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti

Noneksklusif ini Institut Teknologi Harapan Bangsa berhak menyimpan,

mengalihmediakan, mengelola dalam pangkalan data, dan memublikasikan karya

ilmiah saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan

sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Bandung, Agustus 2020

Yang menyatakan

Shandy Hadinata

ii

HALAMAN PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Tugas Akhir dengan judul:

PENERAPAN METODE SYMMETRICAL UNCERTAINTY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MEMPREDIKSI TITLE BOX OFFICE FILM

yang disusun oleh:

Shandy Hadinata

1116043

telah berhasil dipertahankan di hadapan Dewan Penguji Sidang Tugas Akhir yang dilaksanakan pada:

Hari / tanggal : Jumat, 3 Juli 2020

Waktu : 07.00 WIB

Menyetujui

Pembimbing Utama:

Ventje Jeremias Lewi Engel, S.T., M.T. 116019

ABSTRAK

Nama : Shandy Hadinata

Program Studi : Informatika

Judul : PENERAPAN METODE SYMMETRICAL

UNCERTAINTY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

DALAM MEMPREDIKSI TITLE BOX OFFICE FILM

Dalam industri perfilman, terdapat istilah *box office* yang merupakan gelar bagi film - film yang berhasil mendapatkan keuntungan besar yang melebihi anggaran pembuatan film hanya dari penjualan tiket. *Title box office* pada sebuah film perlu diperhatikan oleh rumah produksi agar rumah produksi mendapatkan keuntungan. Pada penelitian ini, klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk membantu memprediksi sebuah film layak dapat *title box office* sebelum dirilis. Untuk mencegah memakai fitur yang nilainya tidak berpengaruh terhadap prediksi, akan digunakan metode *Symmetrical Uncertainty* sebagai seleksi fitur.

Penelitian ini akan menggunakan dataset film yang berasal dari IMDb yang memiliki fitur berjumlah 28 dan data film yang berjumlah 5044. Model terbaik dihasilkan dengan menggunakan *threshold Symmetrical Uncertainty* sebesar 0.1, *gamma* SVM sebesar 0.01, dan regularisasi (C) SVM sebesar 1. Akurasi dan *F-Measure* terbaik yang dihasilkan sebesar 99.42% dan 98.78%. Beberapa kesulitan dan hambatan berhubungan pada data film yang *noise*.

Kata kunci: Prediksi *Title Box Office* Film, Seleksi Fitur, Pembelajaran Mesin, *Symmetrical Uncertainty, Support Vector Machine* (SVM).

ABSTRACT

Name : Shandy Hadinata

Department : Informatics

Title : Application of Symmetrical Uncertainty and Support Vector

Machine Method in Predict Title Box Office Movie

In the movie industry, there is a term called box office which is a title for movies that have managed to get huge profits that exceed the budget of movie making only from ticket sales. The box office title in a movie needs to be considered by a production house so that the production house gets profit. This research use classification method Support Vector Machine with Radial Basis Function (RBF) kernel to help predict a movie that deserves to get box office title before being released. To prevent using features whose values have no effect on predictions, Symmetrical Uncertainty method will be used as feature selection.

This research will use a movie dataset from IMDb which has 28 features and 5044 film data. The best model is generated using threshold Symmetrical Uncertainty of 0.1, gamma SVM of 0.01, and regularization (C) SVM of 1. The best accuracy and F-Measure are 99.42% and 98.78%. Some difficulty and limitation are related to noises in movie data.

Keywords: Prediction Title Box Office Film, Feature Selection, Machine Learning, Symmetrical Uncertainty, Support Vector Machine (SVM).

KATA PENGANTAR

Terima kasih kepada Tuhan yang Maha Esa karena dengan bimbingan-Nya dan karunia-Nya penulis dapat melaksanakan Tugas Akhir yang berjudul "PENERAPAN METODE SYMMETRICAL UNCERTAINTY DAN SUPPORT VECTOR MACHINE DALAM MEMPREDIKSI TITLE BOX OFFICE FILM ". Laporan ini disusun sebagai salah satu syarat kelulusan di Institut Teknologi Harapan Bangsa. Pada kesempatan ini penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

- 1. Tuhan Yang Maha Esa, karena oleh bimbingan-Nya penulis selalu mendapat pengharapan untuk menyelesaikan tugas akhir ini.
- 2. Bapak Ventje Jeremias Lewi Engel, S.T., M.T., selaku pembimbing I Tugas Akhir yang senantiasa memberi dukungan, semangat, ilmu-ilmu, saran dan dukungan kepada penulis selama tugas akhir berlangsung dan selama pembuatan laporan tugas akhir ini.
- 3. Ibu Ken Ratri Retno Wardani, S.Kom., M.T, selaku penguji I Tugas Akhir. Terima kasih atas dukungan, semangat, ilmu-ilmu, dan masukan yang telah diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini
- 4. Bapak Yoyok Yusman Gamaliel, S.T., M.Eng, selaku penguji II dalam Tugas Akhir Terima kasih atas dukungan, semangat, ilmu-ilmu, dan masukan yang telah diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini.
- 5. Seluruh dosen dan staff Departemen Teknik Informatika ITHB yang telah membantu dalam menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini.

6. Segenap jajaran staf dan karyawan ITHB yang turut membantu kelancaran

dalam menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini.

7. Kedua orang tua tercinta yang selalu menyediakan waktu untuk memberikan

doa, semangat dan dukungan yang tak habis-habisnya kepada penulis untuk

menyelesaikan Laporan Tugas Akhir ini. Terima kasih untuk nasihat,

masukan, perhatian, teguran dan kasih sayang yang diberikan hingga saat

ini.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari sempurna karena

keterbatasan waktu dan pengetahuan yang dimiliki oleh penulis. Oleh karena itu,

kritik dan saran untuk membangun kesempurnaan tugas akhir ini sangat

diharapkan. Semoga tugas akhir ini dapat membantu pihak-pihak yang

membutuhkannya.

Bandung, Agustus 2020

Hormat Saya,

Penulis.

vii

DAFTAR ISI

Al	BSTR	AK	iv
Al	BSTR	ACT	v
K	ATA 1	PENGANTAR	vi
D A	AFTA	R ISI	X
D A	AFTA	R TABEL	xii
D A	AFTA	R GAMBAR	xiv
1	PEN	IDAHULUAN 1	l -1
	1.1	Latar Belakang	l -1
	1.2	Rumusan Masalah	l -4
	1.3	Tujuan Penelitian	l -4
	1.4	Batasan Masalah	l -5
	1.5	Kontribusi Penelitian	l -5
	1.6	Metodologi Penelitian	l -5
	1.7	Sistematika Pembahasan	l -6
2	LAN	NDASAN TEORI 2	2-1
	2.1	Tinjauan Pustaka	2-1
		2.1.1 Data Mining	2-1
		2.1.2 Klasifikasi	2-2
		2.1.3 Machine Learning	2-2
		2.1.4 Support Vector Machine	2-3
		2.1.5 Data Preprocessing)_ <u>\</u>

		2.1.6	Seleksi Fitur
		2.1.7	Symmetrical Uncertainty
		2.1.8	K-Fold Cross Validation
		2.1.9	<i>F-Measure</i>
	2.2	Tinjau	an Studi
		2.2.1	State of the Art Method
		2.2.2	Pembahasan Penelitian Terkait
	2.3	Tinjau	an Objek
		2.3.1	Film
		2.3.2	<i>Box Office</i>
		2.3.3	Hollywood Accounting
		2.3.4	International Movie Database (IMDb)
3	ANA	ALISIS	DAN PERANCANGAN SISTEM 3-1
	3.1	Analis	is Masalah
	3.2	Kerang	gka Pemikiran
	3.3	Analis	is Urutan Proses Global
	3.4	Analis	is Kasus
		3.4.1	Dataset
		3.4.2	Data Preprocessing
		3.4.3	Symmetrical Uncertainty
		3.4.4	Support Vector Machine
4	IMP	LEME	NTASI DAN PENGUJIAN 4-1
4	IMP 4.1		NTASI DAN PENGUJIAN 4-1 ungan Implementasi
4			-
4		Lingk	ungan Implementasi
4		Lingki 4.1.1 4.1.2	ungan Implementasi

		4.2.2	Kelas Support Vector Machine	4-4
	4.3	Impler	mentasi Perangkat Lunak	4-6
		4.3.1	Implementasi Pemrosesan Data Film	4-6
		4.3.2	Implementasi Seleksi Fitur	4-8
		4.3.3	Implementasi Pelatihan Data	4-9
		4.3.4	Implementasi Pengujian Data	4-9
	4.4	Penguj	jian dan Evaluasi	4-10
		4.4.1	Pengujian Seleksi Fitur Symmetrical Uncertainty	4-10
		4.4.2	Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine dengan	
			Symmetrical Uncertainty	4-13
		4.4.3	Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine (Library)	4-26
		4.4.4	Pengujian Pengaruh Jumlah Data Terhadap Klasifikasi	
			Support Vector Machine	4-29
5	PEN	IUTUP		5-1
	5.1	Kesim	pulan	5-1
	5.2	Saran		5-2
D A	AFTA	R REF	ERENSI	xv
LA	AMPI	RAN		1
A	PEN	IGUJIA	AN SVM DENGAN SU	A-1
В	PEN	IGUJIA	AN SVM TANPA SU	B-26
C	PEN	IGUIIA	N JUMLAH DATA	C-32

DAFTAR TABEL

2.1	Persamaan Kernel pada Support Vector Machine
2.2	Confusion Matrix
2.3	State of the Art Method
3.1	Kode Fitur
3.2	Dataset
3.3	Data Imputation
3.4	Contoh Data untuk Mencari Interval
3.5	Hasil Interval
3.6	Hasil Symmetrical Uncertainty
3.7	Hasil Seleksi Fitur dengan Symmetrical Uncertainty
3.8	Klasifikasi Data Pelatihan
3.9	Klasifikasi Data Pelatihan (Lanjutan)
3.10	Hasil dari Klasifikasi Data Pelatihan
3.11	Hasil dari Persamaan Linear
3.12	Klasifikasi Data Uji
3.13	Klasifikasi Data Uji (Lanjutan)
3.14	Hasil dari Klasifikasi Data Uji
4.1	Daftar Metode pada Kelas Symmetrical Uncertainty 4-2
4.2	Daftar Metode pada Kelas Support Vector Machine
4.3	Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty
4.4	Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty dengan Threshold 0.014-12
4.5	Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty dengan Threshold 0.054-12
4.6	Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty dengan Threshold 0.14-13
4.7	Hasil Penguijan Support Vector Machine

4.8	Hasil Pengujian Support Vector Machine tanpa Symmetrical
	<i>Uncertainty</i>
4.9	Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data dengan Library Support
	<i>Vector Machine</i>
4.10	Hasil Pengujian dengan <i>Library</i> SVM tanpa SU
4.11	Hasil Pengujian Support Vector Machine dengan Jumlah Data Film
	yang Berbeda
A-1	Hasil Pengujian Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur A-1
B-1	Hasil Pengujian Support Vector Machine tanpa Seleksi Fitur
C-1	Hasil Pengujian Jumlah Data Film pada Support Vector Machine
	dengan Seleksi Fitur C-32

DAFTAR GAMBAR

2.1	Hyperplane pada Support Vector Machine
2.2	10-Fold Cross Validation
2.3	Box Office Statistics
3.1	Kerangka Pemikiran
3.2	Flowchart Pelatihan dan Pengujian pada Pembuatan Sistem
	Prediksi <i>Title Box Office</i> Film
3.3	Pseudocode Symmetrical Uncertainty
3.4	Pseudocode Support Vector Machine Training
3.5	Pseudocode Support Vector Machine Testing
4.1	Hasil Akurasi dengan Nilai Threshold Symmetrical Uncertainty
	sebesar 0
4.2	Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty
	sebesar 0
4.3	Hasil Akurasi dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar
	0.01
4.4	Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty
	sebesar 0.01
4.5	Hasil Akurasi dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar
	0.05
4.6	Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty
	sebesar 0.05
4.7	Hasil Akurasi dengan <i>Threshold Symmetrical Uncertainty</i> sebesar 0.14-21
4.8	Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty
	sebesar 0.1
4.9	Hasil Akurasi Tanpa Symmetrical Uncertainty

4.10	Hasil F-Measure Tanpa Symmetrical Uncertainty	4-22
4.11	Hasil Akurasi dan F-Measure Berdasarkan Threshold Symmetrical	
	Uncertainty	4-23
4.12	Hasil Akurasi dan <i>F-Measure</i> Berdasarkan <i>Gamma</i>	4-24
4.13	Hasil Akurasi dan <i>F-Measure</i> Berdasarkan Regularisasi (C)	4-25
4.14	Hasil Klasifikasi dengan Jumlah Data yang Berbeda	4-30

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Industri perfilman merupakan sektor industri yang bertumbuh dengan cepat dalam satu dekade terakhir karena dapat menghasilkan total keuntungan kotor sampai 12 miliar Dollar Amerika Serikat [1]. Dalam industri perfilman, terdapat istilah box office yang merupakan gelar bagi film - film yang berhasil mendapatkan keuntungan besar yang melebihi anggaran pembuatan film hanya dari penjualan tiket. Title box office pada sebuah film perlu diperhatikan oleh rumah produksi agar rumah produksi mendapatkan keuntungan. Keuntungan yang didapat merupakan keuntungan bersih yang melebihi anggaran pembuatan film dan biaya overhead atau biaya tak terduga. Terdapat tiga biaya overhead, yaitu production overhead, distribution overhead, dan marketing overhead. Production overhead adalah biaya produksi yang tidak diduga ketika pembuatan film, memakan 15% dari anggaran pembuatan film. Distribution overhead adalah biaya yang harus dikeluarkan kepada pihak penyedia layanan film (bioskop), memakan 30% dari anggaran pembuatan film. Marketing overhead adalah biaya yang dikeluarkan untuk promosi, iklan, dan sebagainya, memakan 10% dari anggaran pembuatan film [2].

Berdasarkan kebutuhan industri perfilman dalam menghasilkan sebuah film *box office*, maka dibuat sebuah sistem untuk memprediksi *title box office* sebuah film sebelum diproduksi. Diharapkan dengan membangun sistem prediksi akan mengurangi ambiguitas sebelum memproduksi sebuah film.

Ada beberapa penelitian yang sudah pernah dilakukan sebelumnya terkait sistem untuk memprediksi *title box office* film, yang pertama adalah penelitian yang berfokus pada prediksi kesuksesan film menggunakan metode *Decision Tree* dengan *Information Gain* dan Entropi sebagai metode untuk mengetahui

keragaman data pada setiap fitur [3]. *Decision Tree* dapat dengan mudah menghasilkan model prediksi namun tidak efisien jika data memiliki fitur yang banyak. Akurasi yang didapat adalah 66.7%.

Adapun penelitian lainnya [4] adalah memprediksi *title box office* film dengan metode yang digunakan adalah *K-Means* untuk mengetahui fitur yang berpengaruh terhadap prediksi, dilanjutkan dengan metode *Decision Tree* untuk menentukan model prediksi. Akurasi yang didapat adalah 71.4%.

Penelitian lainnya [5] adalah memprediksi *box office* film pada minggu kedua sampai keempat menggunakan metode *Rough Set* untuk seleksi fitur, selanjutnya menggunakan metode *Support Vector Machine* untuk menentukan model prediksi. Akurasi yang didapat dari minggu kedua sampai keempat secara berurutan adalah 90.7%, 84.3%, dan 86.7%.

Dari penelitian sebelumnya yang membahas terkait prediksi *title box office* film, terdapat banyak fitur film yang memiliki nilai yang tidak terlalu berpengaruh atau bahkan tidak berpengaruh terhadap prediksi *title box office* film sehingga dibutuhkan seleksi fitur untuk membuang fitur tersebut. Terdapat 2 jenis seleksi fitur, yaitu teknik *filter* dan *wrapper*. Teknik *filter* memiliki keunggulan dalam efisiensi waktu dan memiliki akurasi yang cukup bagus. Teknik *wrapper* memiliki akurasi yang lebih tinggi namun hanya berbeda sedikit dari teknik *filter*. Kelemahan lainnya adalah membutuhkan waktu yang sangat lama dalam memproses fitur dan memiliki performa yang buruk.

Penelitian terkait seleksi fitur berbasis *filter* [6] membandingkan seluruh metode seleksi fitur berbasis filter, yaitu *Chi Squared*, *Information Gain*, *Gain Ratio*, *Symmetrical Uncertainty*, dan *Relief Attribute Evaluation*. Percobaaan dilakukan sebanyak lima kali dengan lima *dataset* yang berbeda. Rata-rata dari lima *dataset Kappa Statistic*, *Mean Absolute Error*, dan *Root Mean Square Error* dari lima metode seleksi fitur berbasis *filter* dan pengolahan data tanpa seleksi fitur secara

berurutan adalah *Chi Squared* sebesar 0.52232, 0.2844, dan 0.36332, *Gain Ratio* sebesar 0.52232, 0.2845, dan 0.36342, *Information Gain* sebesar 0.52166, 0,2844, dan 0.3633, *Relief Attribute Evaluation* sebesar 0.3936, 0.3023, dan 0.3841, *Symmetrical Uncertainty* sebesar 0.522, 0.28438, dan 0.36326, dan tanpa seleksi fitur sebesar 0.35224, 0.30364, dan 0.3872. Dari hasil penelitian yang dilakukan, *Symmetrical Uncertainty* memiliki *Kappa Statistic* tertinggi kedua dan *Mean Absolute Error* dan *Root Mean Square Error* terendah bila dibandingkan dengan semua metode seleksi fitur berbasis *filter*.

Penelitian ini menggabungkan metode Symmetrical Uncertainty dengan Support Vector Machine untuk memprediksi title box office sebuah film. Symmetrical Uncertainty merupakan metode seleksi fitur berbasis filter untuk normalisasi nilai bias pada setiap fitur [6]. Bila dibandingkan dengan metode klasifikasi lain yang cocok untuk sistem prediksi seperti Artificial Neural Network (ANN) atau Decision Tree, metode Support Vector Machine cocok digunakan untuk ukuran data yang sedikit dan permasalahan yang tidak terlalu besar seperti prediksi title box office film. Support Vector Machine juga menerapkan strategi Structural Risk Minimization yaitu berusaha mencari hyperplane atau pemisah antar kelas dengan margin terbesar untuk mengurangi nilai error secara signifikan. Artificial Neural Network menerapkan strategi Empirical Risk Minimization yang hanya berusaha meminimalisir error, maka dari itu lebih cocok untuk penelitian yang memiliki fitur data dan hasil prediksi yang sangat kompleks. Decision Tree mudah diimplementasikan untuk prediksi dengan hasil keluaran yang sedikit, namun model prediksi yang dihasilkan akan sulit dibaca dan memakan waktu yang lama jika terdapat banyak data dan fitur.

Berdasarkan hipotesis diatas, penulis membuat penelitian berjudul "Penerapan Metode Symmetrical Uncertainty dan Support Vector Machine dalam Memprediksi Title Box Office Film" dengan masukan data film berupa 28 fitur. Setelah metode

Symmetrical Uncertainty dan Support Vector Machine dilakukan, akan menghasilkan keluaran model prediksi title box office film. Untuk menguji akurasi Support Vector Machine, digunakan F-Measure.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas penulis merumuskan masalah sebagai berikut:

- 1. Bagaimana pengaruh *Symmetrical Uncertainty* sebagai metode seleksi fitur terhadap akurasi prediksi *title box office* film?
- 2. Bagaimana pengaruh *Support Vector Machine* terhadap akurasi prediksi *title box office* film?
- 3. Bagaimana pengaruh banyaknya film terhadap akurasi prediksi *title box office* film?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, tujuan penelitian Tugas Akhir ini adalah sebagai berikut:

- 1. Menerapkan *Symmetrical Uncertainty* sebagai metode seleksi fitur untuk menentukan fitur film yang berpengaruh terhadap prediksi *title box office* film.
- 2. Menguji pengaruh *Support Vector Machine* terhadap akurasi prediksi *title box office* film.
- 3. Menguji pengaruh dari banyaknya film terhadap akurasi prediksi *title box office* film.

1.4 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, peneliti akan membatasi masalah yang akan diteliti, yaitu dataset berupa data film IMDb yang diambil dari situs https://www.kaggle.com dengan tahun rilis sekitar 2006 sampai 2016.

1.5 Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang diberikan dari penelitian ini adalah menerapkan *Support Vector Machine* dengan *Symmetrical Uncertainty* sebagai seleksi fitur untuk memprediksi *box office* sebuah film dan membuat aplikasi untuk menguji metode.

1.6 Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Penulisan ini dimulai dengan studi kepustakaan yaitu mengumpulkan bahan-bahan referensi baik dari buku, artikel, *paper*, jurnal, makalah mengenai prediksi *title box office* film, kesuksesan film menggunakan metode *Support Vector Machine* dan *Symmetrical Uncertainty* sebagai metode seleksi fitur.

2. Data sampling

Data sampling yang akan digunakan berupa data film IMDb.

3. Analisis Masalah

Pada tahap ini dilakukan analisis permasalahan yang ada, batasan yang dimiliki dan kebutuhan yang diperlukan.

4. Perancangan dan Implementasi Algoritme

Pada tahap ini dilakukan pendefinisian beberapa aturan dalam teknik seleksi fitur dan klasifikasi, serta perancangan pada algoritme yang akan dipakai untuk menyelesaikan masalah berdasarkan metode yang telah dipilih.

5. Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap aplikasi yang telah dihasilkan.

6. Dokumentasi

Pada tahap ini dilakukan pendokumentasian hasil analisis dan implementasi secara tertulis dalam bentuk laporan skripsi.

1.7 Sistematika Pembahasan

Pada penelitian ini peneliti menyusun berdasarkan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pendahuluan yang berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, kontribusi penelitian, serta metode penelitian.

BAB II LANDASAN TEORI

Landasan Teori yang berisi penjelasan dasar teori yang mendukung penelitian ini.

BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN

Analisis dan perancangan yang berisi analisis berupa algoritme yang digunakan.

BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Implementasi dan pengujian yang berisi implementasi pengujian dengan berbagai data pengujian beserta hasilnya.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Penutup yang berisi kesimpulan dari penelitian dan saran untuk penelitian lebih lanjut di masa mendatang.

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab ini menjelaskan teori-teori yang berkaitan mengenai teori penunjang dan jurnal terkait yang digunakan dalam proses penelitian tugas akhir ini.

