

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

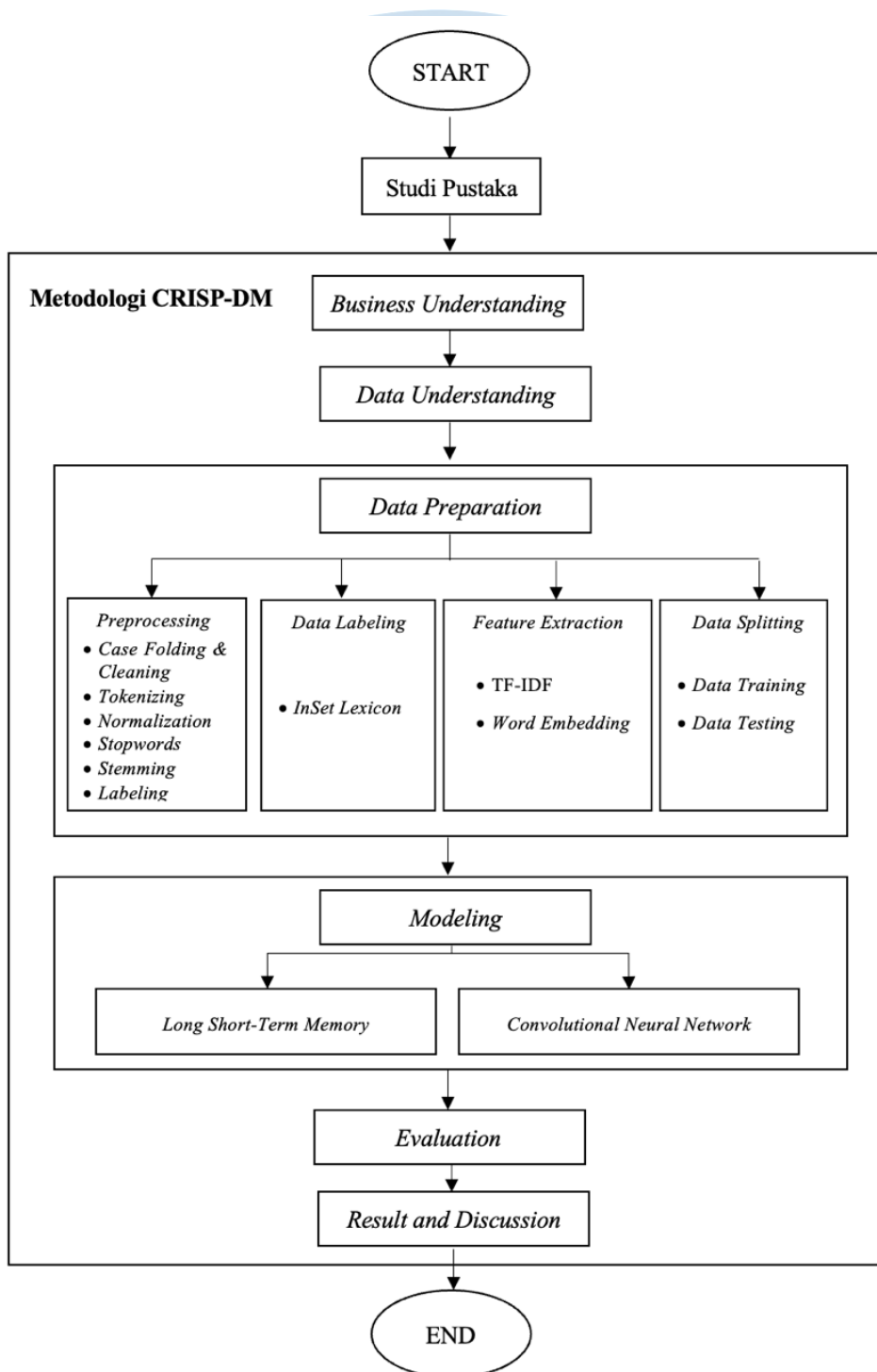
#### 3.1 Gambaran Umum Objek Penelitian

Opini atau sentimen masyarakat Indonesia terhadap kinerja pemerintahan Joko Widodo khususnya prioritas kinerja pemerintahan Jokowi yang meliputi pembangunan SDM, pembangunan infrastruktur, kendala regulasi, reformasi birokrasi dan transformasi ekonomi, kemudian para menteri-menteri menjadi objek pembelajaran penelitian ini dengan sumber data tersebut dari media sosial X. Salah satu cara yang dapat diimplementasikan dalam analisis atau memproses opini-opini adalah analisis sentimen. Analisis sentimen menggunakan pendapat masyarakat untuk mengetahui hasil sentimen, proses algoritma klasifikasi digunakan untuk membuat model klasifikasi sentimen. Data yang diambil mulai dari periode pertama Jokowi, yaitu Oktober 2014 hingga April 2024 berdasarkan *keyword* dari prioritas kerja Jokowi, seperti "Pembangunan SDM", "Pembangunan Infrastruktur", "Pemangkasan Kendala Regulasi", "Transformasi Ekonomi", "Penyederhanaan Birokrasi". *Keyword* lainnya juga digunakan untuk mendukung respon pada kinerja pemerintah, seperti "Presiden Jokowi", "Kerja Jokowi", "Prestasi Jokowi", "Proyek Jokowi", "Pemerintahan Jokowi", "Menteri Jokowi", "Kinerja Jokowi", "Kinerja Pemerintah", "Kabinet Jokowi", "Kabinet Indonesia Maju", "Menuju Indonesia Maju", "NKRI Membangun", "Kerja Menteri", "Ibu Kota Nusantara", "Hukum Indonesia", "Politik Indonesia", "Pendidikan Indonesia", "Ekonomi Indonesia", "Komisi Pemberantasan Korupsi", "Kesejahteraan Rakyat", "Kartu Indonesia Sehat", dan "Kartu Indonesia Pintar". Pencarian referensi jurnal penelitian yang berhubungan dengan topik penelitian dilakukan dan pengumpulan data *tweet* dengan cara mengambil data langsung (*web scraping*) menggunakan *Tweet-harvest*. Jumlah data yang terkumpul dari *scraping* mandiri sebanyak 35,714 *tweet*.