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian ini menggunakan beberapa teori terkait yang diperlukan dalam pengerjaan yang dilakukan. Penjelasan mengenai teori-teori tersebut akan dijelaskan sebagai berikut.

2.1.1 Data Mining

Data mining atau penambangan data adalah suatu proses penambangan informasi penting dan pattern dari suatu data yang berjumlah besar [7]. Informasi penting dan pattern didapat dari suatu proses yang menggunakan artificial intelligence, teknik statistik, ilmu matematika, pembelajaran mesin, dan lain sebagainya. Teknik-teknik tersebut akan mengidentifikasi dan mengekstraksi informasi dan pattern yang bermanfaat dari suatu kumpulan data yang besar.

Penambangan data mempunyai fungsi yang penting untuk membantu mendapatkan informasi yang berguna serta meningkatkan pengetahuan bagi pengguna. Pada dasarnya, data mining mempunyai empat fungsi dasar yaitu:

- Prediksi, merupakan proses untuk menemukan pola dari data dengan menggunakan beberapa variabel untuk memprediksikan variabel lain yang tidak diketahui jenis atau nilainya.
- 2. **Deskripsi**, merupakan proses untuk menemukan suatu karakteristik penting dari data dalam suatu basis data.

- 3. Klasifikasi, merupakan suatu proses untuk menemukan model atau fungsi untuk menggambarkan kelas atau konsep dari suatu data [7]. Proses yang digunakan untuk mendeskripsikan data yang penting serta dapat meramalkan kecenderungan data pada masa depan.
- 4. **Asosiasi**, merupakan proses yang digunakan untuk menemukan suatu hubungan yang terdapat pada nilai atribut dari sekumpulan data.

2.1.2 Klasifikasi

Klasifikasi adalah salah satu metode yang paling banyak dipakai dalam pengambilan keputusan masalah dalam aktivitas manusia. Klasifikasi dipakai ketika suatu objek perlu ditugaskan ke dalam kelompok atau kelas yang telah ditentukan berdasarkan sejumlah atribut yang diamati terkait dengan objek itu. Terdapat banyak permasalahan yang dapat diidentifikasi sebagai permasalahan untuk klasifikasi, yaitu prediksi saham pasar, prediksi cuaca, prediksi kebangkrutan, deteksi penyakit, dan *speech recognition*. Permasalahan klasifikasi tersebut dapat diselesaikan baik secara matematis maupun non-linear. Kesulitan dalam memecahkan masalah klasifikasi seperti permasalahan secara matematis terdapat pada akurasi, distribusi data, dan kemampuan model dalam menentukan kelas [8].

2.1.3 Machine Learning

Machine learning atau pembelajaran mesin adalah sebuah metode pembelajaran yang membuat suatu mesin atau komputer belajar dari pengalaman dan digunakan sebagai sumber pengetahuan untuk melakukan klasifikasi yang bersumber dari data [7]. Proses pembelajaran mesin terdiri dari tahap pelatihan dan tahap pengujian. Pada tahap pelatihan, sistem akan diberikan atau membuat parameter sendiri untuk membentuk sebuah model yang kemudian akan diuji menggunakan data uji yang tersedia [9], setelah itu dilakukan tahap pengujian untuk memperoleh hasil dengan

menggunakan model yang dihasilkan pada tahap pelatihan.

Dalam pembelajaran mesin terdapat dua metode pembelajaran, yaitu:

- 1. Supervised Learning, merupakan salah satu teknik pembelajaran mesin yang menghasilkan hipotesa dari data latih yang sudah terdapat label kelas yang kemudian dipakai untuk prediksi dengan data uji. Supervised Learning merupakan metode umum yang sering dipakai pada permasalahan klasifikasi karena tujuannya membuat komputer mempelajari sistem klasifikasi yang telah dibuat [9]. Contoh metode dari supervised learning yaitu Support Vector Machine, Linear Regression, dan Naive Bayes.
- 2. *Unsupervised Learning*, merupakan teknik pemetaan dari suatu data ke sebuah *output* yang tujuannya untuk menemukan keteraturan atau kemiripan dalam data yang ada sehingga tidak membutuhkan label kelas. Contoh metode dari *unsupervised learning* adalah *K-Means* dan *Hierarchical Learning*.

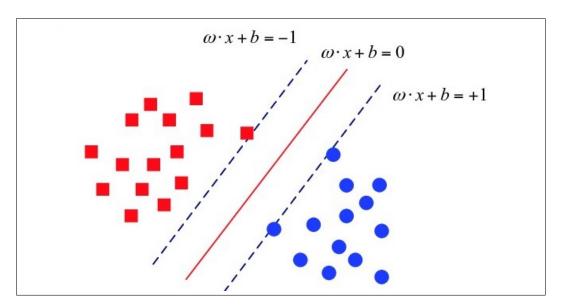
Pembelajaran mesin biasanya dipakai dalam klasifikasi maupun klasterisasi yang berfokus pada peningkatan akurasi dalam model [7].

2.1.4 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi yang memiliki margin besar yang didasari oleh pembelajaran mesin dengan menggunakan ruang vektor. SVM merupakan salah satu teknik supervised learning yang berarti membutuhkan data latih yang sudah terdapat label kelas.

Tujuan utama SVM adalah untuk menentukan batas antara dua kelas. Teknik pemisah antara dua vektor ini dibagi menjadi dua, yaitu klasifikasi linear dan non-linear. Teknik klasifikasi ini terdiri dari berbagai pengembangan metode, seperti metode penanganan untuk banyak kelas di SVM (*Multiclass* SVM). Karena kemampuan SVM yang begitu baik dalam melakukan klasifikasi, algoritme SVM

terus dikembangkan sehingga terdapat banyak metode baru SVM seperti *Latent Semantic Analysis Support Vector Machine* (LSA-SVM), *Weighted Voting Support Vector Machine* (WVSVM), dan *Least Square Support Vector Machine* (LSSVM) [10].



Gambar 2.1 Hyperplane pada Support Vector Machine

Konsep dasar SVM adalah dengan membuat sebuah ataupun beberapa *hyperplane* secara optimal untuk memisahkan data menjadi beberapa kelas dan memaksimalkan margin. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan titik data terdekat, titik data terdekat yang menyentuh *hyperplane* disebut dengan *Support Vector* [11].

Pada gambar 2.1, garis merah diagonal yang terletak di tengah dan memisahkan kumpulan data pada kelas positif dan kelas negatif merupakan *hyperplane* yang optimal, sedangkan garis putus - putus yang terletak di sebelah kanan dan kiri *hyperplane* optimal disebut *hyperplane* paralel. Berikut adalah persamaan dari *hyperplane* SVM:

2. LANDASAN TEORI

$$w^T.X + b = 0 (2.1)$$

$$w^T.X + b = 1 \tag{2.2}$$

$$w^T . X + b = -1 (2.3)$$

Di mana :

 w^T : vector weight X: vector input b: bias

Untuk mendapatkan nilai w, digunakan persamaan berikut:

$$w = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i Y_i X_i \tag{2.4}$$

Di mana :

w : vector weight

 α : alpha

 Y_i : vector output ke i X_i : vector input ke i

SVM memaksimalkan margin untuk mendapatkan *hyperplane* optimal. Pencarian *hyperplane* optimum yang memaksimalkan margin dapat dipandang sebagai sebuah masalah *Quadratic Programming* (QP). Berikut adalah persamaan untuk mencari titik minimum dari *vector weight*:

$$\min_{w} \tau(w) = \frac{1}{2} ||w||^2 \tag{2.5}$$

Di mana

 $min \tau(w)$: minimal of vector weight

w : vector weight

Masalah QP dapat diselesaikan dengan menggunakan metode *Lagrange Multiplier*.

Berikut adalah persamaan dari *Lagrange Multiplier*:

$$L(w,b,\alpha) = \frac{1}{2}||w||^2 - \sum_{i=1}^{l} \alpha_i (Y_i(X_i.w+b) - 1)$$
 (2.6)

Di mana :

w : vector weight

b : bias α : alpha

 Y_i : vector output ke i X_i : vector input ke i

Pada permasalahan di dunia nyata, himpunan data umumnya terpisah secara non-linear. Untuk mengatasi masalah tersebut, digunakan konsep kernel pada ruang berdimensi lebih tinggi. Terdapat empat jenis fungsi kernel yang dapat digunakan, yaitu:

Tabel 2.1 Persamaan Kernel pada Support Vector Machine

Kernel	Persamaan	
Linear	$K(X_i, X_j) = X_i^T X_j (2.7)$	7)
Polynomial	$K(X_i, X_j) = (\gamma X_i^T X_j + \gamma)^d, \gamma > 0 $ (2.8)	8)
Gaussian atau Radial Basis Function (RBF)	$K(X_i, X_j) = \exp(-\gamma X_i - X_j ^2)$ (2.9	9)

Tabel 2.1 Persamaan Kernel pad	a Support Ve	ector Machine ((Laniutan)
---------------------------------------	--------------	-----------------	------------

Kernel	Persamaan		
Sigmoid			
	$K(X_i, X_j) = \tanh(\gamma X_i^T X_j + \gamma) $ (2.10)		

Dari keempat kernel diatas, penelitian ini akan menggunakan kernel RBF karena cocok digunakan untuk klasifikasi dimana jumlah data lebih banyak dari jumlah fitur. *Gamma* (γ) pada kernel RBF dipakai untuk mengatur variansi dan bias pada sebuah kumpulan data. Semakin kecil *gamma* yang dipakai, maka variansi akan semakin tinggi dan bias semakin rendah sehingga data-data yang berhimpitan dapat terpisah dengan baik.

Untuk mendapatkan nilai α dan b berdasarkan klasifikasi non-linear digunakan persamaan linear sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^{n} \alpha_i Y_i K(X, X_i) + b = Y_i$$
 (2.11)

Untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi non-linear dapat digunakan persamaan berikut:

$$sign(\sum_{i=1}^{n} \alpha_i Y_i K(X, X_i) + b)$$
 (2.12)

Konsep kernel tidak selalu mampu menghasilkan himpunan data menjadi dapat dipisahkan secara linear. Maka dari itu digunakan konsep *Soft Margin* untuk meregularisasi nilai parameter C sebagai batas toleransi dan mengontrol margin

SVM. Semakin besar nilai parameter C yang diberikan, semakin rendah toleransi yang diberikan dan margin akan semakin sempit. Berikut adalah persamaan yang digunakan:

$$min\frac{1}{2}||w||^2 + C\sum_{i=1}^{N} \xi_i$$
 (2.13)

Di mana :

w : vector weightC : regularizationξ : slack variable

2.1.5 Data Preprocessing

Data preprocessing atau pemrosesan data merupakan salah satu langkah terpenting dalam penambangan data. Pemrosesan data memproses data mentah agar data memiliki format nilai yang sama dan menghilangkan data yang tidak diinginkan. Tujuan pemrosesan data yaitu untuk membantu proses klasifikasi menjadi efisien dan mendapatkan hasil akurasi klasifikasi yang lebih baik [7].

Terdapat 4 teknik yang dipakai dalam penelitian ini, yaitu:

- Data Deduplication, merupakan teknik untuk mengeliminasi data yang berulang.
- Data Imputation, merupakan teknik untuk mengubah nilai kosong pada sebuah data. Nilai yang kosong akan diisi menggunakan median atau mean dari data yang sama.
- 3. *Data Transformation*, merupakan teknik untuk normalisasi data atau mengubah format nilai sebuah data menjadi nilai yang dapat dipakai untuk penambangan data. Bertujuan untuk menghilangkan data yang tidak konsisten.

4. **Diskritisasi Data**, merupakan teknik untuk merubah nilai data yang bersifat kontinu ke nilai data yang bersifat diskrit.

2.1.6 Seleksi Fitur

Seleksi fitur merupakan salah satu teknik untuk mereduksi fitur. Fitur yang dihapus merupakan fitur dengan data yang redundan atau yang tidak berpengaruh dari suatu dataset dikarenakan data pada suatu fitur memiliki nilai yang hampir selalu sama. Seleksi fitur juga dapat membuang fitur yang datanya bersifat *noisy*.

Terdapat 3 teknik seleksi fitur, yaitu:

- 1. *Filter Method*, merupakan seleksi fitur berdasarkan *threshold* yang ditentukan. Contoh: *Information Gain, Gain Ratio*, dan *Symmetrical Uncertainty*.
- 2. Wrapper Method, menggunakan predictor sebagai metode pengujian blackbox untuk mengevaluasi kinerja dari metode klasifikasi yang digunakan pada subset yang berbeda. Contoh: Sequential Selection Algorithms dan Heuristic Search Algorithms.
- 3. *Hybrid Method*, merupakan teknik yang menggabungkan *filter* dan *wrapper*. Contoh: *Decision Tree*.

2.1.7 Symmetrical Uncertainty

Metode Symmetrical Uncertainty merupakan salah satu metode seleksi fitur yang berbasis entropi dan merupakan turunan dari metode Information Gain yang menghilangkan data bias yang dihasilkan oleh Information Gain [6]. Entropi dalam penambangan data digunakan untuk mengukur keragaman dalam himpunan data. Nilai entropi yang semakin tinggi maka semakin beraneka ragam himpunan datanya.

Dalam menghitung entropi, data yang dimiliki diharuskan bersifat diskrit atau

kategorikal. Untuk mengubah data menjadi kategorikal, pengelompokan datanya dibagi berdasarkan nilai interval suatu fitur. Total kelompok dihitung dengan persamaan:

$$k = 1 + 3.32\log(n)$$
 (2.14)

Setelah didapatkan total kelompok pada himpunan data, dilanjutkan dengan menghitung nilai interval dengan persamaan:

$$I(X) = \frac{max(X) - min(X)}{k}$$
 (2.15)

Di mana :

I(X): Interval fitur X.

Setelah merubah data menjadi kategorikal, entropi sudah dapat dihitung. Berikut adalah persamaan entropi dalam satu variabel:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^{n} P(x_i) \log_2(P(x_i))$$
 (2.16)

Di mana :

H(X): Entropi fitur X.

 $P(x_i)$: Peluang data ke-i pada fitur X.

Berikut adalah persamaan entropi dalam dua variabel:

$$H(X|Y) = -\sum_{j=1}^{n_y} \sum_{i=1}^{n_x} P(x_i|y_j) \log_2(P(x_i|y_j))$$
 (2.17)

Di mana :

H(X|Y): Entropi fitur Y terhadap fitur X.

 $P(x_i|y_i)$: Peluang data ke-i pada fitur Y terhadap data ke-i pada fitur X.

Setelah entropi dihitung, perhitungan *Symmetrical Uncertainty* sudah dapat dilakukan. Berikut adalah persamaan *Symmetrical Uncertainty*:

$$SU(X,Y) = 2(\frac{H(X) - H(X|Y)}{H(X) + H(Y)})$$
 (2.18)

2.1.8 K-Fold Cross Validation

K-Fold Cross Validation merupakan teknik resampling untuk membagi data latih dan data uji dikarenakan memprediksi error hanya sekali dapat menghasilkan kesalahan prediksi. Dengan membagi menjadi beberapa percobaan membuat dataset memiliki variasi pada nilai errornya dan mengurangi bias pada sebuah dataset [12]. K-Fold Cross Validation mengelompokkan dataset menjadi k grup dengan masing-masing grup mempunyai k lipatan atau fold. Data uji diambil dari fold yang indeksnya sesuai dengan indeks grup dan sisanya dipakai untuk data latih. Untuk menghitung akurasi dari data uji, dirata-ratakan akurasi dari setiap grup.



Gambar 2.2 10-Fold Cross Validation

2.1.9 F-Measure

F-Measure atau F-Score merupakan teknik pengukur akurasi yang menggabungkan nilai Recall dan Precision. Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Sedangkan Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Dalam penelitian ini F-Measure digunakan untuk mengukur akurasi pada setiap kelas. Berikut adalah persamaan untuk menghitung Precision, Recall, dan F-Measure:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (2.19)
 $Recall = \frac{TP}{TP + FN}$ (2.20)
 $F - Measure = 2 \times \frac{Precision - Recall}{Precision + Recall}$ (2.21)

Untuk memudahkan dalam menghitung *F-Measure*, digunakan tabel *Confusion Matrix* berikut:

Tabel 2.2 Confusion Matrix

	Nilai sebenarnya		
	TP	FP	
Nilai prediksi	TN	FN	

2.2 Tinjauan Studi

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai perbandingan dari berbagai penelitian terkait prediksi *title box office* film.

2.2.1 State of the Art Method

Terdapat beberapa metode lain yang memiliki ruang lingkup yang mirip dengan penelitian ini khususnya mengenai deteksi dan pelacakan manusia. Tabel 2.3 akan menjelaskan perbedaan-perbedaan metode yang telah dipelajari oleh penulis dari jurnal.

Tabel 2.3 State of the Art Method

No	Peneliti	Judul	Objektif	Hasil
1	Shraddha	A Compendium	Menerapkan metode	Akurasi yang didapat
	Mehta, Hitarthi	for Prediction of	Decision Tree ID3	sebesar 66.7%
	Bhatt, and Prof.	Success of a Movie	dalam memprediksi	
	Darshana Desai	Based Upon Different	title box office	
	(2015)	Factors		
2	K. Meenakshi,	A Data Mining	Menerapkan metode	Akurasi yang didapat
	G. Maragatham,	Technique for	K-Means dan	sebesar 71.4%
	Neha Agarwal,	Analyzing and	Decision Tree dalam	
	and Ishitha	Predicting the Success	memprediksi title box	
	Ghosh (2018)	of Movie	office	

Tabel 2.3 *State of the Art Method* (Lanjutan)

No	Peneliti	Judul	Objektif	Hasil
3	Ling Liu and	Research of Box-	Menerapkan metode	Hasil MAE yang
	Yang Zhao	Office Prediction	Rough Set dengan	didapat dari minggu
	(2016)	based on Rough Set	Support Vector	ke 2 sampai 4 secara
		and Support Vector	Machine dalam	berurutan adalah
		Machine	memprediksi title box	9.93%, 15.7%, dan
			office film	13.3%
4	C. Sunil Kumar	Application of	Membandingkan	Peringkat seleksi fitur
	and R. J. Rama	Ranking Based	metode seleksi fitur	terbaik berdasarkan
	Sree (2014)	Attribute Selection	berbasis filter Chi	Kappa Statistic, MAE,
		Filters to Perform	Squared, Information	dan RMSE :
		Automated Evaluation	Gain, Gain Ratio,	1. Symmetrical
		of Descriptive	Symmetrical	Uncertainty
		Answers Through	Uncertainty, dan	,
		Sequential Minimal	Relief Attribute	2. Information
		Optimization Models	Evaluation	Gain
			menggunakan 5	3. Chi Squared
			dataset	4. Gain Ratio
				4. Gain Kano
				5. Relief Attribute
				Evaluation

2.2.2 Pembahasan Penelitian Terkait

Terdapat beberapa metode yang dapat khususnya untuk memprediksi *title box office* sebuah film. Pada referensi pertama [3] menggunakan metode *Decision Tree ID3* dengan *Information Gain* dan entropi sebagai metode untuk mengetahui keragaman data pada setiap fitur. Alasan peneliti menggunakan *Decision Tree ID3*

karena menghasilkan *tree* yang pendek dalam waktu yang singkat. *Decision Tree* dapat dengan mudah menghasilkan model prediksi dalam bentuk *tree* namun tidak efisien jika data memiliki fitur yang banyak. Akurasi yang didapat adalah 66.7%.

Pada referensi kedua [4] metode yang digunakan adalah *K-Means* yang digunakan untuk mengetahui fitur yang paling berpengaruh terhadap prediksi *title box office* film, kemudian dilanjutkan dengan metode *Decision Tree* untuk menentukan model prediksi. Akurasi yang didapat adalah 71.4%.

Pada referensi ketiga [5] menggunakan metode *Rough Set* sebagai seleksi fitur dan *Support Vector Machine* untuk membentuk model prediksi. Pertama dilakukan *cross validation* untuk meningkatkan performa dan akurasi metode. Kemudian dilanjutkan dengan pemrosesan data dan mengubah data menjadi data diskrit. Selanjutnya menggunakan metode *Rough Set* untuk mengurangi fitur yang tidak penting dan selanjutnya menggunakan metode *Support Vector Machine* untuk menentukan model prediksi. Percobaan dilakukan pada minggu 2 sampa minggu 4 dengan akurasi yang didapat secara berurutan adalah 90.7%, 84.3%, dan 86.7%.

Pada referensi keempat [6] membandingkan seluruh metode seleksi fitur berbasis filter, yaitu *Chi Squared, Information Gain, Gain Ratio, Symmetrical Uncertainty*, dan *Relief Attribute Evaluation*. Percobaaan dilakukan sebanyak lima kali dengan lima dataset yang berbeda. Rata-rata dari lima dataset *Kappa Statistic, Mean Absolute Error*, dan *Root Mean Square Error* dari lima metode seleksi fitur berbasis filter dan pengolahan data tanpa fitur seleksi secara berurutan adalah *Chi Squared* sebesar 0.52232, 0.2844, dan 0.36332, *Gain Ratio* sebesar 0.52232, 0.2845, dan 0.36342, *Information Gain* sebesar 0.52166, 0,2844, dan 0.3633, *Relief Attribute Evaluation* sebesar 0.3936, 0.3023, dan 0.3841, *Symmetrical Uncertainty* sebesar 0.522, 0.28438, dan 0.36326, dan tanpa seleksi fitur sebesar 0.35224, 0.30364, dan 0.3872.

2.3 Tinjauan Objek

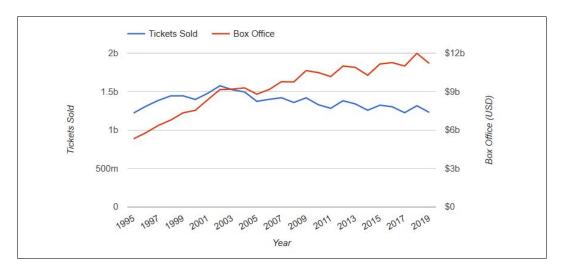
Pada bagian ini akan diulas mengenai objek-objek yang terkait dengan prediksi *title box office* film.

2.3.1 Film

Film adalah media komunikasi yang bersifat audio visual untuk menceritakan sebuah kisah atau menyampaikan suatu pesan kepada sekelompok orang yang menontonnya. Film merupakan salah satu industri bisnis yang memiliki keuntungan terbesar yang bisa mencapai 12 miliar Dollar Amerika Serikat [1]. Namun hanya sedikit rumah produksi film yang bisa menghasilkan keuntungan bersih melebihi anggaran pembuatan. Film memiliki beberapa jenis seperti film serial, film animasi, film pendek, dan lain lain.