Pada Gambar 3.1 menunjukkan alur penelitian sebagai gambaran tahapan penelitian dari awal hingga akhir. Proses penelitian berdasarkan metodologi CRISP-DM, diawali dengan tahap *business understanding* untuk menentukan permasalahan yaitu Menganalisis sentimen publik terhadap pemerintahan Jokowi di media sosial X. Tahap kedua, *data understanding* atau pemahaman data dan pengumpulan data dengan menentukan *keyword* yang digunakan. Tahap berikutnya *data preparation*, terdiri dari *preprocessing*, *labeling*, *features extraction*, *split data*. Pada tahap *modeling* menggunakan dua metode untuk dibandingkan performanya. Kemudian tahap evaluasi menggunakan confusion matrix dengan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* untuk menilai kinerja model. Deployment diganti dengan *result and discussion* untuk mendiskusikan hasil evaluasi model, kekuatan, dan kelemahan dari pendekatan model dengan fitur. Perbandingan dengan penelitian terdahulu: membandingkan hasil penelitian ini dengan penelitian-penelitian sebelumnya yang melakukan analisis sentimen pada media sosial X.

UMMN

UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA



Gambar 3.1 Alur Penelitian

### 3.2 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan penelitian jenis kualitatif yakni dengan cara mengumpulkan data melalui media sosial X. Dalam bagian ini dijelaskan langkah-langkah yang dilakukan untuk melakukan penelitian tentang analisis sentimen terkait pemerintahan Joko Widodo dengan menggunakan metode klasifikasi LSTM dan CNN dengan ekstraksi fitur TF-IDF dan *Word Embedding* dan tujuh *optimizer* dilanjutkan evaluasi model menggunakan *Confusion Matrix* untuk didapatkan nilai *recall*, *precision*, *accuracy* dan *f1-score* dari kedua model tersebut. Alasan pemilihan metode klasifikasi dan evaluasi model telah dijelaskan pada bagian pendahuluan yang didasarkan jurnal atau penelitian sebelumnya.

### 3.3 Teknik Pengumpulan Data

Penelitian dilakukan terhadap opini masyarakat Indonesia di media sosial X tentang pemerintahan Joko Widodo. Data yang diperoleh dikategorikan menjadi sentimen positif dan negatif. Metode *web scraping* menggunakan *software Tweet-harvest*. Batasan yang didapat per proses hanya mencapai 2500 *tweet*, sehingga perlu membuat beberapa akun dan membutuhkan beberapa hari agar data tercukupi. *Tweet-harvest* akan membuka Chromium browser dan menavigasi ke halaman pencarian X. Kemudian, akan memasukkan parameter pencarian dan mengumpulkan *tweet* yang dihasilkan dalam bentuk file CSV.

Data yang diambil mulai dari Oktober 2014 hingga April 2024 berdasarkan *keyword* dari prioritas kerja Jokowi, seperti "Pembangunan SDM", "Pembangunan Infrastruktur", "Pemangkasan Kendala Regulasi", "Transformasi Ekonomi", "Penyederhanaan Birokrasi". *Keyword* lainnya juga digunakan untuk mendukung respon pada kinerja pemerintah, seperti "Presiden Jokowi", "Kerja Jokowi", "Prestasi Jokowi", "Proyek Jokowi", "Pemerintahan Jokowi", "Menteri Jokowi", "Kinerja Jokowi", "Kinerja Pemerintah", "Kabinet Jokowi", "Kabinet Indonesia Maju", "Menuju Indonesia Maju", "NKRI Membangun", "Kerja Menteri", "Ibu Kota Nusantara", "Hukum Indonesia", "Politik Indonesia", "Pendidikan Indonesia",

"Ekonomi Indonesia", "Komisi Pemberantasan Korupsi", "Kesejahteraan Rakyat", "Kartu Indonesia Sehat", dan "Kartu Indonesia Pintar". *Web scraping* menggunakan *Tweet-harvest* berlangsung selama 10 hari dan total data yang terkumpul sebanyak 35,714 *tweet*.

### **3.4 Teknik Analisis Data**

Penelitian ini menggunakan teknik analisis data kualitatif karena berfokus pada mengevaluasi pendapat masyarakat tentang pemerintahan Joko Widodo. Dalam melakukan analisis data ini memanfaatkan bahasa pemrograman Python, data *tweet* yang diperoleh akan melalui tahap *preprocessing* terdahulu. Salah satu tahap *preprocessing*, yaitu *normalization* pada penelitian ini menggunakan tiga kamus bahasa tidak baku Indonesia dan pada tahap *labeling* menggunakan kamus *InSet Lexicon*. Selanjutnya dilakukan pembobotan kata atau *features extraction* dengan membandingkan penggunaan TF-IDF dan *Word Embedding* pada model *Long Short-Term Memory* dan *Convolutional Neural Network* serta membandingkan penggunaan *optimizer Adam, RMSprop, SGD, Adagrad, Adadelta, Adamax*, dan *Nadam* untuk mendapatkan hasil terbaik. Penelitian ini menggunakan model CRISP-DM, yang terdiri dari langkah-langkah berikut:

#### **3.4.1 Business Understanding**

Pada tahapan *business understanding*, akan dicari arah dan tujuan serta strategi awal pada penelitian ini, berdasarkan hal tersebut maka dapat diidentifikasi bahwa arah dan tujuan pada penelitian ini adalah melakukan klasifikasi sentimen tentang pemerintahan Joko Widodo menggunakan metode LSTM dan CNN. Data yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari X tentang pemerintahan Joko Widodo melalui *scraping* mandiri.

#### **3.4.2 Data Understanding**

Data kualitatif dari media sosial X digunakan untuk penelitian ini dikumpulkan melalui teknik *web scraping* mandiri. Periode data yang diambil

mulai dari Oktober 2014 hingga April 2024, berdasarkan *keyword* prioritas kerja pemerintahan Joko Widodo, seperti "Pembangunan SDM", "Pembangunan Infrastruktur", "Pemangkasan Kendala Regulasi", "Transformasi Ekonomi", "Penyederhanaan Birokrasi". *Keyword* lainnya juga digunakan untuk mendukung respon pada kinerja pemerintah, seperti "Presiden Jokowi", "Kerja Jokowi", "Prestasi Jokowi", "Proyek Jokowi", "Pemerintahan Jokowi", "Menteri Jokowi", "Kinerja Jokowi", "Kinerja Pemerintah", "Kabinet Jokowi", "Kabinet Indonesia Maju", "Menuju Indonesia Maju", "NKRI Membangun", "Kerja Menteri", "Ibu Kota Nusantara", "Hukum Indonesia", "Politik Indonesia", "Pendidikan Indonesia", "Ekonomi Indonesia", "Komisi Pemberantasan Korupsi", "Kesejahteraan Rakyat", "Kartu Indonesia Sehat", dan "Kartu Indonesia Pintar". Hasil dari proses *crawling* ini berupa file CSV per-*keyword*, dan akan disatukan keseluruhan data menggunakan kode Python ke dalam format XLSX.

### 3.4.3 *Data Preparation*

Setelah prosedur pengumpulan data selesai, langkah selanjutnya adalah menyiapkan data sebelum digunakan. Data akan mengalami proses identifikasi, pemilihan data, pemurnian data, dan transformasi data pada saat ini dalam proses.