2.3.2 Box Office

Box office merupakan gelar bagi film - film yang berhasil mendapatkan pendapatan bersih yang melebihi anggaran pembuatan film hanya dari penjualan tiket. Terdapat beberapa jenis box office, yaitu daily, weekly, monthly, yearly, dan all-time. Box office bisa juga disebut sebagai podium untuk film yang memperoleh keuntungan terbesar dalam jangka waktu yang ditentukan. Dalam menerima sebuah gelar box office, sebuah film harus dirilis secara internasional.



Gambar 2.3 Box Office Statistics

Untuk menentukan sebuah film mendapatkan *title box office*, dapat menggunakan persamaan dari *hollywood accounting* [13]:

$$Budget - (Budget * 55\%) > 0$$
 (2.22)

2.3.3 Hollywood Accounting

Hollywood accounting atau creative accounting merupakan teknik akuntansi yang digunakan pada industri film dan televisi untuk menghitung pendapatan bersih dari setiap project [2]. Teknik ini dinamakan hollywood accounting dikarenakan sebagian besar studio perfilman ternama terletak pada Hollywood, Amerika Serikat. Teknik ini dibuat dikarenakan pencatatan terkait keuntungan pada industri perfilman biasanya hanya pendapatan kotor.

Dengan menghitung pengeluaran tidak terduga berdasarkan pendapatan kotor, maka didapatkan perkiraan pendapatan bersih dari suatu project film. Terdapat tiga biaya tidak terduga. yaitu:

1. Production overhead, merupakan biaya tak terduga dari segi produksi, yang

melibatkan seperti biaya pemeran figuran dan pembuatan film. Mengambil 15% dari pendapatan kotor.

- 2. *Distribution overhead*, merupakan biaya tak terduga untuk distributor film seperti pihak bioskop. Mengambil 30% dari pendapatan kotor.
- 3. *Marketing overhead*, merupakan biaya tak terduga yang dikeluarkan untuk semua periklanan yang telah dikeluarkan. Mengambil 10% dari pendapatan kotor.

Dengan kata lain, pendapatan bersih dari sebuah film yaitu pendapatan kotor dikali dengan total ketiga presentasi biaya tidak terduga [2].

2.3.4 International Movie Database (IMDb)

IMDb merupakan salah satu situs terbesar yang menyediakan data terkait film, program televisi, *video game* beserta konten yang dimiliki (biografi aktor, *rating*, dan ulasan film) secara online.

Sebagian besar data yang tersedia di situs IMDb ditulis oleh pengguna yang telah terdaftar di situs IMDb. Pengguna juga dapat memberikan ulasan dan *rating* terhadap film yang tersedia di situs IMDb.

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini memaparkan analisis masalah yang diatasi berserta pendekatan dan alur kerja dari penelitian yang dikembangkan, mengimplementasikan metode yang digunakan dan membandingkan hasil yang ditampilkan.

3.1 Analisis Masalah

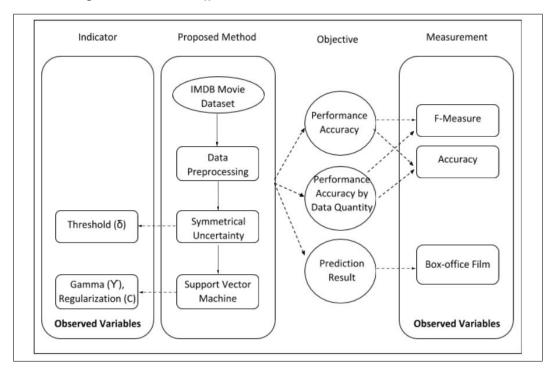
Prediksi title box office film merupakan penelitian yang dapat membantu rumah produksi film untuk menentukan jalan cerita, aktor, dll. sebelum film mulai diproduksi agar film tersebut dapat meraih title box office. Dalam penelitian ini, data masukan yang digunakan adalah data film IMDb. Sebelum mendapatkan model prediksi, dilakukan pemrosesan data dengan mengambil data film yang memiliki tahun rilis sekitar 2006 sampai 2016 dan membuang data yang memiliki nilai kosong karena dalam memprediksi title box office film, dibutuhkan data yang lengkap dan data tersebut tidak dapat digantikan atau dinormalisasi karena akan berpengaruh pada hasilnya. Data yang memiliki judul dan tahun rilis yang sama pun akan dihapus karena merupakan data duplikasi. Kemudian data fitur pada sebuah film yang memiliki nilai yang kosong akan diisi dengan mean atau median. Selanjutnya fitur yang memiliki data berupa teks akan diubah menjadi angka dengan nilainya berdasarkan tingkat kesuksesan fitur tersebut meraih title box office. Fitur yang memiliki data teks yang tidak bisa diubah menjadi nilai kesuksesannya seperti judul film, tahun rilis, dan link situs film akan dibuang.

Tahap berikutnya yaitu melakukan fitur seleksi metode *Symmetrical Uncertainty*. Dilakukan perhitungan *Symmetrical Uncertainty* setiap fitur terhadap label kelas, kemudian mengambil fitur yang memiliki nilai *Symmetrical Uncertainty* diatas *threshold* yang telah ditentukan. Selanjutnya, dilakukan metode *Support Vector*

Machine pada tahap pengujian untuk membuat model prediksi. Model prediksi dibuat dengan membandingkan setiap fitur dengan data. Kemudian memakai perhitungan kernel Radial Basis Function dengan gamma dan regularisasi (C) yang ditentukan untuk mendapatkan nilai alpha dan bias. Nilai alpha dan bias dipakai untuk membantu mendapatkan hasil prediksi dan model prediksi dipakai untuk perbandingan model prediksi pada tahap pengujian, Keluaran pada sistem ini adalah hasil prediksi title box office film. Hasil prediksi akan dihitung akurasinya menggunakan F-Measure.

3.2 Kerangka Pemikiran

Berikut ini adalah kerangka pemikiran dari metode yang diusulkan untuk melakukan prediksi *title box office* film.



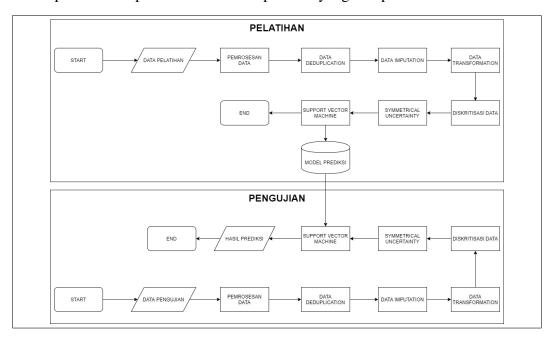
Gambar 3.1 Kerangka Pemikiran

Pada gambar 3.1, terdapat beberapa indikator yang mempengaruhi hasil prediksi seperti *threshold* pada *Symmetrical Uncertainty*, *gamma* dan regularisasi pada *Support Vector Machine*. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi *title box*

office sebuah film dengan membandingkan model prediksi yang telah dibuat dan melihat akurasi prediksi menggunakan *F-Measure*.

3.3 Analisis Urutan Proses Global

Dalam sistem untuk prediksi *title box offce* film terbagi atas dua proses yaitu proses pelatihan dan pengujian. Proses pelatihan dilakukan untuk mendapatkan model prediksi *Support Vector Machine* yang optimal. Proses pengujian dilakukan untuk mendapatkan hasil prediksi dari model prediksi yang didapat dan akurasi.



Gambar 3.2 Flowchart Pelatihan dan Pengujian pada Pembuatan Sistem Prediksi Title Box Office Film

Berikut ini adalah uraian dari *flowchart* pada gambar 3.2 yang dilakukan dalam penelitian ini:

- 1. Masukan berupa data pelatihan film yang sudah dipilih melalui 10-Fold Cross Validation.
- 2. Proses data dengan mengambil data film dengan tahun rilis antara 2006 sampai 2016 dan membuat data yang kosong dan mengubah data yang berupa teks menjadi angka dengan nilai yang didapat berdasarkan tingkat

kesuksesan film meraih title box office.

- 3. Membuang fitur yang memiliki data berupa teks namun tidak memiliki nilai kesuksesan *box office*.
- 4. Membuang data yang duplikasi.
- 5. Mengisi nilai fitur pada data dengan *mean* atau *median* dari masing-masing fitur.
- 6. Mengubah nilai kesuksesan film meraih *title box office* yang bersifat kategorikal menjadi diskrit.
- 7. Seleksi fitur dilanjutkan dengan metode *Symmetrical Uncertainty* dengan threshold (δ) yang ditentukan dengan nilai berkisar 0 sampai 1.
- 8. Support Vector Machine digunakan untuk klasifikasi setiap fitur pada data film. Kernel yang dipakai adalah RBF kernel dengan parameter gamma (γ) dan regularisasi (C). Support Vector Machine akan menghasilkan model prediksi dan alpha bias yang dipakai untuk data uji.
- 9. Dilanjutkan dengan masukan data uji film yang sudah dipilih melalui *10-Fold Cross Validation*.
- 10. Proses data dengan mengubah text menjadi nilai kesuksesannya dan mengubah data yang berupa teks menjadi angka dengan nilai yang didapat berdasarkan tingkat kesuksesan film meraih title box office.
- 11. Membuang fitur yang memiliki data berupa teks namun tidak memiliki nilai kesuksesan *box office*.
- 12. Membuang data yang duplikasi.
- 13. Mengisi nilai fitur pada data dengan *mean* atau *median* dari masing-masing fitur.

- 14. Seleksi fitur dengan mengambil fitur yang dipakai pada pelatihan.
- 15. Support Vector Machine digunakan untuk klasifikasi setiap fitur pada data film dengan memakai alpha bias yang telah didapatkan pada data pelatihan. Kernel yang dipakai adalah RBF kernel dengan gamma dan regularisasi yang disamakan pada pelatihan.
- 16. Didapatkan hasil prediksi *box office* dengan mencocokkan model prediksi yang dibuat pada proses data pelatihan.

3.4 Analisis Kasus

Pada bagian ini dilakukan proses analisis tahapan dengan melakukan perhitungan manual.

3.4.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data film IMDb dari tahun 1916 sampai 2017 berjumlah 5044 data yang berasal dari situs www.kaggle.com. IMDb merupakan database online yang menyediakan data terkait dengan film, serial TV, video game, dan streaming content seperti aktor, sutradara, produser, review, dan rating. Berikut adalah contoh fitur dan dataset film:

Tabel 3.1 Kode Fitur

Fitur	Kode
	Fitur
color	V1
director_name	V2
num_critic_for_review	V3
duration	V4
director_facebook_likes	V5

Tabel 3.1 Kode Fitur (Lanjutan)

Fitur	Kode
actor_1_facebook_likes	V6
actor_2_facebook_likes	V7
actor_3_facebook_likes	V8
actor_1_name	V9
actor_2_name	V10
actor_3_name	V11
genres	V12
movie_title	V13
num_voted_users	V14
cast_total_facebook_likes	V15
facenumber_in_poster	V16
plot_keywords	V17
movie_imdb_link	V18
num_user_for_reviews	V19
language	V20
country	V21
content_rating	V22
budget	V23
title_year	V24
imdb_score	V25
aspect_ratio	V26
movie_facebook_likes	V27
total_spend	V28
box_office	V29

Tabel 3.2 Dataset

Kode	Contoh Data 1	Contoh Data 2	Contoh Data 3
Fitur			
VI	Color	Color	Color
V2	James Cameron	Christopher Nolan	Josh Whedon
V3	723	813	703
V4	178	164	173
V5	0	22000	0
V6	1000	27000	26000
V7	936	23000	2100
V8	855	23000	19000
V9	CCH Pounder	Tom Hardy	Chris Hemsworth
V10	Joel David Moore	Christian Bale	Robert Downey Jr.
V11	Wes Studi	Joseph Gordon-Levitt	Scarlett Johansson
V12	Action Adventure Fantasy Sci-	Action Thriller	Action Adventure Sci-Fi
	Fi		
V13	Avatar	The Dark Knight Rises	The Avengers
V14	886204	114433	9954157
V15	4834	106759	87697
V16	0	0	3
V17	avatar future marine	deception imprisonment	alien invasion assassin
	native paraplegic	lawlessness police officer	battle iron man
		terrorist plot	soldier
V18	http://www.imdb.com/title/	http://www.imdb.com/title/	http://www.imdb.com/title/
	tt0499549/?ref_=fn_tt_tt_1	tt1345836/ref_=fn_tt_tt_1	tt0848228/ref_=fn_tt_tt_1
V19	3054	2701	1722
V20	English	English	English
V21	USA	USA	USA
V22	PG-13	PG-13	PG-13

Tabel 3.2 Dataset (Lanjutan)

Kode	Contoh Data 1	Contoh Data 2	Contoh Data 3
Fitur			
V23	237000000	250000000	220000000
V24	2009	2012	2012
V25	7.9	8.5	8.1
V26	1.78	2.35	1.85
V27	33000	164000	123000
V28	367350000	465000000	379750000
V29	1	0	0

Data pelatihan dan data uji akan dipisahkan menggunakan metode 10-Fold Cross Validation.

3.4.1.1 Analisis Fitur *Dataset*

Berdasarkan *dataset* yang dipakai pada penelitian ini, terdapat beberapa fitur yang mempengaruhi sebuah film akan meraih *title box office* film dan analisis pengaruh fitur terhadap prediksi *title box office* film.

- 1. *Color*, merupakan jenis pewarnaan yang dipakai pada film. Terdapat dua jenis, yaitu berwarna dan hitam putih. Seiring dengan perkembangan zaman, pewarnaan film hitam putih mulai menghilang sehingga fitur *color* hampir tidak mempengaruhi sebuah film meraih *title box office*.
- 2. Director Name, merupakan salah satu fitur yang berpengaruh besar terhadap box office film dikarenakan sutradara bertugas mengatur arah jalan suatu film. Sutradara yang terkenal dan memiliki bayaran yang tinggi tentunya memiliki banyak prestasi yang membuat penonton tidak ragu untuk menonton film yang disutradarai sutradara terkenal.

- 3. *Number of Critic for Review*, merupakan jumlah kritik yang diterima terhadap sebuah film. Kritik merupakan ulasan yang ditulis oleh masyarakat maupun kritikus yang menentukan bahwa film yang diulas tersebut layak ditonton atau tidak. Kritik terhadap suatu film dapat memberikan informasi bagi masyarakat yang belum menonton suatu film.
- 4. *Duration*, merupakan panjang waktu film. Fitur ini hanya memiliki sedikit pengaruh terhadap prediksi *title box office* film dikarenakan hanya sedikit penonton yang mempermasalahkan durasi film baik terlalu pendek maupun terlalu panjang. Dengan durasi yang pendek, belum tentu film akan memiliki kualitas yang buruk, begitupun dengan film yang berdurasi panjang.
- 5. *Director Facebook Likes*, merupakan jumlah pengguna di Facebook yang menyukai halaman penggemar sutradara. Media sosial sangat membantu untuk meningkatkan jumlah penonton yang tertarik pada suatu film dengan hanya melihat, menyukai, ataupun membagikan hal yang berkaitan terhadap suatu film dari halaman penggemar sutradara.
- 6. Actor Name, merupakan pemeran pada film. Sama seperti sutradara, aktor yang terkenal dan memiliki bayaran yang tinggi lebih diminati masyarakat. Aktor dapat dikenal oleh masyarakat dikarenakan aktor tersebut dapat memerankan setiap karakter pada film yang ia perankan sebelumnya dengan sangat baik sehingga penonton pastinya menunggu aktor tersebut untuk bermain film yang lain. Dalam dataset IMDb yang dipakai, terdapat 3 fitur actor name yang dipakai untuk memprediksi title box office film.
- 7. Actor Facebook Likes, merupakan jumlah pengguna di Facebook yang

menyukai halaman penggemar aktor. Seperti halnya fitur *director facebook likes*, fitur ini dapat meningkatkan jumlah penonton dengan hanya melihat, menyukai, ataupun membagikan hal yang berkaitan terhadap suatu film dari halaman penggemar aktor. Dalam *dataset* IMDb yang dipakai, terdapat 3 fitur *actor facebook likes* yang dipakai untuk memprediksi *title box office* film.

- 8. *Genre*, merupakan bentuk klasifikasi pada sebuah film yang memiliki karakteristik yang sama, misalkan aksi, petualangan, dan lain lain. Film dapat memiliki aliran lebih dari satu dan kombinasi aliran yang dipakai memiliki pengaruh dalam meraih *title box office*. Aliran juga menentukan arah atau tujuan dibuat film. Sampai tahun 2019, aliran film memberikan rata-rata pendapatan tertinggi bila dibandingkan dengan fitur lain [1] sehingga aliran film merupakan salah satu fitur yang harus perlu diperhatikan dalam produksi film.
- 9. *Movie Title*, merupakan salah satu fitur yang tidak bisa dibilang memberikan pengaruh awal terhadap menarik penonton untuk menonton sebuah film, namun memberikan pengaruh yang besar jika memiliki judul yang sama dengan film terdahulu (sekual maupun remake) yang memiliki ketertarikan masyarakat yang besar. Masyarakat tertarik dengan suatu film sekuel maupun remake dengan mengharapkan film tersebut sama maupun lebih baik dari film terdahulu.
- 10. Number of Voted Users, merupakan jumlah vote pengguna terhadap suatu film. Jumlah vote yang tinggi terhadap suatu film menandakan bahwa pengguna merekomendasikan film tersebut, yang berarti fitur ini berperpengaruh terhadap prediksi title box office.
- 11. *Cast Total Facebook Likes*, merupakan jumlah pengguna di Facebook yang menyukai halaman penggemar semua pemeran kecuali aktor dan sutradara.

Sama seperti aktor dan sutradara, fitur ini dapat meningkatkan jumlah penonton dengan hanya melihat, menyukai, ataupun membagikan hal yang terdapat pada halaman penggemar *cast*.

- 12. *Facenumber in Poster*, merupakan jumlah aktor yang berada pada poster film. Poster film adalah fitur pertama yang dilihat masyarakat dalam meninjau film yang sebelum dirilis. Maka dari itu, poster film diharuskan mencakup semua informasi yang dibutuhkan masyarakat dalam menarik masyarakat untuk menonton film. Wajah aktor pada poster membantu memberikan informasi terkait aktor yang berperan pada film.
- 13. *Plot Keywords*, merupakan alur cerita pada sebuah film. Alur cerita dibuat berdasarkan keinginan sutradara dan aktor yang berperan, sehingga fitur ini dapat meningkatkan prediksi *title box office* film. Sebelum film tayang, alur cerita diceritakan pada bagian sinopsis dengan memberikan gambaran secara kasar bagaimana alur cerita akan berjalan.
- 14. *Movie IMDb Link*, merupakan situs film pada IMDb. Fitur ini tidak berpengaruh terhadap prediksi *title box office* film dikarenakan hanya membantu memberikan informasi terkait film lewat situs atau internet.
- 15. Number of User for Reviews, merupakan jumlah pengguna yang mengulas sebuah film. Dengan banyaknya masyarakat yang ulasan terhadap sebuah film, dapat memberikan informasi bagi masyarakat yang belum menonton film tersebut.
- 16. *Language*, merupakan bahasa utama yang dipakai dalam sebuah film. Fitur bahasa tidak mempengaruhi sebuah film meraih *title box office* karena sudah

mendapat bantuan *subtitle* atau *dubbing* bila terdapat penonton yang kesulitan dalam menonton film dengan bahasa asing.

- 17. *Country*, merupakan negara asal film diproduksi. Fitur ini cukup mempengaruhi dalam memprediksi *title box office* karena tidak semua negara dapat memproduksi film dengan kualitas yang bagus dan kesulitan sebuah negara ketika bersaing dalam skala internasional. Film dengan *box office* terbanyak dihasilkan oleh negara Amerika Serikat, namun tidak menutup kemungkinan negara lain dapat menghasilkan film *box office* seperti "The Raid" asal Indonesia yang berhasil meraih *title box office*.
- 18. *Content Rating*, merupakan sebuah kategori usia penonton yang dianjurkan oleh rumah produksi film dikarenakan terdapat konten film yang tidak layak dilihat untuk penonton yang usianya tidak memenuhi *content rating* yang diberikan. Fitur ini mempengaruhi sistem dalam memprediski *title box office* dikarenakan jumlah penonton yang berkurang dikarenakan usia yang belum mencukupi maupun terdapat konten yang membuat masyarakat mengalami rasa takut berlebih dan sebagainya. Kategori *content rating* adalah PG-13, R, PG, G, Not Rated, dan NC-17. PG-13 merupakan kategori *content rating* yang memiliki peluang *box office* tertinggi [1].
- 19. *Budget*, merupakan anggaran pembuatan sebuah film. Anggaran pembuatan film merupakan salah satu fitur terpenting dalam prediksi *box office*. Anggaran pembuatan film akan dibandingkan dengan pendapatan kotor untuk menentukan *box office* sebuah film.
- 20. *Title Year*, merupakan tahun rilis sebuah film. Tahun tidak menentukan film akan memperoleh *title box office* dikarenakan tahun rilis sebuah film tidak

menarik masyarakat untuk menonton sebuah film.

- 21. *IMDb Score*, merupakan penilaian sebuah film yang diberikan oleh salah satu situs film terbesar di dunia, *International Movie Database* (IMDb). Fitur ini tidak memberikan pengaruh yang cukup besar pada prediksi *title box office* pada minggu pertama rilis namun memberikan pengaruh yang besar untuk keseluruhan waktu rilis pada bioskop dikarenakan IMDb tidak memberikan penilaian film pada awal rilis, yang berarti masyarakat tertarik untuk menonton dikarenakan fitur lain yang memberikan informasi yang menarik perhatian penonton, seperti aktor yang sudah meraih penghargaan *oscar*, yaitu penghargaan aktor terbaik.
- 22. *Aspect Ratio*, merupakan rasio aspek piksel yang dipakai pada sebuah film. Fitur ini tidak berpengaruh terhadap prediksi *title box office* dikarenakan rumah produksi tidak pernah memberikan rasio aspek pada film mereka secara langsung kepada masyarakat.
- 23. *Movie Facebook Likes*, merupakan jumlah pengguna di Facebook yang menyukai halaman penggemar film. Memiliki pengaruh terhadap prediksi *title box office* dikarenakan jumlah suka pada halaman penggemar film menandakan bahwa masyarakat sangat antusias dengan film tersebut dan dengan menyukai halaman penggemar film melalui media sosial seperti Facebook akan menarik perhatian masyarakat yang lain untuk menonton dari mendapatkan pemberitahuan tentang sebuah film dari masyarakat yang menyukai halaman penggemar film.
- 24. *Total Spend*, merupakan jumlah pengeluaran yang dikeluarkan oleh rumah produksi untuk memproduksi sebuah film. Jumlah pengeluaran sudah

mencakup seluruh perhitungan dengan biaya tidak terduga. Fitur ini cukup penting untuk membandingkan dengan fitur *gross* agar mengetahui keuntungan yang didapat dari produksi sebuah film.