#### 3.4.3.1 *Data Preprocessing*

Pada titik ini, data yang diperoleh akan menjalani beberapa tingkat pemrosesan teks, termasuk *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *normalization*, *stopwords*, *stemming*, *labeling*. Pemrosesan data bertujuan untuk meningkatkan organisasi dan efisiensi data yang diterima, memfasilitasi analisis dan manipulasi lebih lanjut. Tahap *preprocessing* terdiri dari berbagai tahap, seperti yang dijelaskan di bawah:

##### a) *Cleaning*

Pada tahap pembersihan, yang melibatkan menyingkirkan tata bahasa, huruf kapital, simbol, dan angka yang sering digunakan orang dalam *tweet* pengguna X, tujuannya adalah untuk menyingkirkan karakter yang tidak memiliki arti, seperti sebutan, tagar, tautan, dan karakter lain yang membuat data tidak efektif.

**b) *Case Folding***

Tujuan dari langkah ini adalah untuk membuat teks lebih seragam dengan mengubah semua huruf dalam ulasan menjadi huruf kecil. Kami hanya menerima huruf 'a' hingga 'z'.

**c) *Tokenizing***

Pada langkah ini, kalimat atau berkas dipecah menjadi kata-kata yang membentuk kalimat. Hal ini adalah tugas dari tahap *tokenizing* untuk mengubah setiap spasi dalam teks tersebut menjadi sebuah kata, yang kemudian akan membuat kata-kata yang dapat dibagi.

**d) *Normalization***

Koreksi kata non-standar, juga dikenal sebagai normalisasi bahasa, adalah prosedur yang digunakan untuk mengubah kata-kata non-standar menjadi padanan standar mereka, seperti yang didefinisikan oleh Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI). Misalnya, "utk" akan diubah menjadi "untuk" dan "yg" akan diubah menjadi "yang".

**e) *Stopwords***

Pada langkah ini, kata-kata yang tidak bermakna dikeluarkan, sama halnya yang ditemukan selama proses tokenisasi. Pada titik ini, pemfilteran akan menghilangkan karakter khusus yang tidak diperlukan, seperti emoji, tautan URL, dan nama pengguna. "yang", "dan", "d", "dari", dan kata-kata lain dari contoh *stopwords*.

**f) *Stemming***



Dalam sistem pencarian informasi, *stemming* adalah proses yang menggunakan aturan tertentu untuk mengubah kata-kata dalam dokumen ke kata-kata akarnya (root word). Proses *stemming* bahasa Indonesia memiliki struktur imbuhan yang kompleks atau rumit, sehingga lebih sulit untuk diolah.

**g) *Sentiment Labeling***

Langkah selanjutnya adalah memberi nama setiap bagian data setelah langkah pembersihan data. Dalam karya ini, *InSet Lexicon* digunakan untuk memberi label pada data. Metode berbasis leksikon memerlukan kamus leksikon yang terdapat bobot atau nilainya. Kamus leksikon adalah cara untuk mengurutkan data teks yang telah diterjemahkan ke dalam bahasa Indonesia. menggunakan kamus kata-kata opini untuk mencari tahu suasana kelas seperti apakah yang positif dan negatif.

*InSet Lexicon* digunakan sebagai kamus kata kunci untuk karya ini. Tujuan pelabelan data adalah untuk menetapkan sebutan positif dan negatif untuk semua data yang telah mengalami prapemrosesan. Dalam membangun model, formasi pelabelan ini akan berfungsi sebagai dasar untuk algoritma klasifikasi. Prosedur pelabelan data menggunakan metode Berbasis Leksikon karena kepraktisan, kesederhanaan, dan kesesuaiannya dalam analisis sentimen yang memanfaatkan data media sosial X.

**3.4.3.2 *Feature Extraction***

*Feature Extraction* perlu dilakukan untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang lebih maksimal. Pemodelan melakukan *term weighting* atau pembobotan setiap dokumen. *Term weight* adalah pembobotan kata untuk menilai kata yang terkandung dalam sebuah dokumen. Metode yang digunakan adalah TF-IDF dan *Word Embedding*.



### 3.4.3.3 *Data Splitting*

Data akan dibagi menjadi dua kelompok: data pelatihan dan data pengujian, setelah persiapan selesai. 80% dari *data split* akan digunakan untuk pelatihan dan 20% akan digunakan untuk pengujian dalam penelitian ini. Proporsi tersebut terkenal dan membagi data menjadi beberapa kelompok, jadi persentase ini digunakan [70].