3.4.2 Data Preprocessing

Data preprocessing atau pemrosesan data adalah metode untuk memproses data mentah agar nilai setiap fitur memiliki format yang sama. Data film yang dipakai adalah film yang tahun rilisnya 2006 sampai 2016. Setelah memilih film yang tahun rilisnya antara 2006 sampai 2016, jumlah data berkurang dari 5044 menjadi 2425. Kemudian membuang data film yang berdurasi dibawah 50 menit karena merupakan kategori film pendek yang tidak bisa mendapatkan *title box office*. Data film berkurang dari 2425 menjadi 2408.

3.4.2.1 Data Deduplication

Data deduplication atau deduplikasi data adalah teknik untuk mengeliminasi data film yang berulang atau sama agar mengurangi data yang akan diproses sehingga mempercepat performa. Deduplikasi data juga dipakai untuk mencegah data film yang sama dipakai lebih dari satu kali agar model prediksi yang dihasilkan seimbang. Pada penelitian ini, akan dilakukan eliminasi film ketika judul film dan tahun rilis sama. Setelah dilakukan deduplikasi data, jumlah dataset berkurang dari 2408 menjadi 2270.

3.4.2.2 Data Imputation

Data imputation adalah teknik untuk mengubah nilai yang kosong menjadi memiliki nilai. Data imputation karena setiap data sangat penting untuk membuat model prediksi, jika data kosong dibuang maka akan mengurangi keragaman data

untuk membuat model prediksi dan akan mengurangi akurasi yang didapat. Dalam penelitian ini, setiap fitur akan diperiksa data *outlier*, bila sebuah fitur memiliki data *outlier* yang banyak, data kosong pada sebuah fitur akan diisi menggunakan *median* dari data fitur, sebaliknya akan memakai *mean* bila data *outlier* hanya sedikit.

Tabel 3.3 Data Imputation

Kode	Data Imputation
Fitur	
V1	Median
V2	Mean
V3	Median
V4	Median
V5	Median
V6	Median
V7	Median
V8	Median
V9	Mean
V10	Mean
V11	Mean
V12	Mean
V14	Median
V15	Median
V16	Mean
V17	Median
V18	Median
V19	Median
V20	Median
V21	Mean

Tabel 3.3 *Data Imputation* (Lanjutan)

Kode	Data Imputation
Fitur	
V22	Mean
V23	Median
V25	Median
V26	Median
V27	Median
V28	Median

3.4.2.3 Data Transformation

Data transformation merupakan teknik untuk normalisasi data. Pada penelitian ini, data transformation dipakai mengubah data yang berupa teks menjadi angka dengan nilai berdasarkan tingkat kesuksesan film meraih title box office. Fitur yang datanya berupa teks dan tidak bisa diubah ke dalam nilai tingkat kesuksesannya, seperti judul film, link situs film, dan tahun rilis, akan dibuang.

3.4.2.4 Diskritisasi Data

Diskritisasi data merupakan teknik untuk mengubah nilai data yang bersifat kontinu ke data yang bersifat diskrit. Data yang bersifat kontinu memiliki nilai pecahan sedangkan data diskrit memiliki nilai yang bulat. Data kontinu didapatkan dari hasil mengukur sedangkan diskrit didapatkan dari hasil menghitung. *Symmetrical Uncertainty* membutuhkan data yang bersifat diskrit dalam pemrosesannya. Dilakukan perhitungan dengan persamaan 2 . 14 untuk mengubah data kontinu menjadi diskrit. Contoh perhitungan diambil 5 data film secara acak (A1, A2, A3, A4, dan A5) dengan nilai 5 fitur V1, V2, V3, V4, dan V5.

Fitur Film	V1	V2	V3	V4	V5
A1	0.344144	1	0.723	2.966667	0
A2	0.344144	0.25	0.302	2.816667	0.563
A3	0.344144	0.4	0.602	2.4666667	0
A4	0.344144	0.6	0.813	2.7333333	22
A5	0.344144	0	0.462	2.2	0.475

Tabel 3.4 Contoh Data untuk Mencari Interval

Dilanjutkan dengan perhitungan menggunakan persamaan 2. 14 dan 2. 15 untuk menentukan total kategori yang didapat dan interval nilai masing-masing kategori.

$$I(V1) = \frac{max(V1) - min(V1)}{k} = \frac{0.344144 - 0.344144}{3} = 0$$

$$I(V2) = \frac{max(V2) - min(V2)}{k} = \frac{1 - 0}{3} = 0.333333$$

$$I(V3) = \frac{max(V3) - min(V3)}{k} = \frac{0.813 - 0.302}{3} = 0.170333$$

$$I(V4) = \frac{max(V4) - min(V4)}{k} = \frac{2.966667 - 2.2}{3} = 0.766667$$

$$I(V5) = \frac{max(V5) - min(V5)}{k} = \frac{22 - 0}{3} = 7.333333$$

Setelah didapatkan total kategori dan interval masing-masing kategori, nilai data akan diubah berdasarkan interval nya. Berikut adalah hasil dari persamaan 2 . 15:

Tabel 3.5 Hasil Interval

Fitur Film	V1	V2	V3	V4	V5
A1	1	3	3	3	1
A2	1	1	1	3	1
A3	1	2	2	2	1
A4	1	2	3	3	3
A5	1	1	1	1	1

3.4.3 Symmetrical Uncertainty

Dalam penelitian ini, dataset yang dipakai memiliki jumlah fitur sebanyak 28 buah. Setelah dilakukan analisis fitur, dapat disimpulkan bahwa tidak semua fitur mempengaruhi hasil prediksi *title box office* film. Maka, dibutuhkan seleksi fitur untuk membuang fitur yang tidak berpengaruh terhadap hasil prediksi *sistem box office* film.

Seleksi fitur pada penelitian ini memakai metode Symmetrical Uncertainty. Symmetrical Uncertainty merupakan turunan dari metode seleksi fitur Information Gain dengan kelebihannya mengurangi nilai bias yang dihasilkan oleh Information Gain. Nilai yang dihasilkan dari perhitungan Symmetrical Uncertainty terhadap sebuah fitur memberikan informasi bahwa fitur tersebut memberikan pengaruh sebanyak nilai yang dihasilkan terhadap label kelas. Nilai Symmetrical Uncertainty yang dihasilkan antara 0 sampai 1, semakin besar nilai yang dihasilkan, maka fitur tersebut memberikan pengaruh yang semakin besar terhadap label kelas box office. Kemudian nilai Symmetrical Uncertainty setiap fitur akan dibandingkan dengan threshold yang diberikan. Fitur yang terpilih yaitu fitur yang memiliki nilai Symmetrical Uncertainty terhadap label kelas box office yang lebih tinggi dari threshold.

Berikut adalah *pseudocode* yang digunakan untuk menghitung nilai *Symmetrical Uncertainty* sebuah fitur terhadap label kelas:

```
Pseudocode Symmetrical Uncertainty

Input :
    x : data feature
    y : data test
    t : threshold

Output :
    su : symmetrical uncertainty of x

begin
    ig = 2 * (entropy(x) - conditional_entropy(y, x))
    su = ig / (entropy(x) + entropy(y))

    return su
end

Output su.
```

Gambar 3.3 Pseudocode Symmetrical Uncertainty

Dalam mencari *Symmetrical Uncertainty*, dibutuhkan nilai entropi dan *Conditional Entrophy* yang nilai variabel pertama bergantung dari nilai variabel kedua. entropi merupakan keragaram pada himpunan data suatu fitur. Semakin tinggi nilai entropi, keragaman himpunan data suatu fitur semakin tinggi.

Berikut adalah contoh hasil perhitungan Entropi setiap fitur terhadap label kelas dengan persamaan (2 . 16):

$$Entrophy(C) = -(\frac{2}{5}\log_2(\frac{2}{5})) + (\frac{3}{5}\log_2(\frac{3}{5})) = 0.97094$$

$$Entrophy(V1) = -(\frac{5}{5}log_2(\frac{5}{5})) = 0$$

$$\mathit{Entrophy}(V2) \, = \, - \, (\frac{2}{5} \log_2(\frac{2}{5})) \, + \, (\frac{2}{5} \log_2(\frac{2}{5})) \, + \, (\frac{1}{5} \log_2(\frac{1}{5})) \, = \, 1.521928$$

$$\mathit{Entrophy}(V3) \, = \, -(\frac{2}{5}\log_2(\frac{2}{5})) + (\frac{1}{5}\log_2(\frac{1}{5})) + (\frac{2}{5}\log_2(\frac{2}{5})) \, = \, 1.521928$$

$$Entrophy(V4) = -\left(\frac{1}{5}\log_2(\frac{1}{5})\right) + \left(\frac{1}{5}\log_2(\frac{1}{5})\right) + \left(\frac{3}{5}\log_2(\frac{3}{5})\right) = 1.370951$$

$$\mathit{Entrophy}(\text{V5}) \, = \, -\, (\frac{4}{5}\log_2(\frac{4}{5})) \, + \, (\frac{0}{5}\log_2(\frac{0}{5})) \, + \, (\frac{1}{5}\log_2(\frac{1}{5})) \, = \, 0.721928$$

Melalui perhitungan Entropi diatas, diketahui bahwa fitur *class, director_name, num_critic_for_review, duration*, dan *director_facebook_likes* memiliki keragaman data yang tinggi, sedangkan fitur *color* tidak memiliki keragaman data sama sekali atau dengan kata lain data pada fitur tersebut semua sama. Selanjutnya menghitung Entropi fitur terhadap label kelas dengan menggunakan persamaan (2 . 17).

$$Entropy(C, V1) = \left(-\frac{5}{5} \times \left(\frac{2}{5}\log_2(\frac{2}{5}) + \frac{3}{5}\log_2(\frac{3}{5})\right)\right) = 0.97094$$

$$\begin{array}{lll} \textit{Entropy}(C,V2) & = & (-\frac{2}{5} \times (\frac{0}{2} \log_2(\frac{0}{2}) + (\frac{2}{2} \log_2(\frac{2}{2}))) + (-\frac{2}{5} \times (\frac{1}{2} \log_2(\frac{1}{2}) + (\frac{1}{2} \log_2(\frac{1}{2}))) + (-\frac{1}{5} \times (\frac{1}{1} \log_2(\frac{1}{1}) + (\frac{0}{1} \log_2(\frac{0}{1}))) = 0 + 0.4 + 0 = 0.4 \end{array}$$

$$\begin{array}{lll} \textit{Entropy}(C,V3) & = & (-\frac{2}{5} \times (\frac{0}{2} \log_2(\frac{0}{2}) + (\frac{2}{2} \log_2(\frac{2}{2}))) + (-\frac{1}{5} \times (\frac{0}{1} \log_2(\frac{0}{1}) + (\frac{1}{1} \log_2(\frac{1}{1}))) + (-\frac{2}{5} \times (\frac{2}{2} \log_2(\frac{2}{2}) + (\frac{0}{2} \log_2(\frac{0}{2}))) = 0 + 0 + 0 = 0 \end{array}$$

$$Entropy(C, V4) = \left(-\frac{1}{5} \times \left(\frac{0}{1}\log_2(\frac{0}{1}) + \left(\frac{1}{1}\log_2(\frac{1}{1})\right)\right) + \left(-\frac{1}{5} \times \left(\frac{0}{1}\log_2(\frac{0}{1}) + \left(\frac{1}{1}\log_2(\frac{1}{1})\right)\right)\right) + \left(-\frac{3}{5} \times \left(\frac{2}{3}\log_2(\frac{2}{3}) + \left(\frac{1}{3}\log_2(\frac{1}{3})\right)\right) = 0 + 0 + 0.550978 = 0.550978$$

$$Entropy(C, V5) = \left(-\frac{4}{5} \times \left(\frac{1}{4}\log_2(\frac{1}{4}) + \left(\frac{3}{4}\log_2(\frac{3}{4})\right)\right) + \left(-\frac{0}{5} \times \left(\frac{0}{9}\log_2(\frac{0}{0}) + \left(\frac{0}{9}\log_2(\frac{0}{0})\right)\right) + \left(-\frac{1}{5} \times \left(\frac{1}{1}\log_2(\frac{1}{1}) + \left(\frac{0}{1}\log_2(\frac{0}{1})\right)\right) = 0.649022 + 0 + 0 = 0.649022$$

Dengan menggunakan persamaan (2 . 18), didapatkan *Symmetrical Uncertainty* setiap fitur terhadap label kelas.

$$SU(C,V1) = 2 \times \left(\frac{0.97094 - 0.97094}{0.97094 + 0}\right) = 0$$

$$SU(C,V2) = 2 \times \left(\frac{0.97094 - 0.4}{0.97094 + 1.521928}\right) = 0.458058$$

$$SU(C,V3) = 2 \times \left(\frac{0.97094 - 0}{0.97094 + 1.521928}\right) = 0.778974$$

$$SU(C,V4) = 2 \times \left(\frac{0.97094 - 0.550978}{0.97094 + 1.370951}\right) = 0.358652$$

$$SU(C,V5) = 2 \times \left(\frac{0.97094 - 0.649022}{0.97094 + 0.721928}\right) = 0.380346$$

Berikut adalah hasil perhitungan Symmetrical Uncertainty seluruh fitur:

Tabel 3.6 Hasil Symmetrical Uncertainty

Kode	Hasil Symmetrical Uncertainty	
Fitur		
V1	0	
V2	0.458058	
V3	0.778974	

Tabel 3.6 Hasil *Symmetrical Uncertainty* (Lanjutan)

Kode	Hasil Symmetrical Uncertainty
Fitur	
V4	0.358652
V5	0.380346
V6	0.020559
V7	0.380346
V8	0.380346
V9	0.358652
V10	0.358652
V11	0.458058
V12	0.458058
V13	0.432531
V15	1
V16	0.358652
V17	0.432531
V18	1
V20	0.47356
V21	0
V22	0.201953
V23	0
V25	0.358652
V26	1
V27	0.380323
V28	0.358652

Setelah perhitungan *Symmetrical Uncertainty* masing - masing fitur terhadap label kelas, setiap hasil *Symmetrical Uncertainty* dibandingkan misalnya dengan threshold $(\delta) = 0.4$. Fitur akan dipilih jika perhitungan *Symmetrical Uncertainty* fitur terhadap label kelas tersebut melebihi nilai threshold yang ditentukan.

Didapatkan 10 fitur yang berpengaruh terhadap label kelas *box office* dari hasil seleksi fitur, yaitu *director_name*, *num_critic_for_review*, *actor_3_name*, *gross*, *genres*, *num_voted_users*, *facenumber_in_poster*, *plot_keywords*, *num_user_for_reviews*, dan *imdb_score*.

Tabel 3.7 Hasil Seleksi Fitur dengan Symmetrical Uncertainty

Kode	Hasil Symmetrical
Fitur	Uncertainty
V2	0.458058
V3	0.778974
V11	0.458058
V12	0.458058
V13	0.432531
V15	1
V17	0.432531
V18	1
V20	0.47356
V26	1

3.4.4 Support Vector Machine

Support Vector Machine merupakan metode klasifikasi yang dipakai pada penelitian ini untuk menghasilkan model prediksi pada data pelatihan dan dipakai untuk memprediksi title box office film pada data pengujian.

Berikut adalah *pseudocode* untuk klasifikasi *Support Vector Machine* untuk pelatihan dan pengujian:

```
Pseudocode SVM Training
Input :
     x_train : data train feature
     y_train : data train label
     sigma : sigma
     c : regularization
Output :
     a : alpha
     b : bias
     y_train : data train label
     sv : support vector
begin
     qp = QuadraticProgramming(sigma, c)
     a = qp['alpha']
     b = 0
     sv = qp['sv']
     for i = 0 to length(a) do
          b = b + y_train
          b = b - sum(a * y_train * RBF(x_train[i], sv))
     end for
     b = b / length(a)
     return a, b, y_train, and sv
end
Output alpha, bias, label train, and support vector.
```

Gambar 3.4 Pseudocode Support Vector Machine Training

```
Pseudocode SVM Testing
Input:
     y_train : data train label
     x_test : data test feature
     y test : data test label
     a : alpha
     b : bias
     sv : support vector
Output :
     accuracy : predicted label
begin
     for i = 0 to length(x test) do
           s = 0
           for a, y_train, sv in zip(a, y_train, sv) do
                s += a * y_train * RBF(x_test[i], sv)
           end for
           y predict[i] = s
     end for
     accuracy = y predict + b
     return accuracy
end
Output accuracy.
```

Gambar 3.5 Pseudocode Support Vector Machine Testing

Pada bagian ini diberikan contoh perhitungan Support Vector Machine dengan 9 fitur dan 5 data dengan menggunakan pendekatan linear (tanpa Quadratic Programming, Lagrange Multiplier, dan Soft Margin). Pendekatan linear dipakai pada bagian ini dikarenakan implementasi Quadratic Programming, Lagrange Multiplier, dan Soft Margin yang sulit tanpa menggunakan library. Dikarenakan tidak dapat memakai Soft Margin, maka perhitungan pada bagian ini hanya memakai nilai gamma, tidak memakai nilai regularisasi (C). Nilai gamma yang dipakai adalah 1 pada perhitungan RBF kernel untuk menghitung dot product. Kemudian dilakukan pencarian nilai alpha dan bias yang akan digunakan pada fungsi klasifikasi untuk menghasilkan prediksi. Berikut adalah contoh perhitungan klasifikasi pada data pelatihan dengan 5 data yaitu A1, A2, A3, A4, dan A5:

Tabel 3.8 Klasifikasi Data Pelatihan

Fitur Film	V2	V3	V11	V12	V13
A1	1	0.723	1	0.760506	0.247722
A2	0.25	0.302	0.5	0.309404	0.241976
A3	0.4	0.602	0	0.200074	0.254328
A4	0.6	0.813	0.5	0.448131	0.259239
A5	0	0.462	0	0.073059	0.242714

Tabel 3.9 Klasifikasi Data Pelatihan (Lanjutan)

Fitur Film	V15	V18	Class
A1	0.886204	0.585294	1
A2	0.047122	0.057143	-1
A3	0.275868	0.234444	-1
A4	1.144337	0.722857	1
A5	0.212204	0.058333	-1

Pada tabel 3.8, kelas 1 menunjukan perolehan *title box office* film, sedangkan -1 menunjukan bahwa film tidak meraih *title box office*. Tahap selanjutnya adalah menghitung RBF kernel dengan menginisialisasikan parameter γ dengan 1. Berikut adalah contoh perhitungan dengan nilai RBF kernel dengan menggunakan data pelatihan dari 3.8:

$$\begin{split} K(A1,A1) &= \exp\left(-\gamma|A1-A1|^2\right) = \exp - \left((|1-1|)^2 + (|0.723-0.723|)^2 + (|1-1|)^2 + (|0.760506-0.760506|)^2 + (|0.247722-0.247722|)^2 + (|0.886204-0.886204|)^2 + (|0.585294-0.585294|)^2 = 1 \\ K(A1,A2) &= \exp\left(-\gamma|A1-A2|^2\right) = \exp - \left((|1-0.25|)^2 + (|0.723-0.302|)^2 + (|1-0.5|)^2 + (|0.760506-0.309404|)^2 + (|0.247722-0.241976|)^2 + (|0.886204-0.047122|)^2 + (|0.585294-0.057143|)^2 = 0.336844 \\ K(A1,A3) &= \exp\left(-\gamma|A1-A3|^2\right) = \exp - \left((|1-0.4|)^2 + (|0.723-0.602|)^2 + (|1-0|)^2 + (|0.760506-0.200074|)^2 + (|0.247722-0.254328|)^2 + (|0.886204-0.275868|)^2 + (|0.585294-0.234444|)^2 = 0.335482 \\ K(A1,A4) &= \exp\left(-\gamma|A1-A4|^2\right) = \exp - \left((|1-0.6|)^2 + (|0.723-0.813|)^2 + (|1-0.5|)^2 + (|0.760506-0.448131|)^2 + (|0.247722-0.259239|)^2 + (|0.886204-0.144337|)^2 + (|0.585294-0.722857|)^2 = 0.740312 \\ K(A1,A5) &= \exp\left(-\gamma|A1-A5|^2\right) = \exp\left(-(|1-0|)^2 + (|0.723-0.462|)^2 + (|1-0|)^2 + (|0.760506-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.886204-0.073059|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.247722-0.247714|)^2 + (|0.2$$

Lakukan perhitungan diatas dengan data lainnya sehingga menghasilkan tabel model prediksi sebagai berikut:

 $(0.212204)^2 + ((0.585294 - 0.058333))^2 = 0.19469$

Tabel 3.10 Hasil dari Klasifikasi Data Pelatihan

	A1	A2	A3	A4	A5
A1	1	0.336844	0.335482	0.740312	0.19469
A2	0.336844	1	0.795183	0.358757	0.810093
A3	0.335482	0.795183	1	0.499358	0.890949
A4	0.740312	0.358757	0.499358	1	0.335441
A5	0.19469	0.810093	0.890949	0.335441	1

Setelah mendapatkan hasil perhitungan dengan RBF kernel, selanjutnya data tersebut akan dimasukkan ke dalam persamaan *linear* untuk mencari nilai alpha (α) dan bias (b). Berikut adalah persamaan linear dari data pelatihan :

$$\begin{split} &(1)\alpha_1 + (-1)\alpha_2 + (-1)\alpha_3 + (1)\alpha_4 + (-1)\alpha_5 + (0)b = 0 \\ &A1 = (1)\alpha_1 - (0.336844)\alpha_2 - (0.335482)\alpha_3 + (0.740312)\alpha_4 - (0.19469)\alpha_5 + b = 1 \\ &A2 = (0.336844)\alpha_1 - (1)\alpha_2 - (0.795183)\alpha_3 + (0.358757)\alpha_4 - (0.810093)\alpha_5 + b = -1 \\ &A3 = (0.335482)\alpha_1 - (0.795183)\alpha_2 - (1)\alpha_3 + (0.499358)\alpha_4 - (0.890949)\alpha_5 + b = -1 \\ &A4 = (0.740312)\alpha_1 - (0.358757)\alpha_2 - (0.499358)\alpha_3 + (1)\alpha_4 - (0.335441)\alpha_5 + b = 1 \\ &A5 = (0.19469)\alpha_1 - (0.810093)\alpha_2 - (0.890949)\alpha_3 + (0.335441)\alpha_4 - (1)\alpha_5 + b = -1 \end{split}$$

Dari persamaan linear diatas, didapatkan hasil seperti berikut:

Tabel 3.11 Hasil dari Persamaan Linear

α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	b
0.582162	0.828194	2.282193	1.57626	-0.95196	0.110183

Setelah mendapatkan nilai *alpha* dan bias, maka dapat dilakukan klasifikasi pada data uji untuk memprediksi kelas yang tepat dengan data film B1. Sama seperti data pelatihan, data uji memakai RBF kernel dengan nilai parameter γ yang sama. Berikut adalah hasil perhitungan data uji dengan 1 data film yaitu data B1:

Tabel 3.12 Klasifikasi Data Uji

Fitur Film	V2	V3	V11	V12	V13
B1	1	0.635	0.666667	0.459	0.242714

Tabel 3.13 Klasifikasi Data Uji (Lanjutan)

Fitur Film	V15	V18	Class
B1	0.463	0.454286	?

$$K(B1,A1) = \exp(-\gamma |B1 - A1|^2) = \exp(-(|1 - 1|)^2 + (|0.635 - 0.723|)^2 + (|0.666667 - 1|)^2 + (|0.459 - 0.760506|)^2 + (|0.242714 - 0.247722|)^2 + (|0.463 - 0.886204|)^2 + (|0.454286 - 0.585294|)^2 = 0.816258$$

$$K(B1,A2) = \exp(-\gamma |B1 - A2|^2) = \exp(-(|1 - 0.25|)^2 + (|0.635 - 0.302|)^2 + (|0.666667 - 0.5|)^2 + (|0.459 - 0.309404|)^2 + (|0.242714 - 0.241976|)^2 + (|0.463 - 0.047122|)^2 + (|0.454286 - 0.057143|)^2 = 0.590308$$

$$K(B1,A3) = \exp(-\gamma |B1 - A3|^2) = \exp(-(|1 - 0.4|)^2 + (|0.635 - 0.602|)^2 + (|0.666667 - 0|)^2 + (|0.459 - 0.200074|)^2 + (|0.242714 - 0.254328|)^2 + (|0.463 - 0.275868|)^2 + (|0.454286 - 0.234444|)^2 = 0.620004$$

$$K(B1,A4) = \exp(-\gamma |B1 - A4|^2) = \exp(-(|1 - 0.6|)^2 + (|0.635 - 0.813|)^2 + (|0.666667 - 0.5|)^2 + (|0.459 - 0.448131|)^2 + (|0.242714 - 0.259239|)^2 + (|0.463 - 0.144337|)^2 + (|0.454286 - 0.722857|)^2 = 0.685161$$

$$K(B1,A5) = \exp(-\gamma |B1 - A5|^2) = \exp(-(|1 - 0|)^2 + (|0.635 - 0.462|)^2 + (|0.666667 - 0|)^2 + (|0.459 - 0.073059|)^2 + (|0.242714 - 0.247714|)^2 + (|0.463 - 0.212204|)^2 + (|0.454286 - 0.058333|)^2 = 0.397921$$

Tabel 3.14 Hasil dari Klasifikasi Data Uji

Latih Uji	A1	A2	A3	A4	A5
B1	0.816258	0.590308	0.620004	0.685161	0.397921

$$f(x) = sign(\sum_{i=1}^{n} K(B1, A_i) + b = sign((0.582162 * 1 * 0.816258 + 0.110183) + (0.828194) + (0.590308 + 0.110183) + (2.282193 * -1 * 0.620004 + 0.110183) + (1.57626 * 1 * 0.685161 + 0.110183) + (-0.95196 * -1 * 0.397921 + 0.110183)) = 1$$

3. ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Berdasarkan perhitungan data B1 terhadap data pelatihan dengan kernel RBF, didapatkan nilai akhir 1 yaitu data B1 diprediksi meraih *title box office*.

BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Pada bab ini akan menjelaskan mengenai proses implementasi dan pengujian terhadap sistem yang telah dibangun berdasarkan penjelasan pada bab sebelumnya.

4.1 Lingkungan Implementasi

Pada lingkungan implementasi, akan dijelaskan mengenai perangkat yang digunakan dalam proses pembangunan sistem baik dari perangkat keras maupun perangkat lunak yang digunakan.

4.1.1 Spesifikasi Perangkat Keras

Spesifikasi dari perangkat keras yang digunakan dalam pembangunan aplikasi adalah sebagai berikut:

- 1. Laptop Macbook Air (2017)
- 2. Processor Intel Core i5 Dual Core @ 1.8GHz
- 3. Solid State Drive kapasitas 128GB
- 4. RAM 8GB

4.1.2 Lingkungan Perangkat Lunak

Spesifikasi dari perangkat lunak yang digunakan dalam pembangunan aplikasi adalah sebagai berikut:

- 1. MacOS 10.15.3 Catalina
- 2. Python 3.8

3. Flask

4.2 Daftar Kelas dan Metode

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai kelas dan metode yang dipakai dalam penelitian ini.

4.2.1 Kelas Symmetrical Uncertainty

Kelas *Symmetrical Uncertainty* berisikan semua metode yang digunakan untuk melakukan aktivitas dan perhitungan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* mulai dari perhitungan awal hingga hasil akhir.

Tabel 4.1 Daftar Metode pada Kelas Symmetrical Uncertainty

NI-	Made	Inj	put	0	W.4
No	Method	Tipe	Variabel	Output	Keterangan
1	Remove	List	X	List	Menghilangkan data
	Duplicates				duplikat pada suatu
					array.
2	Count	List	my_list	List	Menghitung frekuensi
	Frequency				kemunculan setiap key
					pada list.
3	drop	Array,	deleted	-	Menghapus
		Integer	_features,		baris/kolom (sesuai
			axis		axis) dalam suatu
					DataFrame.
4	reset_index	-	-	List	Melakukan reset
					indeks pada suatu
					DataFrame.

 Tabel 4.1 Daftar Metode pada Kelas Symmetrical Uncertainty (Lanjutan)

	3.7.7.7	In	put		***
No	Method	Tipe	Variabel	Output	Keterangan
5	split	String	split	List	Memisahkan sebuah string menjadi array dengan parameter pemisahnya.
6	fillna	Integer	integer	-	Mengisi nilai kosong yang terdapat pada suatu array dengan nilai parameter.
7	mean	-	-	-	Menghitung nilai ratarata dari suatu array.
8	median	-	-	-	Menghitung nilai tengah dari suatu array.
9	log10	Double	angka	Double	Menghitung log basis 10 dari nilai parameter.
10	cut	List, Integer, String, Boolean	list, bins, labels, right	Array	Mengelompokkan data dengan banyak kelompok k.
11	count_vals	List	X	List	Menghitung kemunculan dari suatu list.
12	entropy	List	X	Double	Menghitung nilai entropy dari suatu fitur pada list.

Tabel 4.1 Daftar Metode pada Kelas Symmetrical Uncertainty (Lanjutan)

No	Madhad	Inp	put	Out and Water	Votovou sou
	Method	Tipe	Variabel	Output	Keterangan Menghitung
13	conditional	List, List	x, y	Double	Menghitung
	_entropy				conditional entropy
					dari x berdasarkan y.

4.2.2 Kelas Support Vector Machine

Kelas *Support Vector Machuine* berisikan semua metode yang digunakan untuk melakukan perhitungan pada proses pelatihan untuk membuat model prediksi dan proses pengujian untuk pencocokan data uji dengan model prediksi.

Tabel 4.2 Daftar Metode pada Kelas Support Vector Machine

N	No. 1	Input	put	0	W.
No	Method	Tipe	Variabel	Output	Keterangan
1	split_train	List	movie	List, List,	Memecah data menjadi
				List, List	data latih dan data uji
					secara random
2	svm_predict	List, List,	X1, y1, X2,	-	Menghitung
		List, List	y2		prediksi Support
					Vector Machine
					menggunakan kernel
					RBF dengan parameter
					X1 sebagai nilai fitur
					data latih, y1 sebagai
					label kelas data latih,
					X2 sebagai nilai fitur
					data uji, dan y2 sebagai
					label kelas data uji.

Tabel 4.2 Daftar Metode pada Kelas *Support Vector Machine* (Lanjutan)

.,	1.5	In	ıput		***
No	Method	Tipe	Variabel	Output	Keterangan
3	asarray	List	list	Array	Mengubah data list menjadi data array.
4	SVM	String, Integer	kernel_type,	-	Menginisialisasi kernel yang akan digunakan pada SVM.
5	fit	Object, Array, Array	self, X, y	-	Membuat model prediksi menggunakan data latih.
6	zeros	Integer, Integer	row, column	Array	Membuat array matrix dengan baris dan kolom yang ditentukan. Bisa menggunakan satu parameter (column) jika memakai satu parameter.
7	solvers.qp	Array, Array, Array, Array, Array, Array	P, q, G, h, A, b	List	Menghitung hasil dari Quadratic Programming.
8	ravel	Array	array	array	Mengembalikan parameter array menjadi array 1-D.

Tabel 4.2 Daftar Metode pada Kelas Support Vector Machine (Lanjutan)

NI.	Malad	Inj	put	04	V.4
No	Method	Tipe	Variabel	Output	Keterangan
9	predict	Array	X_test	array	Mencari label kelas
					yang didapat dari
					membandingkan
					parameter input
					array dengan model
					prediksi.
10	sign	Double	double	Integer	Menghitung sign dari
					sebuah angka bertipe
					double.
11	f1_score	Array,	y_test,	Double	Menghitung F-
		Array,	y_predict,		Measure.
		String	average		

4.3 Implementasi Perangkat Lunak

Pada bagian ini akan dilakukan implementasi pada perangkat lunak dari analisis yang telah disusun pada BAB III.

4.3.1 Implementasi Pemrosesan Data Film

Tahap implementasi pemrosesan data melakukan pengambilan data film yang tahun rilisnya dari 2006 hinga 2016, kemudian membuang data film yang memiliki durasi dibawah 50 menit. Tahap selanjutnya dalam pemrosesan data terbagi menjadi 4 bagian, yaitu *data deduplication*, *data imputation*, *data transformation*, dan dikritisasi data. Kemudian hasil pemrosesan data disimpan dalam bentuk file .csv.

4.3.1.1 Implementasi Data Deduplication

Pada tahap implementasi *data deduplication*, dilakukan eliminasi data film yang memiliki nilai yang berulang dengan melihat judul dan tahun rilis yang sama.

4.3.1.2 Implementasi Data Imputation

Pada tahap implementasi *data imputation*, dilakukan proses berikut untuk mengisi nilai yang kosong pada sebuah data film:

- 1. Menghitung banyaknya data *outlier* pada masing-masing fitur.
- 2. Fitur yang memiliki jumlah data *outlier* yang banyak akan memakai metode *median* untuk mengisi data yang kosong pada fitur.
- 3. Sedangkan fitur yang memiliki jumlah data *outlier* yang sedikit akan memakai metode *mean* untuk mengisi data yang kosong pada fitur.

4.3.1.3 Implementasi Data Transformation

Pada tahap implementasi *data transformation*, dilakukan proses berikut untuk mengubah nilai fitur yang berupa teks menjadi angka:

- 1. Memilih fitur yang memiliki nilai berupa teks.
- 2. Nilai pada fitur akan diambil terlebih dahulu dan membuang nilai yang sama.
- 3. Nilai pada fitur akan dihitung nilai kesuksesan dalam meraih box office film.
- 4. Nilai teks pada fitur akan diubah menjadi nilai kesuksesan dalam meraih *box office*.

4.3.1.4 Implementasi Diskritisasi data

Metode diskritisasi data yang dipakai adalah metode *Equal-Width*, yaitu mengelompokan data berdasarkan panjang interval dan banyaknya kelompok yang diberikan. Berikut adalah proses yang dilakukan pada diskritisasi data:

- 1. Menghitung banyaknya kelompok pada suatu data.
- 2. Menghitung panjang interval setiap fitur.
- 3. Mengubah nilai pada setiap fitur dengan kelompok yang didapat berdasarkan interval.

4.3.2 Implementasi Seleksi Fitur

Metode seleksi fitur yang dipakai adalah metode *Symmetrical Uncertainty*. *Symmetrical Uncertainty* merupakan salah satu teknik seleksi fitur berbasis filter yang mencari nilai berdasarkan pengaruh setiap fitur terhadap label kelas *box office*. Berikut adalah proses *Symmetrical Uncertainty* sebagai seleksi fitur untuk mencari nilai pengaruh fitur terhadap label kelas *box office*:

- 1. Hitung nilai entropi setiap fitur dan label kelas data.
- 2. Hitung nilai *conditional entropy* setiap fitur terhadap label kelas.
- 3. Hitung nilai Symmetrical Uncertainty setiap fitur terhadap label kelas.
- 4. Simpan hasil perhitungan Symmetrical Uncertainty setiap fitur pada file .csv.
- 5. Tentukan threshold yang akan diuji.
- 6. Pilih fitur yang memiliki nilai *Symmetrical Uncertainty* sama atau diatas dari *threshold* telah ditentukan.

4.3.3 Implementasi Pelatihan Data

Pada implementasi pelatihan data, digunakan metode *Support Vector Machine* untuk membuat model prediksi dari *dataset* yang diberikan. Berikut adalah proses yang dilakukan dalam pelatihan data:

- 1. Menentukan nilai gamma yang akan diuji.
- 2. Menentukan nilai regularisasi (C) yang akan diuji.
- 3. Menentukan data latih yang akan dipakai dengan menggunakan 10-Fold Cross Validation.
- 4. Melakukan perhitungan kernel untuk membentuk matriks RBF.
- 5. Melakukan perhitungan *Quadratic Programming* untuk mencari *hyperplane* yang optimum.
- 6. Melakukan perhitungan Lagrange Multiplier.
- 7. Menyimpan model prediksi yang didapat dari *Langrange Multiplier* ke dalam .sav.

4.3.4 Implementasi Pengujian Data

Berikut adalah proses untuk implementasi pengujian data menggunakan model prediksi yang telah didapat:

- 1. Menentukan nilai gamma yang akan diuji.
- 2. Menentukan nilai regularisasi (C) yang akan diuji.
- 3. Menentukan data uji yang akan dipakai menggunakan 10-fold Cross Validation.
- 4. Melakukan perhitungan kernel untuk membentuk matriks RBF.

- 5. Melakukan prediksi dengan membandingkan pada model prediksi yang dihasikan dari pelatihan data.
- 6. Menghitung nilai akurasi dan *F-Measure*.

4.4 Pengujian dan Evaluasi

Pada bagian ini dibagi menjadi dua, yaitu tahap seleksi fitur dan tahap klasifikasi. Pada tahap pengujian seleksi fitur, dilakukan pengujian *threshold* menggunakan *dataset* film yang ada. Pada tahap pengujian klasifikasi, dilakukan berbagai pengujian untuk menentukan akurasi dan *F-Measure* yang didapat. Data pengujian akan memakai *10-fold Cross Validation* untuk memisahkan antara data latih dan data uji.

4.4.1 Pengujian Seleksi Fitur Symmetrical Uncertainty

Pada bagian ini akan dijelaskan analisis tahap pengujian seleksi fitur menggunakan metode *Symmetrical Uncertainty* dan *threshold* yang beragam untuk memunculkan kombinasi fitur yang beragam.

4.4.1.1 Analisis Seleksi Fitur Symmetrical Uncertainty

Seleksi fitur menggunakan metode *Symmetrical Uncertainty*. Analisis pengujian dilakukan dengan menghitung nilai *Symmetrical Uncertainty* setiap fitur. Berikut adalah hasil perhitungan *Symmetrical Uncertainty* pada setiap fitur:

Tabel 4.3 Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty

Fitur	Hasil Symmetrical Uncertainty
color	0.0023563965108736686

 Tabel 4.3 Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty (Lanjutan)

Fitur	Hasil Symmetrical Uncertainty
director_name	0.3484488420725572
num_critic_for_reviews	0.041232985064060895
duration	0.003743450146065106
director_facebook_likes	0.011398533749682648
actor_3_facebook_likes	0.01594193267923876
actor_2_name	0.29840154294764937
actor_1_facebook_likes	0.008553965089746018
genres	0.01207211522439701
actor_1_name	0.1833456060004809
num_voted_users	0.06674229074369575
cast_total_facebook_likes	0.007713381403220423
actor_3_name	0.38115578174323783
facenumber_in_poster	0.007325363862537581
plot_keywords	0.38536166614258266
num_user_for_reviews	0.04142403860157818
language	0.03908416827846718
country	0.03584643036841998
content_rating	0.03262980884930194
budget	0.002388385458359331
actor_2_facebook_likes	0.00787972995681825
imdb_score	0.011029718643468656
aspect_ratio	0.002020149882203536
movie_facebook_likes	0.04716879688528342
total_spend	0.002388385458359331

Hasil dari pengujian seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* berupa kombinasi - kombinasi fitur yang memiliki nilai diatas threshold yang diuji. Threshold yang

akan diuji adalah 0, 0.01, 0.05, dan 0.1. Berikut adalah kombinasi - kombinasi fitur yang didapat pada setiap pengujian threshold yang berbeda:

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty dengan Threshold 0.01

Kode Fitur	Hasil Symmetrical Uncertainty
director_name	0.3484488420725572
num_critic_for_reviews	0.041232985064060895
director_facebook_likes	0.011398533749682648
actor_3_facebook_likes	0.01594193267923876
actor_2_name	0.29840154294764937
genres	0.01207211522439701
actor_1_name	0.1833456060004809
num_voted_users	0.06674229074369575
actor_3_name	0.38115578174323783
plot_keywords	0.38536166614258266
num_user_for_reviews	0.04142403860157818
language	0.03908416827846718
country	0.03584643036841998
content_rating	0.03262980884930194
imdb_score	0.011029718643468656
movie_facebook_likes	0.04716879688528342

Tabel 4.5 Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty dengan Threshold 0.05

Kode Fitur	Hasil Symmetrical Uncertainty
director_name	0.3484488420725572
actor_2_name	0.29840154294764937
actor_1_name	0.1833456060004809
num_voted_users	0.06674229074369575
actor_3_name	0.38115578174323783

Tabel 4.5 Hasil Pengujian *Symmetrical Uncertainty* dengan *Threshold* 0.05 (Lanjutan)

Kode Fitur	Hasil Symmetrical Uncertainty	
plot_keywords	0.38536166614258266	

Tabel 4.6 Hasil Pengujian Symmetrical Uncertainty dengan Threshold 0.1

Kode Fitur	Hasil Symmetrical Uncertainty
director_name	0.3484488420725572
actor_2_name	0.29840154294764937
actor_1_name	0.1833456060004809
actor_3_name	0.38115578174323783
plot_keywords	0.38536166614258266

4.4.2 Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine dengan Symmetrical Uncertainty

Pada bagian ini akan dijelaskan analisis tahap pengujian klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine untuk mendapatkan akurasi dan *F-Measure* terbaik dengan nilai *gamma* dan nilai regularisasi (C) yang beragam juga kombinasi fitur yang telah didapatkan dari pengujian pemilihan fitur.

4.4.2.1 Skenario dan Hasil Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine dengan Symmetrical Uncertainty

Skenario klasifikasi *Support Vector Machine* menggunakan *dataset* yang berasal dari situs *www.kaggle.com*. Data latih dan data uji dipisah menggunakan *10-fold Cross Validation*. Skenario yang akan diuji adalah pengujian yang menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* dengan *threshold* 0, 0.01, 0.05, dan 0.1. Kemudian dilakukan pengujian dengan menggunakan *gamma* 0.01, 0.1, 1, dan 2. Dan diuji kembali menggunakan nilai regularisasi dengan nilai 0.1, 1, 10, dan 100. Setelah itu akan dibandingkan dengan skenario tanpa menggunakan seleksi fitur

Symmetrical Uncertainty untuk mengetahui pengaruh seleksi fitur Symmetrical Uncertainty terhadap prediksi title box office film. Skenario tanpa seleksi fitur Symmetrical Uncertainty tetap menggunakan nilai gamma dan nilai regularisasi yang sama.

Berikut adalah skenario pengujian yang menggunakan *Symmetrical Uncertainty* dan rata-rata hasil pengujian berupa akurasi dan *F-Measure* yang didapat:

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Support Vector Machine

Skenario	SU	Gamma	С	Rata-rata Akurasi	Rata-rata F-Measure
	Threshold				
1	0	0.01	0.1	0.9929179117710412	0.984413107018999
2	0	0.01	1	0.994270186037785	0.9875130372172357
3	0	0.01	10	0.9942707840873549	0.9870256975243084
4	0	0.01	100	0.9924938273974391	0.9821209893757846
5	0	0.1	0.1	0.8086005557246828	0.4630667119001094
6	0	0.1	1	0.9572355648234396	0.883640913250822
7	0	0.1	10	0.9573017621196922	0.8841529059662045
8	0	0.1	100	0.9573017621196922	0.8850885784808243
9	0	1	0.1	0.6746054922345027	0
10	0	1	1	0.6746054922345027	0
11	0	1	10	0.6746054922345027	0
12	0	1	100	0.6746054922345027	0
13	0	2	0.1	0.6746054922345027	0
14	0	2	1	0.6746054922345027	0
15	0	2	10	0.6746054922345027	0
16	0	2	100	0.6746054922345027	0
17	0.01	0.01	0.1	0.9938338320298229	0.9878011867880767

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	SU	Gamma	С	Rata-rata Akurasi	Rata-rata F-Measure
	Threshold				
18	0.01	0.01	1	0.994712449393605	0.9887455302144346
19	0.01	0.01	10	0.994274386476252	0.9872872465268646
20	0.01	0.01	100	0.9933783999863666	0.9850560149370893
21	0.01	0.1	0.1	0.8847988498856539	0.7024363518812484
22	0.01	0.1	1	0.9845808887902923	0.9595864667276042
23	0.01	0.1	10	0.9854856124486625	0.9614195758357338
24	0.01	0.1	100	0.9854856124486625	0.9614195758357338
25	0.01	1	0.1	0.6746054922345027	0
26	0.01	1	1	0.6746054922345027	0
27	0.01	1	10	0.6787522053467758	0.0186371770930596
28	0.01	1	100	0.6787522053467758	0.0186371770930596
29	0.01	2	0.1	0.6746054922345027	0
30	0.01	2	1	0.6746054922345027	0
31	0.01	2	10	0.6746054922345027	0
32	0.01	2	100	0.6746054922345027	0
33	0.05	0.01	0.1	0.9951292698661105	0.9901127686028703
34	0.05	0.01	1	0.9960170859468753	0.9918217374994484
35	0.05	0.01	10	0.9947090410605639	0.9893578595336493
36	0.05	0.01	100	0.992499015336637	0.9849568636563177
37	0.05	0.1	0.1	0.9899762106146042	0.9789687708912357
38	0.05	0.1	1	0.9934217619703707	0.985379590549992
39	0.05	0.1	10	0.992991332940346	0.9846112945686611
40	0.05	0.1	100	0.992991332940346	0.9846112945686611
41	0.05	1	0.1	0.6746054922345027	0.6797237037437369
42	0.05	1	1	0.9113471844534798	0.8195801808866717
43	0.05	1	10	0.9143851172951191	0.8259433634056048

Tabel 4.7 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	SU	Gamma	С	Rata-rata Akurasi	Rata-rata F-Measure
	Threshold				
44	0.05	1	100	0.9143851172951191	0.8259433634056048
45	0.05	2	0.1	0.6766541829553208	0.0066993464052288
46	0.05	2	1	0.7658476824954976	0.3675786030054125
47	0.05	2	10	0.7917875483342105	0.4453569501848482
48	0.05	2	100	0.7917875483342105	0.4453569501848482
49	0.1	0.01	0.1	0.9955677384178767	0.9913175878799787
50	0.1	0.01	1	0.9955729692985603	0.9913277924822544
51	0.1	0.01	10	0.9951450645754797	0.9905764604667697
52	0.1	0.01	100	0.9933773634620519	0.9864908880687862
53	0.1	0.1	0.1	0.9916934240432653	0.9835524774876051
54	0.1	0.1	1	0.9955643601786207	0.9908702946374142
55	0.1	0.1	10	0.9947037882634719	0.9888599879628955
56	0.1	0.1	100	0.994701869051539	0.9889381696795428
57	0.1	1	0.1	0.6943730081734881	0.1028295266468057
58	0.1	1	1	0.9655324498607276	0.9322358070155401
59	0.1	1	10	0.9663792721726002	0.9335983374291654
60	0.1	1	100	0.96595520768012	0.9329120629193616
61	0.1	2	0.1	0.67861679638942	0.0120296767355591
62	0.1	2	1	0.8214659901411123	0.5426549112772048
63	0.1	2	10	0.8214659901411123	0.5426549112772048
64	0.1	2	100	0.83847281589742	0.6009109409618059

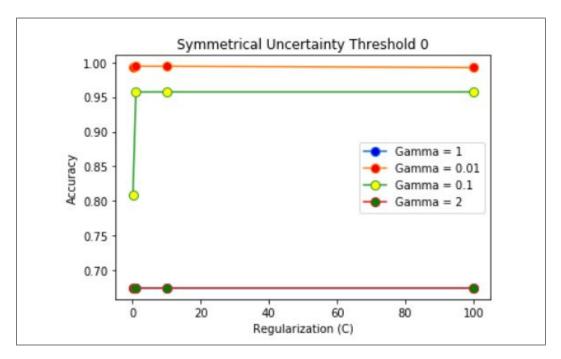
Berikut adalah skenario pengujian tanpa menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* dan rata-rata hasil pengujian berupa akurasi dan *F-Measure* yang didapat:

Tabel 4.8 Hasil Pengujian Support Vector Machine tanpa Symmetrical Uncertainty

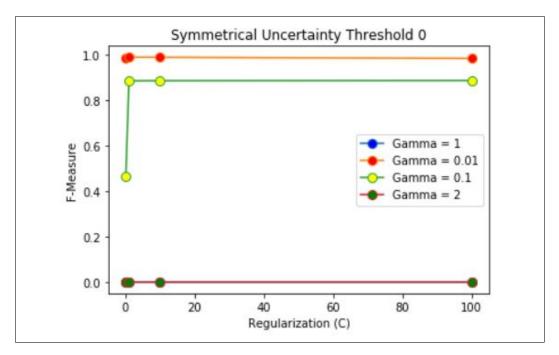
Skenario	Gamma	С	Rata-rata Akurasi	Rata-rata F-Measure
1	0.01	0.1	0.8182266713323023	0.54625883442953615
2	0.01	1	0.8566255835503623	0.6935626976353527
3	0.01	10	0.9144910876267849	0.8161320675776474
4	0.01	100	0.9148522397525713	0.8154731290568162
5	0.1	0.1	0.7840730021554603	0.4169949066398014
6	0.1	1	0.6837642294628422	0.05059105927284646
7	0.1	10	0.8517284885816026	0.6408301397979068
8	0.1	100	0.8637861231370337	0.6792332155540427
9	1	0.1	0.6797756247649048	0.21840608465608464
10	1	1	0.7553541916356184	0.3175844749458328
11	1	10	0.7630881562517828	0.34118342677819182
12	1	100	0.7630881562517828	0.34118342677819182
13	2	0.1	0.6746054922345026	0.0
14	2	1	0.707506607426099	0.13267349637937875
15	2	10	0.7129693350296948	0.15529401358602787
16	2	100	0.7129693350296948	0.15529401358602787

4.4.2.2 Analisis Hasil Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine dengan Symmetrical Uncertainty

Pada bagian analisis hasil pengujian klasifikasi *Support Vector Machine*, akan dilakukan perbandingan hasil akurasi dan *F-Measure* yang didapat dengan menggunakan nilai *threshold Symmetrical Uncertainty*, regularisasi (C), dan gamma (γ) yang berbeda.



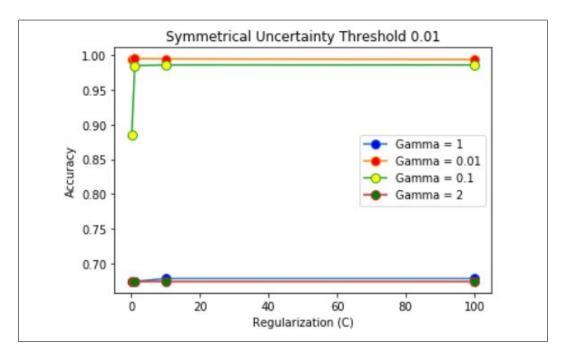
Gambar 4.1 Hasil Akurasi dengan Nilai Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0



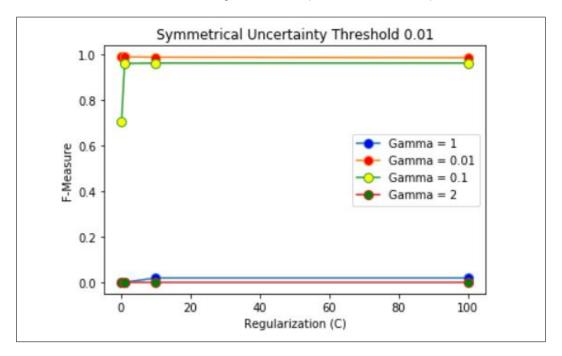
Gambar 4.2 Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0

Dari grafik digambar 4.1 dan 4.2, *threshold Symmetrical Uncertainty* bernilai 0 yang memiliki jumlah fitur 25 menghasilkan akurasi dan *F-Measure* terbaik dengan nilai *gamma* sebesar 0.01 dan nilai regularisasi terbaik sebesar 1. Untuk nilai regularisasi, nilai sebesar 1, 10, dan 100 memiliki hasil akurasi dan

F-Measure yang hanya berbeda sedikit yaitu sekitar 0.00005%. Akurasi tertinggi sebesar 99.43% dan *F-Measure* tertinggi sebesar 98.75%.



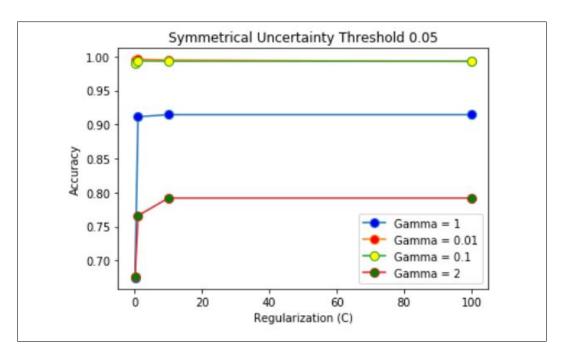
Gambar 4.3 Hasil Akurasi dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0.01



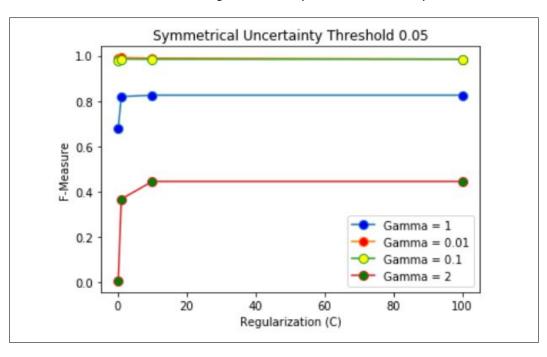
Gambar 4.4 Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0.01

Dari grafik digambar 4.3 dan 4.4, *threshold Symmetrical Uncertainty* bernilai 0.01 dengan jumlah fitur sebesar 16 menghasilkan akurasi dan *F-Measure* terbaik

dengan nilai *gamma* sebesar 0.01 dan nilai regularisasi sebesar 1. Nilai regularisasi 1, 10, dan 100 menghasilkan akurasi dan *F-Measure* berbeda sedikit, sekitar 0.005%. Akurasi tertinggi sebesar 99.47% dan *F-Measure* tertinggi sebesar 98.87%.

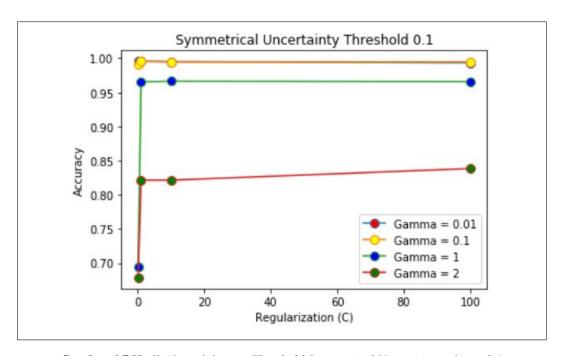


Gambar 4.5 Hasil Akurasi dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0.05

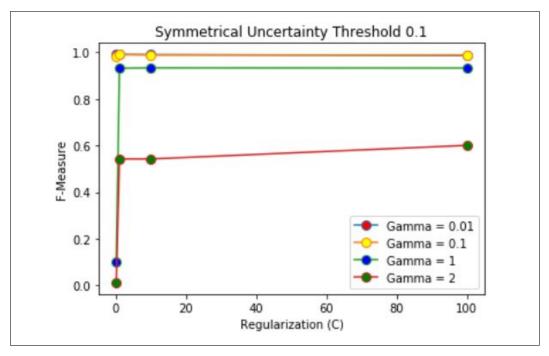


Gambar 4.6 Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0.05

Dari grafik digambar 4.5 dan 4.6, *threshold Symmetrical Uncertainty* bernilai 0.05 dengan jumlah fitur sebesar 6 menghasilkan akurasi dan *F-Measure* terbaik dengan nilai *gamma* sebesar 0.01 dan nilai regularisasi sebesar 1. Akurasi tertinggi sebesar 99.601% dan *F-Measure* tertinggi sebesar 99.182%.

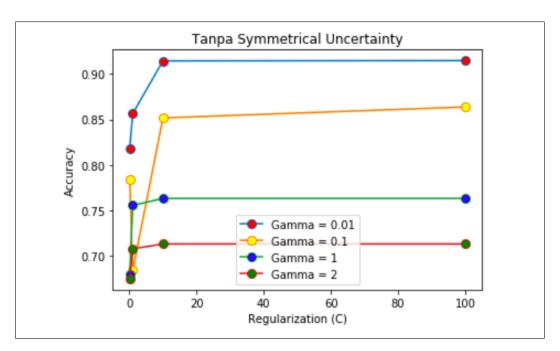


Gambar 4.7 Hasil Akurasi dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0.1

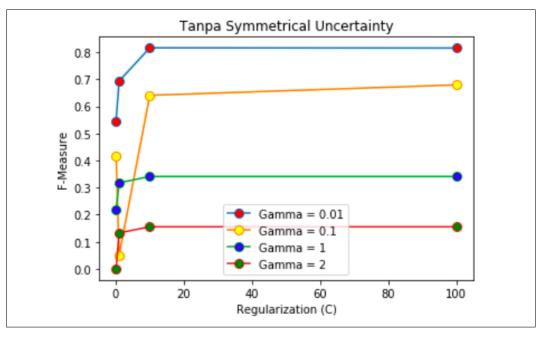


Gambar 4.8 Hasil F-Measure dengan Threshold Symmetrical Uncertainty sebesar 0.1

Dari grafik digambar 4.7 dan 4.8, *threshold Symmetrical Uncertainty* bernilai 0.1 dengan jumlah fitur sebesar 5 menghasilkan akurasi dan *F-Measure* terbaik dengan nilai *gamma* sebesar 0.01 dan nilai regularisasi sebesar 1. Akurasi tertinggi sebesar 99.557% dan *F-Measure* tertinggi sebesar 99.133%.



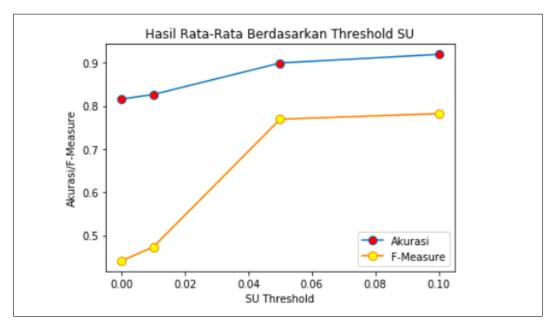
Gambar 4.9 Hasil Akurasi Tanpa Symmetrical Uncertainty



Gambar 4.10 Hasil F-Measure Tanpa Symmetrical Uncertainty

Dari grafik digambar 4.9 dan 4.10, pengujian tanpa menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* menghasilkan akurasi dan *F-Measure* yang tinggi namun hasilnya tidak lebih tinggi dibandingkan pengujian yang menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* dengan nilai *threshold Symmetrical Uncertainty* sebesar 0.1 (5 fitur), *gamma* sebesar 0.01, dan nilai regularisasi sebesar 1. Akurasi dan *F-Measure* yang tinggi dihasilkan dengan nilai *gamma* sebesar 0.01 dan nilai regularisasi sebesar 100 (untuk akurasi) dan 10 (untuk *F-Measure*). Akurasi tertinggi sebesar 91.485% dan *F-Measure* tertinggi sebesar 81.613%.

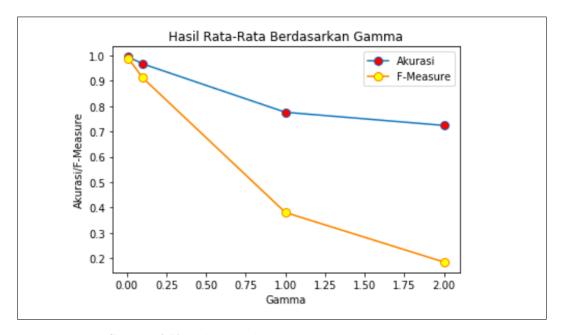
Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, berikut adalah kesimpulan yang didapat:



Gambar 4.11 Hasil Akurasi dan F-Measure Berdasarkan Threshold Symmetrical Uncertainty

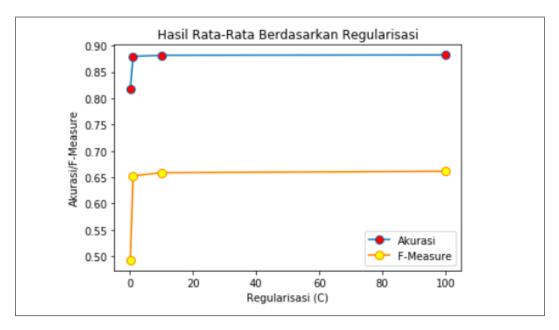
Dari gambar 4.11, dapat disimpulkan bahwa semakin tinggi *threshold Symmetrical Uncertainty*, semakin tinggi akurasi dan *F-Measure* yang didapat. Semakin tinggi *threshold Symmetrical Uncertainty*, maka fitur yang memiliki nilai yang tidak terlalu berpengaruh terhadap prediksi *title box office film* akan semakin banyak dibuang. Ketika menggunakan *threshold Symmetrical Uncertainty* sebesar 0,

F-Measure yang dihasilkan yaitu 44% yang berarti persebaran data tidak cukup bagus jika banyak memakai fitur yang tidak terlalu berpengaruh terhadap label kelas *box office*.



Gambar 4.12 Hasil Akurasi dan F-Measure Berdasarkan Gamma

Dari gambar 4.12, semakin besar nilai *gamma* yang diuji, maka semakin kecil akurasi maupun *F-Measure* yang dihasilkan. *Gamma* pada *Support Vector Machine* digunakan sebagai area margin pengelompokkan pada setiap data film. Semakin besar *gamma* yang diuji, area margin tersebut semakin kecil, dan akurasi dan *F-Measure* yang dihasilkan semakin kecil menandakan bahwa persebaran data saling berdekatan satu sama lain sehingga membutuhkan *gamma* yang kecil untuk memisahkan antar data film yang berdekatan.



Gambar 4.13 Hasil Akurasi dan *F-Measure* Berdasarkan Regularisasi (C)

Dari gambar 4.13, semakin tinggi nilai regularisasi maka akan semakin tinggi akurasi dan F-Measure yang dihasilkan. Regularisasi pada Support Vector Machine digunakan untuk menentukan batas toleransi atau margin pada hyperplane Support Vector Machine. Semakin besar nilai regularisasi yang dipakai, maka margin hyperplane Support Vector Machine akan semakin kecil. Dengan memperbesar nilai regularisasi, dapat mengurangi kemungkinan data salah prediksi. Akurasi dan F-Measure yang dihasilkan dengan nilai regularisasi sebesar 0.1 dan 1 berbeda jauh, sedangkan nilai regularisasi 10 dan 100 tidak berbeda jauh. Maka dari itu, dapat dikatakan bahwa jika menggunakan regularisasi dibawah 1, masih banyak data label positif dan negatif tidak terpisah secara bagus, sedangkan nilai regularisasi diatas 10 menandakan bahwa data film yang memiliki label positif dan negatif sudah terpisah cukup jauh sehingga hanya menaikkan akurasi dan *F-Measure* dengan jumlah kecil yaitu sekitar 0.001% untuk akurasi dan 0.01% untuk F-Measure.

4.4.3 Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine (Library)

Pada bagian ini akan dilakukan pengujian menggunakan *library Support Vector Machine* dengan *threshold Symmetrical Uncertainty, gamma* dan regularisasi tertinggi dan terbaik yang dihasilkan pada pengujian *Support Vector Machine* tanpa *library*. Setelah itu akan dilakukan analisis dan perbandingan hasil pengujian klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* tanpa *library* dan dengan *library*.

4.4.3.1 Skenario dan Hasil Pengujian Klasifikasi Support Vector Machine (Library)

Skenario klasifikasi menggunakan *library Support Vector Machine* dilakukan dua bagian, pertama menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* dan kedua tanpa menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty*. Nilai *threshold Symmetrical Uncertainty*, *gamma* dan regularisasi menggunakan nilai yang menghasilkan akurasi dan *F-Measure* tertinggi dan terbaik, yang didapatkan pada pengujian klasifikasi *Support Vector Machine* sebelumnya (tanpa *library*).

Berikut adalah skenario dan hasil pengujian menggunakan *library Support Vector Machine* dan rata-rata hasil pengujian berupa akurasi dan *F-Measure* yang didapat:

Tabel 4.9 Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data dengan Library Support Vector Machine

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	1				0.9956153144823378	0.9879518072289156
	2				0.9866481550327408	0.970873786407767
1	3	0.05	0.01	1	0.9911488468022976	0.9846153846153847
	4				1.0	1.0
	5				1.0	1.0
	6				0.9911545537994092	0.9857142857142858

Tabel 4.9 Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data dengan Library Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.9911222610521826	0.979166666666666
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
		Rata-rata			0.9955689131168967	0.9908321930633019
	1			1	1.0	1.0
	2				0.9821334621153227	0.9607843137254902
	3				0.9911488468022976	0.9846153846153847
	4				1.0	1.0
2	5	0.1	0.01		1.0	1.0
2	6	0.1	0.01		0.9911545537994092	0.9857142857142858
	7				0.9911222610521826	0.9791666666666666
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
Rata-rata				0.9955559123769211	0.9910280650721827	

Tabel 4.10 Hasil Pengujian dengan Library SVM tanpa SU

Skenario	Fold	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
	1			0.7844773508076696	0.46938775510204084
	2			0.8007438849474043	0.5376344086021505
	3			0.880223180159662	0.7906976744186046
	4			0.9184599564774607	0.8448275862068966
1	5	0.01	100	0.9289039384574922	0.8805970149253731
1	6	0.01	100	0.9232411155338999	0.8702290076335878
	7		_	0.9733667831565477	0.93750000000000001
	8			0.9688157019472488	0.9278350515463918

Tabel 4.10 Hasil Pengujian dengan *Library* SVM tanpa SU (Lanjutan)

Skenario	Fold	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
	9			0.9866926283258093	0.9508196721311476
	10			0.9910194876648226	0.9565217391304348
	Rata-rata			0.9155944027478017	0.8166049909696628
	1			0.7866346931961221	0.4631578947368421
	2			0.8378147900734686	0.6236559139784946
	3			0.8707085744338943	0.7716535433070867
	4			0.9045654631652634	0.8173913043478261
	5	0.01	10	0.9469140993609646	0.9117647058823529
2	6	0.01	10	0.914210658537888	0.8549618320610686
	7			0.9777178149624733	0.9473684210526316
	8			0.9556213615476383	0.8979591836734694
	9			0.9866926283258093	0.9508196721311476
	10			0.9910194876648226	0.9565217391304348
	Rata-	-rata		0.9171899571268344	0.8195254210301355
2	1	0.01	1	0.7033017247816024	0.28
3	2	0.01	1	0.7785941056163194	0.43589743589743585
	3			0.7468392330844293	0.4680851063829786
	4			0.8073970082780656	0.5777777777777777
	5			0.8573286578893308	0.743801652892562
	6			0.8408949142564175	0.7027027027027027
	7			0.9136923131286956	0.775
	8			0.9357468278173123	0.844444444444444
	9			0.9731948388828014	0.9
	10			0.9816638502788713	0.9090909090909091
	Rata-	rata		0.8538653474013847	0.66368000291888105

4.4.4 Pengujian Pengaruh Jumlah Data Terhadap Klasifikasi Support Vector Machine

Pada bagian ini akan dilakukan pengujian pengaruh jumlah data terhadap prediksi title box office. Metode klasifikasi menggunakan Support Vector Machine dengan threshold Symmetrical Uncertainty, gamma dan regularisasi terbaik yang dihasilkan pada pengujian Support Vector Machine. Setelah itu akan dilakukan analisis dan perbandingan hasil pengujian klasifikasi menggunakan Support Vector Machine dengan jumlah data film yang beragam.

4.4.4.1 Skenario dan Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Terhadap Klasifikasi Support Vector Machine

Skenario klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* dengan jumlah data film 5044, 4544, 4044, 3544, 3044, 2544, 2044, dan 1544. Nilai *threshold Symmetrical Uncertainty, gamma* dan regularisasi menggunakan nilai yang menghasilkan akurasi dan *F-Measure* terbaik, yang didapatkan pada pengujian klasifikasi *Support Vector Machine* sebelumnya (tanpa *library*).

Berikut adalah skenario dan hasil pengujian jumlah data film dan rata-rata hasil pengujian berupa akurasi dan *F-Measure* yang didapat:

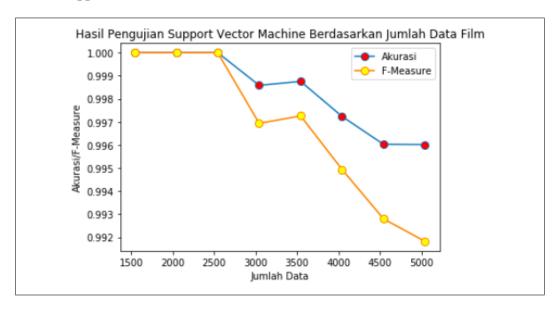
Tabel 4.11 Hasil Pengujian Support Vector Machine dengan Jumlah Data Film yang Berbeda

Jumlah	SU	Gamma	C	Rata-rata Akurasi	Rata-rata F-Measure
Data	Threshold				
Film					
5044				0.9960170859468753	0.9918217374994484
4544				0.996027952667215	0.992795779876801
4044				0.9972352479804357	0.9949366761315556
3544	0.1	0.01	1	0.9987555927059628	0.9972602739726028
3044	0.1	0.01	1	0.9985840568660376	0.9969367369589346

			U 3	1.1	` 3 /
Fold	SU	Gamma	C	Rataasdasdsa	Rata-rata <i>F-Measure</i>
	Threshold				
2544				1.0	1.0
2044				1.0	1.0
1544				1.0	1.0

Tabel 4.11 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

4.4.4.2 Analisis Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Data Terhadap Klasifikasi Support Vector Machine



Gambar 4.14 Hasil Klasifikasi dengan Jumlah Data yang Berbeda

Dari grafik digambar 4.14, dilakukan pengujian sebanyak 8 skenario dengan jumlah data film yang berbeda-beda yaitu 5044, 4544, 4044, 3544, 3044, 2544, 2044, dan 1544 data film. Jumlah data film berpengaruh terhadap pembuatan model prediksi *Support Vector Machine* menggunakan kernel RBF dikarenakan *alpha* yang dihasilkan bergantung terhadap jumlah data yang dipakai. Semakin sedikit jumlah data yang dipakai, alpha yang dihasilkan akan semakin sedikit. Dapat disimpulkan bahwa semakin banyak jumlah data film yang dipakai untuk klasifikasi, maka hasil akurasi dan *F-Measure* akan semakin tinggi. Akurasi dan *F-Measure* tertinggi yaitu 100% pada jumlah data film 1544, 2044, dan 2544.

BAB 5 PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan yang dilandasi oleh penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, serta dilengkapi dengan saran yang dapat untuk perkembangan ke depan.

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari sistem prediksi title box office film adalah:

- 1. Seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* sangat mempengaruhi akurasi dan *F-Measure* dalam memprediksi *title box office* film. Dari tabel pengujian 4.7 dengan menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty*, didapatkan akurasi tertinggi sebesar 99.6% dan *F-Measure tertinggi* sebesar 99.1%. Sedangkan dari tabel pengujian 4.8 tanpa menggunakan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty*, akurasi tertinggi yang didapat hanya 91.48% dan *F-Measure* tertinggi hanya 81.61%.
- 2. Threshold Symmetrical Uncertainty terbaik dengan nilai yang diuji yaitu 0 (25 fitur), 0.01 (16 fitur), 0.05 (15 fitur), dan 0.1 (5 fitur) adalah 0.1 dengan fitur yang dipakai berjumlah 5. Hasil akurasi terbaik sebesar 91.92% dan F-Measure terbaik sebesar 78.19%. Dalam memprediksi title box office film, hanya membutuhkan 5 fitur yang paling berpengaruh terhadap label kelas box office sudah memberikan hasil akurasi dan F-Measure yang cukup tinggi.
- 3. Nilai *gamma* (γ) terbaik untuk prediksi *title box office* film menggunakan metode *Support Vector Machine* dengan nilai yang diuji yaitu 0.01, 0.1, 1, dan 2, adalah 0.01. Hasil akurasi terbaik sebesar 99.4% dan *F-Measure* terbesar sebesar 98.78%. Semakin kecil *gamma* maka akurasi dan *F-Measure* semakin tinggi dan dapat disimpulkan bahwa persebaran setiap data film banyak yang berhimpitan.

- 4. Nilai regularisasi (C) terbaik untuk perhitungan *Support Vector Machine* dengan nilai yang diuji yaitu 0.1, 1, 10, dan 100 adalah 100. Hasil akurasi terbaik sebesar 88.22% dan *F-Measure* terbaik sebesar 66.14%. Hasil akurasi dan *F-Measure* dengan nilai regularisasi 1 ,10, dan 100 sedikit berbeda, maka dapat disimpulkan bahwa persebaran data film sudah terpisah cukup baik mulai dari nilai regularisasi (C) sebesar 1.
- 5. Semakin sedikit jumlah data film yang dipakai, akan meningkatkan akurasi dan *F-Measure*, namun penambahan nilainya tidak signifikan.

5.2 Saran

Saran untuk pengembangan sistem prediksi *title box office* film kedepannya adalah:

- Memakai dataset yang memiliki jumlah fitur yang lebih banyak untuk mengetahui efektifitas dari seleksi fitur Symmetrical Uncertainty dalam memprediksi title box office.
- 2. Menggunakan teknik *clustering* untuk menganalisis karakteristik fitur film dan menemukan *underlying structure* yang ada sehingga bisa digunakan untuk penelitian selanjutnya.
- 3. Membandingkan seleksi fitur *Symmetrical Uncertainty* yang merupakan teknik *filter* dengan *Fast Correlation Based Filter* yang merupakan teknik *wrapper* dari *Symmetrical Uncertainty* [14].

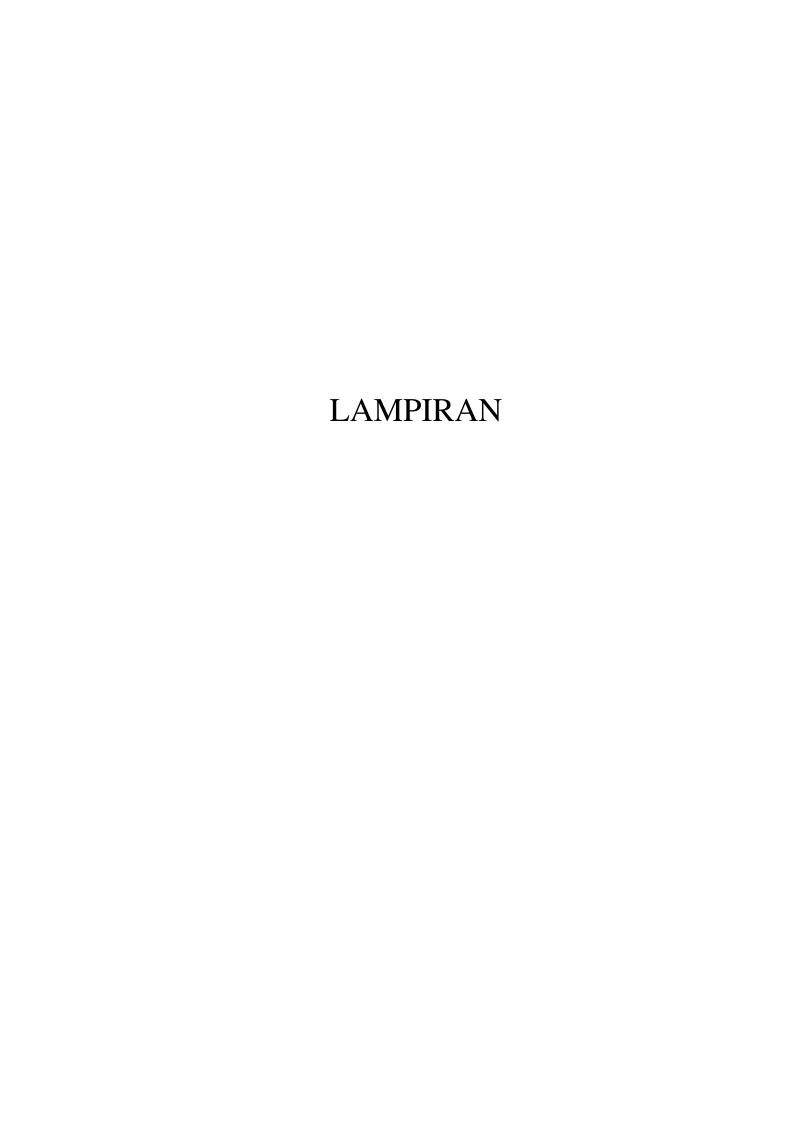
DAFTAR REFERENSI

- [1] The Numbers Movie Market Summary 1995 to 2019.

 Available:https://www.the-numbers.com/market/.
- [2] "Hollywood accounting", Wikipedia. [Online].

 Available:https://en.wikipedia.org/wiki/Hollywood_accounting. [Date of Access:28-Sep-2019].
- [3] S. Mehta1, H. Bhatt, and Prof. D. Desai, "A Compendium for Prediction of Success of a Movie Based Upon Different Factors", *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, Volume 4 Issue 12, December 2015.
- [4] K. Meenakshi, et al., "A Data Mining Technique for Analyzing and Predicting the Success of Movie", *IOP Conf. Series: Journal of Physics*, Conf. Series 1000, 2018.
- [5] L. Liu and Y. Zhao, "Research of Box-Office Prediction based on Rough Set and Support Vector Machine", *International Journal of Hybrid Information Technology*, Volume 9 Number 2 pp.417-426, 2016.
- [6] C. S. Kumar and R. J. Rama Sree, "Application of Ranking Based Attribute Selection Filters to Perform Automated Evaluation of Descriptive Answers Through Sequential Minimal Optimization Models", ICTACT Journal on Soft Computing, Volume 5 Issue 1, October 2014.
- [7] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques 3rd Edition*, 2012.
- [8] S. Ali, and K. A. Smith, "On learning algorithm selection for classification", *Applied Soft Computing*, Volume 6, pp. 119–138, 2006.

- [9] O. A. Taiwo, Types of Machine Learning Algorithms, New Advances in Machine Learning, InTech, University of Portsmouth United Kingdom. pp 3 – 31. Available: http://www.intechopen.com/books/new-advances-inmachine-learning/types-of-machine-learning-algorithms.
- [10] J. Nayak, B. Naik, and H. S. Behera, "Comprehensive Survey on Support Vector Machine in Data Mining Tasks: Applications Challenges", International Journal of Database Theory and Application, Volume 8 No. 1, pp. 169-186, 2015.
- [11] A. Kowalczyk, Support Vector Machine Succinctly, 2017.
- [12] H. B. Moss, D. S. Leslie, and P. Rayson, "Using J-K-fold Cross Validation to Reduce Variance When Tuning NLP Models", *Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics*, pp. 2978–2989, August 2018.
- [13] F. H. Zulkernine, "Predicting Movie Box Office Profitability: A Neural Network Approach", *IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, DOI: 10.1109/ICMLA.2016.0117, December 2016.
- [14] P. Pramkochon and P. Piamsa-nga, "An Unsupervised, Fast Correlation-Based Filter for Feature Selection for Data Clustering", Advanced Data and Information Engineering (DaEng), pp. 87-94, 2014.



LAMPIRAN A PENGUJIAN SVM DENGAN SU

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	1				0.97845646790932	0.94252873563219
	2				0.9609564098461	0.91891891891892
	3				0.98681323919953	0.97744360902256
	4				1.0	1.0
1	5	0.05	0.1	0.1	0.99122430082614	0.98571428571429
1	6	0.03	0.1	0.1	0.99118942731278	0.98591549295775
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.97845646790932	0.94252873563218
	2				0.98225976666505	0.96153846153846
	3				0.99118942731278	0.98484848484849
	4				1.0	1.0
2	5	0.05	0.1	1	0.9956035674921	0.99280575539568
2	6	0.03	0.1	1	0.99558612927224	0.99290780141844
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.97845646790932	0.94252873563218
	2		0.1	10	0.98674014220257	0.97142857142857
3	3	0.05	0.1	10	0.99118942731278	0.98484848484849
	4				0.99560532139157	0.99212598425197

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	5				1.0	1.0
	6				0.99118942731278	0.98591549295775
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				0.99561028222227	0.990099009901
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.97845646790932	0.94252873563218
	2				0.98674014220257	0.97142857142857
	3				0.99118942731278	0.984848484849
	4			100	0.99560532139157	0.99212598425197
	5	0.05	0.1		1.0	1.0
4	6	0.05			0.99118942731278	0.98591549295775
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				0.99561028222227	0.990099009901
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.99561531448234	0.98795180722892
_	2	0.05	0.01	0.1	0.98664815503274	0.9708737864078
5	3	0.05	0.01	0.1	0.99114884680230	0.98461538461539
	4				1.0	1.0
	5				0.9956035674921	0.99280575539568
	6				0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
6	1	0.05	0.01	1	0.99561531448234	0.98795180722892

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				-,
	2				0.98664815503274	0.9708737864078
	3				0.99114884680230	0.98461538461539
	4				1.0	1.0
	5				0.9956035674921	0.99280575539568
	6				0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.991270502724	0.976190476191
	2		0.01	-	0.99558004740086	0.99047619047619
	3				0.98675415674524	0.97709923664122
	4				0.99560532139157	0.99212598425197
	5	0.05		10	0.9956035674921	0.99280575539568
7	6				0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.979166666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.99561531448234	0.98795180722892
	2				0.98225976666505	0.96153846153846
	3				0.9911488468023	0.98461538461539
	4				0.99123123361531	0.984375
	5	0.05	0.01	100	0.9956035674921	0.99280575539568
8	6		0.01	100	0.98675838781672	0.97872340425532
	7				0.99112226105218	0.979166666666667
	8				0.99125077544033	0.98039215686275

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.73804012757198	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
	5	0.05	1	0.1	0.57129126380228	0.0
9	6	0.05	1	0.1	0.57990503284127	0.054794520547945
	7				0.69961006673355	0.04
	8				0.69356692732296	0.03921568627451
	9				0.81058965070881	0.0625
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.81569847561857	0.63565891472868
	2				0.91588616016639	0.83870967741936
10	3	0.05	1	1	0.82147226063618	0.63265306122449
	4				0.8354778481922	0.64516129032258
	5				0.95025831426328	0.91338582677165
	6				0.82837370316113	0.67289719626168
	7				0.98210183189094	0.95744680851064
	8				0.97294498078545	0.93617021276596
	9				0.99562404288792	0.98412698412698
	10				0.99563422693274	0.9795918367347
	1				0.82324277828041	0.64566929133858
	2				0.91588616016639	0.83870967741936
11	3	0.05	1	10	0.84430728639073	0.68627450980392
	4				0.8354778481922	0.64516129032258
	5				0.95025831426328	0.91338582677165

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	6				0.82837370316113	0.67289719626168
	7				0.98210183189094	0.95744680851064
	8				0.97294498078545	0.93617021276596
	9				0.99562404288792	0.98412698412698
	10				0.99563422693274	0.97959183673469
	1				0.82324277828041	0.64566929133858
	2				0.91588616016639	0.83870967741936
	3				0.84430728639073	0.68627450980392
	4				0.8354778481922	0.64516129032258
12	5	0.05	1	100	0.95025831426328	0.91338582677165
12	6				0.82837370316113	0.67289719626168
	7				0.98210183189094	0.95744680851064
	8				0.97294498078545	0.93617021276596
	9				0.99562404288792	0.98412698412698
	10				0.99563422693274	0.97959183673469
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
12	5	0.05		0.1	0.57129126380228	0.0
13	6	0.05	2	0.1	0.56998165104699	0.02777777777778
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.69356692732296	0.03921568627451
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
1.4	1	0.05		1	0.748432284252	0.04761904761905
14	2	0.05	2	1	0.731506369403	0.233333333333333333

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
Skenario	Tota	Threshold	Guillia		1 Kui usi	1 -1/1cusurc
	3				0.61847434312479	0.086956521739131
	4				0.65472343099437	0.147058823529412
	5				0.67973423932371	0.296296296296296
	6				0.69927839618824	0.367816091954023
	7				0.7952441357026	0.39344262295082
	8				0.81820314962147	0.484848484848485
	9				0.93605353382991	0.73469387755102
	10				0.97682694251491	0.88372093023256
	1				0.748432284252	0.04761904761905
	2	0.05	2	10	0.731506369403	0.2333333333333333
	3				0.6551796287066	0.191780821917808
	4				0.69800275629357	0.273972602739726
	5				0.73220596956785	0.431818181818
15	6				0.72815610500832	0.43956043956044
	7				0.83731260033541	0.53731343283582
	8				0.8632755164249	0.63013698630137
	9				0.94697731083557	0.7843137254902
	10				0.97682694251491	0.88372093023256
	1				0.748432284252	0.04761904761905
	2				0.731506369403	0.2333333333333333
	3				0.6551796287066	0.191780821917808
	4				0.69800275629357	0.273972602739726
16	5	0.05		100	0.73220596956785	0.431818181818
16	6	0.05	2	100	0.72815610500833	0.43956043956044
	7				0.83731260033541	0.53731343283582
	8				0.8632755164249	0.63013698630137
	9				0.94697731083557	0.7843137254902

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold		-	-	
	10				0.97682694251491	0.88372093023256
	1				0.97786712870193	0.93827160493827
17	2	0	0.01	0.1	0.98674014220257	0.97142857142857
	3				0.98669146446219	0.97674418604651
	4				1.0	1.0
	5				0.9956035674921	0.99280575539568
	6				0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.97786712870193	0.93827160493827
	2				0.98674014220257	0.97142857142857
	3				0.98669146446219	0.97674418604651
	4				1.0	1.0
10	5		0.01		0.9956035674921	0.99280575539568
18	6	0	0.01	1	0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.97807657241169	0.93975903614458
	2				0.99112988333253	0.98076923076923
19	3	0	0.01	10	0.99118942731278	0.984848484849
	4				1.0	1.0
	5				0.9956035674921	0.99280575539568
	6				0.99558612927224	0.99290780141844

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.9735682819383	0.9268292682927
	2				0.99112988333253	0.98076923076923
	3				0.98675415674524	0.97709923664122
	4				1.0	1.0
20	5		0.01	100	0.99122430082614	0.98571428571429
20	6	0	0.01	100	0.99558612927224	0.99290780141844
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				0.99555326080774	0.97872340425532
	1				0.75843312093337	0.093023255813954
	2				0.77193788171671	0.369230769230769
	3				0.70469978995892	0.32911392405063
	4				0.772481760043	0.32911392405063
21	5		0.1	0.1	0.75957115389296	0.5
21	6	0	0.1	0.1	0.76827308424619	0.5360824742268
	7				0.8686800542268	0.638888888888
	8				0.82502251573808	0.50746268656716
	9				0.90622600779472	0.59090909090909
	10				0.95068018869607	0.73684210526316
22	1	0	0.1	1	0.86918368948036	0.56140350877193
	2				0.92479923405033	0.82222222222
	3				0.95944091719289	0.92682926829268

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	4				0.95935693478145	0.9230769230769
	5				0.9866994416288	0.97777777777
	6				0.9595667706877	0.93233082706767
	7				0.98663068897748	0.9684210526316
	8				0.97294498078545	0.93617021276596
	9				0.98186022460669	0.93103448275862
	10				0.97187276604325	0.85714285714286
	1				0.86918368948036	0.56140350877193
	2				0.92983988378462	0.83516483516484
	3		0.1	10	0.95944091719289	0.92682926829268
	4	0			0.95497825800969	0.91525423728814
22	5				0.9866994416288	0.97777777777
23	6				0.9595667706877	0.93233082706767
	7				0.98663068897748	0.9684210526316
	8				0.97294498078545	0.93617021276596
	9				0.98186022460669	0.93103448275862
	10				0.97187276604325	0.85714285714286
	1				0.86918368948036	0.56140350877193
	2				0.92983988378462	0.83516483516484
	3				0.95944091719289	0.92682926829268
	4				0.95497825800969	0.91525423728814
24	5		0.1	100	0.9866994416288	0.9777777777778
24	6	0	0.1	100	0.9595667706877	0.93233082706767
	7				0.98663068897748	0.9684210526316
	8				0.97294498078545	0.93617021276596
	9				0.98186022460669	0.93103448275862

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	10				0.97187276604325	0.85714285714286
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
25	5		1	0.1	0.57129126380228	0.0
25	6	0	1	0.1	0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9			-	0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1		1	1	0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
26	5				0.57129126380228	0.0
26	6	0			0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
27	5		1	10	0.57129126380228	0.0
27	6	0	1	10	0.55982792928538	0.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
28	5		1	100	0.57129126380228	0.0
28	6	0	1	100	0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1			0.1	0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
20	5		2		0.57129126380228	0.0
29	6	0	2		0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
30	2	0	2	1	0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	4				0.60605924039794	0.0
	5				0.57129126380228	0.0
	6				0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3	0	2	10	0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
31	5				0.57129126380228	0.0
31	6				0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
32	5		2	100	0.57129126380228	0.0
32	6	0	2	100	0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.98696363900669	0.96470588235294
	2				0.98674014220257	0.97142857142857
	3				0.98675415674524	0.97709923664122
	4				1.0	1.0
22	5	0.01	0.01	0.1	0.9956035674921	0.99280575539568
33	6	0.01	0.01	0.1	0.99115455379941	0.99280575539568
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9			-	1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.98696363900669	0.96470588235294
	2				0.99112988333253	0.98076923076923
	3				0.98675415674524	0.97709923664122
	4				1.0	1.0
24	5	0.01		1	1.0	1.0
34	6	0.01	0.01	1	0.99115455379941	0.98571428571428
	7				0.99112226105218	0.979166666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.97807657241169	0.93975903614458
	2				0.99558004740086	0.99047619047619
	3				0.99118942731278	0.984848484849
	4				1.0	1.0
25	5	0.01	0.01	10	0.99118942731278	0.98571428571429
35	6	0.01	0.01	10	0.99558612927224	0.99290780141844

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.9735682819383	0.9268292682927
	2				0.99112988333253	0.98076923076923
36	3	0.01	0.01	100	0.99558471891508	0.99236641221374
	4				1.0	1.0
	5				0.99122430082614	0.98571428571429
	6				0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.979166666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.80344483988339	0.29166666666667
	2				0.86501355043774	0.65822784810127
	3				0.8484747315371	0.6930693069307
	4				0.86936097965446	0.72727272727273
27	5	0.01	0.1	0.1	0.86597312123385	0.74545454545455
37	6	0.01	0.1	0.1	0.83957201773361	0.69724770642202
	7				0.93936070327275	0.84705882352941
	8				0.89778352757486	0.73417721518987
	9				0.95743104212704	0.83018867924528
	10				0.96157398540084	0.8
	1				0.95366937271677	0.88172043010753
38	2	0.01	0.1	1	0.97299932800717	0.94
	3				0.9911488468023	0.98461538461539

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	4				0.98668286255643	0.9756097560976
	5				1.0	1.0
	6				0.98223500194363	0.97101449275362
	7				0.99112226105218	0.97959183673469
	8				0.99112427230953	0.97959183673469
	9				1.0	1.0
	10				0.97682694251491	0.88372093023256
	1				0.95366937271677	0.88172043010753
	2				0.97758435413496	0.95049504950495
	3	0.01	0.1	10	0.9911488468023	0.98461538461539
	4				0.9911450730124	0.98387096774194
	5				1.0	1.0
39	6				0.98223500194363	0.97101449275362
	7				0.99112226105218	0.97959183673469
	8				0.99112427230953	0.97959183673469
	9				1.0	1.0
	10				0.97682694251491	0.88372093023256
	1				0.95366937271677	0.88172043010753
	2				0.97758435413496	0.95049504950495
	3				0.9911488468023	0.98461538461539
	4				0.9911450730124	0.98387096774194
40	5	0.01	0.1	100	1.0	1.0
40	6	0.01	0.1	100	0.98223500194363	0.97101449275362
	7				0.99112226105218	0.97959183673469
	8				0.99112427230953	0.97959183673469
	9				1.0	1.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	10				0.97682694251491	0.88372093023256
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3	•			0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
	5				0.57129126380228	0.0
41	6	0.01	1	0.1	0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9			-	0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1		1	1	0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
12	5				0.57129126380228	0.0
42	6	0.01			0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.748432284252	0.04761904761905
	2				0.67551966062979	0.037037037037037
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
42	5			10	0.57129126380228	0.0
43	6	0.01	1	10	0.55982792928538	0.0

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.69356692732296	0.03921568627451
	9				0.81058965070881	0.0625
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.748432284252	0.04761904761905
	2				0.67551966062979	0.037037037037037
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
4.4	5	0.01	1	100	0.57129126380228	0.0
44	6	0.01	1	100	0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.69356692732296	0.03921568627451
	9				0.81058965070881	0.0625
	10				0.84436020899498	0.0
	1			0.1	0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
45	5	0.01	2		0.57129126380228	0.0
45	6	0.01	2		0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1		2		0.73804012757197	0.0
46	2	0.01		1	0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	4				0.60605924039794	0.0
	5				0.57129126380228	0.0
	6				0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2		2	10	0.66520922363694	0.0
45	3	0.01			0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
	5				0.57129126380228	0.0
47	6				0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
48	5	0.01	2	100	0.57129126380228	0.0
40	6	0.01	2	100	0.55982792928538	0.0
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.68323374187639	0.0
	9				0.80015829870549	0.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.99561531448234	0.98795180722892
	2				0.9609564098461	0.91891891891892
	3				0.99118942731278	0.984848484849
	4				1.0	1.0
40	5				0.98686140042648	0.97872340425532
49	6	0.1	0.1	0.1	0.99118942731278	0.98591549295775
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9			-	1.0	1.0
	10	-			1.0	1.0
	1		0.1	1	1.0	1.0
	2				0.97774692505457	0.95145631067961
	3				0.99558471891508	0.99236641221374
	4				1.0	1.0
50	5	0.1			0.9956035674921	0.99280575539568
50	6	0.1			0.99558612927224	0.99290780141844
	7				0.99112226105218	0.979166666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.99561531448234	0.98795180722892
	2				0.9779002370043	0.95238095238095
	3				0.99118942731278	0.984848484849
	4				0.99560532139157	0.99212598425197
£1	5	0.1	0.1	10	1.0	1.0
51	6	0.1	0.1	10	0.99560532139157	0.99212598425197

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.99561531448234	0.98795180722892
	2				0.9779002370043	0.95238095238095
	3				0.99118942731278	0.984848484849
	4				0.99560532139157	0.99212598425197
50	5	0.1	0.1	100	1.0	1.0
52	6	0.1	0.1	100	0.99558612927224	0.99290780141844
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				1.0	1.0
	2				0.98664815503274	0.9708737864078
	3				0.9911488468023	0.98461538461539
	4				1.0	1.0
52	5	0.1	0.01	0.1	0.9956035674921	0.99280575539568
53	6	0.1	0.01	0.1	0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1	0.1	0.01	1	1.0	1.0
54	2				0.98664815503274	0.9708737864078
	3				0.9911488468023	0.98461538461539

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	4				1.0	1.0
	5				0.99122430082614	0.98571428571428
	6				0.99558612927224	0.99290780141844
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.99561531448234	0.98795180722892
	2				0.99558004740086	0.99047619047619
	3	0.1	0.01	10	0.9911488468023	0.98461538461539
	4				0.99560532139157	0.99212598425197
	5				0.99122430082614	0.98571428571429
55	6				0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99112226105218	0.97916666666667
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.99127050272425	0.97619047619048
	2				0.98225976666505	0.96153846153846
	3				0.98669146446219	0.97674418604651
	4				0.99560532139157	0.99212598425197
56	5	0.1	0.01	100	0.9956035674921	0.99280575539568
56	6	0.1	0.01	100	0.99115455379941	0.98571428571429
	7				0.99557817586365	0.98969072164949
	8				0.99561028222228	0.990099009901
	9				1.0	1.0

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	10				1.0	1.0
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
_	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
57	5	0.1		0.1	0.57129126380228	0.0
57	6	0.1	1	0.1	0.59909910538204	0.106666666666667
	7				0.71328079933157	0.113207547169811
	8				0.69961006673355	0.04
	9				0.8639355080347	0.36842105263158
	10	-			0.89859945141717	0.4
	1		1	1	0.93764170821151	0.84536082474227
	2				0.90782070501636	0.82539682539683
	3				0.94831604376865	0.91666666666667
	4				0.95264649385198	0.91970802919708
50	5				0.94820774402968	0.92
58	6	0.1			0.99122219064311	0.9861111111111
	7				0.99561075794866	0.9898989899
	8				0.98692012690559	0.9708737864078
	9				0.991304501299	0.96875
	10				0.99563422693274	0.97959183673469
	1				0.93764170821151	0.84536082474227
	2				0.90782070501636	0.82539682539683
	3				0.94831604376865	0.91666666666667
	4			1.0	0.96111471697071	0.93333333333333
50	5				0.94820774402968	0.92
59	6	0.1	1	10	0.99122219064311	0.9861111111111

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	7				0.99561075794866	0.9898989899
	8				0.98692012690559	0.9708737864078
	9				0.991304501299	0.96875
	10				0.99563422693274	0.97959183673469
	1				0.93764170821151	0.84536082474227
	2				0.90782070501636	0.82539682539683
	3				0.94831604376865	0.91666666666667
	4				0.95687407204591	0.92647058823529
60	5	0.1	1	100	0.94820774402968	0.92
60	6	0.1	1	100	0.99122219064311	0.9861111111111
	7				0.99561075794866	0.9898989899
	8				0.98692012690559	0.9708737864078
	9				0.991304501299	0.96875
	10				0.99563422693274	0.97959183673469
	1				0.73804012757197	0.0
	2				0.66520922363694	0.0
	3				0.58860529542668	0.0
	4				0.60605924039794	0.0
61	5	0.1			0.57129126380228	0.0
61	6	0.1	2	0.1	0.58960778538798	0.081081081081081
	7				0.689269592647	0.0
	8				0.69356692732296	0.03921568627451
	9				0.80015829870549	0.0
	10				0.84436020899498	0.0
	1				0.81159559271579	0.3265306122449
62	2	0.1	2	1	0.77947420065591	0.39393939394
	3				0.69355638580643	0.30379746835443

Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	4				0.73698061241411	0.38461538461539
	5				0.76615688267436	0.51612903225807
	6				0.76182587634025	0.52083333333333
	7				0.85021147530245	0.57971014492754
	8				0.88093581972553	0.68421052631579
	9				0.95225920549742	0.80769230769231
	10				0.98166385027887	0.90909090909091
	1				0.81159559271579	0.3265306122449
	2				0.77947420065591	0.3939393939394
	3	0.1	2	10	0.69355638580643	0.30379746835443
	4				0.73698061241411	0.38461538461539
62	5				0.76615688267436	0.51612903225807
63	6				0.76182587634025	0.52083333333333
	7				0.85021147530245	0.57971014492754
	8				0.88093581972553	0.68421052631579
	9				0.95225920549742	0.80769230769231
	10				0.98166385027887	0.90909090909091
	1				0.98166385027887	0.90909090909091
	2				0.77947420065591	0.3939393939394
	3				0.69355638580643	0.30379746835443
	4				0.73698061241411	0.38461538461539
	5			100	0.76615688267436	0.51612903225807
64	6	0.1	2	100	0.76182587634025	0.52083333333333
	7				0.85021147530245	0.57971014492754
	8				0.88093581972553	0.68421052631579
	9				0.95225920549742	0.80769230769231

 Tabel A-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine (Lanjutan)

Skenario	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
		Threshold				
	10				0.98166385027887	0.90909090909091

LAMPIRAN B PENGUJIAN SVM TANPA SU

Tabel B-1 Hasil Pengujian Support Vector Machine tanpa Seleksi Fitur

Skenario	Fold	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
	1			0.706394143560508	0.1750000000000000000
	2			0.7450100515210871	0.2857142857142857
	3			0.6856240581988075	0.28205128205128205
	4			0.7443362144277774	0.4050632911392405
1	5	0.01	0.1	0.7977010578268009	0.6019417475728155
	6	0.01	0.1	0.7809067908093782	0.5656565656565656
	7			0.902941904535306	0.7435897435897436
	8			0.893560507903602	0.725
	9			0.9539192184965102	0.8214285714285714
	10			0.9718727660432462	0.8571428571428571
	1			0.6679473861609667	0.37037037037037035
	2			0.779300276611003	0.46511627906976744
	3			0.7507164938205767	0.49504950495049505
	4			0.8055647296816942	0.5806451612903225
2	5	0.01	1	0.8743794737921021	0.7846153846153846
2	6	0.01	1	0.8710633405247586	0.7741935483870968
	7			0.9249751954597769	0.8095238095238094
	8			0.936871621832724	0.8510638297872342
	9			0.9823788546255506	0.9354838709677419
	10			0.973058462994468	0.8695652173913043
	1			0.75880883630766	0.4271844660194175
	2	0.01		0.8339300777954822	0.6170212765957447
3	3		10	0.8707085744338943	0.7716535433070867
	4			0.9045654631652634	0.8173913043478261
	5			0.9469140993609646	0.9117647058823529

Tabel B-1 Hasil Pengujian *Support Vector Machine* tanpa Seleksi Fitur (Lanjutan)

Skenario	Fold	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
	6			0.9189325327038409	0.8636363636363635
	7			0.9777178149624733	0.9473684210526316
	8			0.9556213615476383	0.8979591836734694
	9			0.9866926283258093	0.9508196721311476
	10			0.9910194876648226	0.9565217391304348
	1			0.7844773508076696	0.46938775510204084
	2			0.7933222549951012	0.5263157894736842
	3			0.880223180159662	0.7906976744186046
	4			0.9184599564774607	0.8448275862068966
4	5	0.01	100	0.9289039384574922	0.8805970149253731
4	6	0.01	100	0.9232411155338999	0.8702290076335878
	7			0.9733667831565477	0.93750000000000001
	8			0.9688157019472488	0.9278350515463918
	9			0.9866926283258093	0.9508196721311476
	10			0.9910194876648226	0.9565217391304348
	1			0.7584331209333733	0.09302325581395349
	2			0.7284351282858412	0.22950819672131148
	3			0.6184743431247932	0.08695652173913045
	4			0.7140590238629364	0.32
5	5	0.1	0.1	0.7285637084957544	0.42696629213483145
5	6	0.1	0.1	0.7381822726278626	0.46808510638297873
	7			0.8502114753024541	0.5797101449275363
	8			0.8182031496214703	0.48484848484848486
	9			0.9245938138992782	0.6808510638297872
	10			0.9615739854008385	0.8
	1			0.7769722292180169	0.30303030303030304
6	2	0.1	1	0.7483581106474648	0.346666666666666
	3			0.7483278525780233	0.48484848484849

Tabel B-1 Hasil Pengujian *Support Vector Machine* tanpa Seleksi Fitur (Lanjutan)

Skenario	Fold	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
	4			0.7909938778928126	0.5393258426966292
	5			0.8356269411199044	0.6956521739130435
	6			0.8517194084228509	0.7256637168141593
	7			0.9071838683670153	0.7674418604651163
	8			0.9208412994525437	0.8045977011494254
	9			0.959494994078713	0.8474576271186439
	10			0.977766304038682	0.8936170212765957
	1			0.7892524167676604	0.36619718309859156
	2			0.7539701300096701	0.4
	3			0.7604923175923188	0.5148514851485148
	4		10	0.8016267274866957	0.574468085106383
	5	0.1		0.8573286578893308	0.743801652892562
7	6			0.8872972021631769	0.7966101694915254
	7			0.9172827064608678	0.7954545454545455
	8			0.9308328683045174	0.8314606741573033
	9			0.9680046830866712	0.8771929824561403
	10			0.9820389753296455	0.9130434782608695
	1			0.7892524167676604	0.36619718309859156
	2			0.7539701300096701	0.4
	3			0.7604923175923188	0.5148514851485148
	4			0.8016267274866957	0.574468085106383
0	5	0.1	100	0.8573286578893308	0.743801652892562
8	6	0.1	100	0.8770317484429591	0.7758620689655172
	7			0.9172827064608678	0.7954545454545455
	8			0.9308328683045174	0.8314606741573033
	9			0.9680046830866712	0.8771929824561403
	10			0.9820389753296455	0.9130434782608695
9	1	1	0.1	0.748432284251967	0.047619047619047616

Tabel B-1 Hasil Pengujian *Support Vector Machine* tanpa Seleksi Fitur (Lanjutan)

Skenario	Fold	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
	2			0.6755196606297926	0.037037037037037035
	3			0.5886052954266768	0.0
	4			0.6162861459392296	0.03125
	5			0.5712912638022769	0.0
	6			0.5598279292853774	0.0
	7			0.6996100667335455	0.03999999999999999
	8			0.6832337418763902	0.0
	9			0.8105896507088127	0.0625
	10			0.8443602089949799	0.0
	1			0.748432284251967	0.047619047619047616
	2			0.7138635327910734	0.1724137931034483
	3	1	1	0.6980027562935659	0.27397260273972607
	4			0.6980027562935659	0.27397260273972607
10	5			0.6797342393237091	0.29629629629634
10	6			0.6917546758840638	0.3488372093023256
	7			0.8098866693456415	0.444444444444445
	8			0.7577990139892008	0.2758620689655173
	9			0.9062260077947195	0.5909090909090909
	10			0.9390847964926333	0.6666666666666666666666666666666666666
	1			0.748432284251967	0.047619047619047616
	2			0.7138635327910734	0.1724137931034483
	3			0.6087579401896112	0.05882352941176471
	4			0.6980027562935659	0.27397260273972607
	5	1	10	0.7104964918527132	0.37647058823529417
11	6	1	10	0.6992783961882386	0.36781609195402304
	7			0.8098866693456415	0.444444444444445
	8			0.7968526873176648	0.41269841269841273
	9			0.9062260077947195	0.5909090909090909

Tabel B-1 Hasil Pengujian *Support Vector Machine* tanpa Seleksi Fitur (Lanjutan)

Skenario	Fold	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
	10			0.9390847964926333	0.6666666666666666666666666666666666666
	1			0.748432284251967	0.047619047619047616
	2			0.7138635327910734	0.1724137931034483
	3			0.6087579401896112	0.05882352941176471
	4			0.6980027562935659	0.27397260273972607
10	5		100	0.7104964918527132	0.37647058823529417
12	6	1	100	0.6992783961882386	0.36781609195402304
	7			0.8098866693456415	0.444444444444445
	8			0.7968526873176648	0.41269841269841273
	9			0.9062260077947195	0.5909090909090909
	10			0.9390847964926333	0.6666666666666666666666666666666666666
	1			0.7380401275719725	0.0
	2			0.6652092236369428	0.0
	3			0.5886052954266768	0.0
	4			0.6060592403979405	0.0
10	5		0.1	0.5712912638022769	0.0
13	6	2	0.1	0.5598279292853774	0.0
	7			0.689269592646979	0.0
	8			0.6832337418763902	0.0
	9			0.8001582987054915	0.0
	10			0.8443602089949799	0.0
	1			0.748432284251967	0.047619047619047616
	2			0.695239096679116	0.10714285714285715
	3			0.5886052954266768	0.0
	4			0.6262541824957598	0.06153846153846154
14	5	2	1	0.6289698139086164	0.16
14	6			0.62638941962215	0.17948717948717946
	7			0.7378593571545115	0.1851851851851852

Tabel B-1 Hasil Pengujian *Support Vector Machine* tanpa Seleksi Fitur (Lanjutan)

Skenario	Fold	Gamma	C	Akurasi	F-Measure
	8			0.6935669273229563	0.0392156862745098
	9			0.8559623547738783	0.3243243243243243
	10			0.8737873426253581	0.2222222222222
	1			0.748432284251967	0.047619047619047616
	2			0.695239096679116	0.10714285714285715
	3			0.5886052954266768	0.0
	4			0.6454616919840235	0.11940298507462686
1.5	5		10	0.6289698139086164	0.16
15	6	2	10	0.635117827468912	0.20253164556962025
	7			0.7378593571545115	0.1851851851851852
	8			0.70357632373544	0.07692307692307693
	9			0.863935508034743	0.3684210526315789
	10			0.8824961516529426	0.2857142857142857
	1			0.748432284251967	0.047619047619047616
	2			0.695239096679116	0.10714285714285715
	3			0.5886052954266768	0.0
	4			0.6454616919840235	0.11940298507462686
16	5		100	0.6289698139086164	0.16
16	6	2	100	0.635117827468912	0.20253164556962025
	7			0.7378593571545115	0.1851851851851852
	8			0.70357632373544	0.07692307692307693
	9			0.863935508034743	0.3684210526315789
	10			0.8824961516529426	0.2857142857142857

LAMPIRAN C PENGUJIAN JUMLAH DATA

Tabel C-1 Hasil Pengujian Jumlah Data Film pada Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur

Jumlah	Fold	SU	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
Data		Threshold				
Film						
Awal						
	1				0.9900990099009901	0.9803921568627451
	2				0.9900426777371616	0.98181818181818
	3				1.0	1.0
	4				1.0	1.0
4544	5	0.1	0.01	0.1	0.9900990099009901	0.9846153846153847
4344	6	0.1	0.01	0.1	0.9900388291330082	0.9811320754716981
	7				1.0	1.0
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				0.9889564800279086	0.9821428571428572
	2		0.01		1.0	1.0
	3				1.0	1.0
	4				0.9944901221706217	0.9906542056074767
4044	5	0.1			0.9944601540724722	0.9906542056074767
4044	6	0.1	0.01	0.1	0.9944457235333551	0.9859154929577464
	7				1.0	1.0
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
2544	1	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0
3544	2	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0

Tabel C-1 Hasil Pengujian Jumlah Data Film pada Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur (Lanjutan)

Jumlah	Fold	Fold	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
Data						
Film						
Awal						
	3				1.0	1.0
	4				1.0	1.0
	5				0.9900990099009901	0.9846153846153847
	6				1.0	1.0
	7				0.9937587497954038	0.9863013698630138
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				1.0	1.0
	2				1.0	1.0
	3				1.0	1.0
	4				0.9929340155624851	0.988235294117647
3044	5	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0
3044	6				1.0	1.0
	7				0.9929065530978898	0.9811320754716981
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				1.0	1.0
	2				1.0	1.0
	3				1.0	1.0
	4				1.0	1.0
2544	5	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0
<i>43</i> 44	6	0.1			1.0	1.0
	7				1.0	1.0

Tabel C-1 Hasil Pengujian Jumlah Data Film pada Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur (Lanjutan)

Jumlah	Fold	Fold	Gamma	С	Akurasi	F-Measure
Data						
Film						
Awal						
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				1.0	1.0
	2				1.0	1.0
	3				1.0	1.0
	4				1.0	1.0
2044	5	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0
2044	6	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0
	7				1.0	1.0
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0
	1				1.0	1.0
	2				1.0	1.0
	3				1.0	1.0
	4				1.0	1.0
1544	5	0.1	0.01	0.1	1.0	1.0
1544	6 0.1	U.1	0.01	0.1	1.0	1.0
	7				1.0	1.0
	8				1.0	1.0
	9				1.0	1.0
	10				1.0	1.0