### 3.4.4 *Modeling*

Tahap ini untuk menghasilkan sentimen analisis, penelitian ini menggunakan pemodelan data yang menggunakan metode pengklasifikasian data X, oleh *Long Short-Term Memory* dan *Convolutional Neural Network*. Dalam melakukan proses pengklasifikasian ini, data dari proses preprocessing dan pembobotan kata dengan TF-IDF dan *Word Embedding* harus digunakan. Setelah pelatihan berhasil dilakukan, data akan digunakan untuk proses pengujian untuk menguji ketepatan klasifikasi.

LSTM dan CNN merupakan metode paling populer dibandingkan dengan metode *machine learning* maupun *deep learning* lainnya pada analisis sentimen dengan akurasi terbaik LSTM mencapai 99.59% dan rata-rata akurasi 89% [49]. Adapun perbandingan keunggulan dan kelemahan metode *deep learning* yang menguatkan alasan pemilihan metode LSTM dan CNN dibanding metode lainnya yang dimuat pada Tabel 3.1 berikut [50] [51] [52]:

Tabel 3. 1 Perbandingan Algoritma *Deep Learning*

LSTM	CNN	RNN	BERT
<b>Keunggulan</b>			

<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mengatasi <i>vanishing gradient</i></li> <li>• Memori jangka panjang</li> <li>• Pemahaman konteks secara mendalam</li> <li>• Memproses keterkaitan antar konteks di dalam teks</li> <li>• Kinerja yang kuat pada data sekuensial</li> <li>• Adaptasi terhadap urutan variabel</li> <li>• Peningkatan akurasi</li> <li>• Menghindari overfitting</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Menangkap fitur lokal dari teks operasi konvolusi, seperti <i>n-gram</i></li> <li>• Lebih cepat dan efisien secara komputasi</li> <li>• <i>Pooling</i> untuk mengurangi kompleksitas dan mencegah <i>overfitting</i></li> <li>• Parameter yang sama digunakan di seluruh gambar atau teks</li> <li>• Kemampuan mendeteksi fitur berulang</li> <li>• Kemampuan generalisasi yang baik pada data baru</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Menangani data sekuensial (teks dan deret waktu)</li> <li>• Memanfaatkan konteks dari data sebelumnya</li> <li>• Efektif dalam <i>modeling</i> data yang memiliki ketergantungan waktu atau hubungan temporal</li> <li>• Bobot yang sama diterapkan pada setiap langkah waktu</li> <li>• Mampu menangani urutan dengan panjang variabel</li> <li>• Mempertahankan urutan kronologi data</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Menggunakan pendekatan <i>bidirectional</i></li> <li>• Pra-terlatih pada data besar, memungkinkan <i>transfer learning</i> yang efektif</li> <li>• Mengatasi ambiguitas kata</li> <li>• Tersedia sebagai model <i>open-source</i></li> <li>• Adaptasi untuk berbagai bahasa</li> <li>• Memungkinkan <i>fine-tuning</i> yang efisien</li> <li>• Mekanisme <i>attention</i> yang mampu menangkap ketergantungan jarak jauh</li> </ul>
<b>Kelemahan</b>			
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Memerlukan lebih banyak daya komputasi dan waktu pelatihan dibandingkan dengan RNN standar</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Memerlukan sejumlah besar data pelatihan untuk mencapai kinerja yang baik</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sering terjadi masalah <i>vanishing gradient</i>, sehingga sulit untuk menangkap ketergantungan jangka panjang</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Proses <i>fine-tuning</i> pada data yang besar dan kompleks dapat memakan waktu yang lama</li> </ul>

<ul style="list-style-type: none"> <li>• Memerlukan lebih banyak memori dibandingkan dengan beberapa arsitektur lain</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Memerlukan daya komputasi dan memori yang tinggi untuk arsitektur kompleks</li> </ul>	<p>dalam data sekuensial</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Memerlukan waktu yang lama untuk melatih model</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Terdapat batasan pada panjang input model, mengakibatkan hilangnya konteks penting pada data yang panjang.</li> </ul>
---	--	---	--

Pada tabel 3.2 menunjukkan aturan atau arsitektur model yang digunakan saat membangun model LSTM.

Tabel 3. 2 Arsitektur Model LSTM

<i>Layer</i>	<i>Parameters</i>
Embedding	input dim = X_train.shape[1], output dim = 128
SpatialDropout1D	rate = 0.3
LSTM	units = 64, dropout = 0.5, recurrent_dropout = 0.5, activation = 'tanh'
Dense	units = 1, activation = 'sigmoid'
Fitting	epochs = 10, batch_size = 32, shuffle = False

Pada tabel 3.3 menunjukkan aturan atau arsitektur model yang digunakan saat membangun model CNN.

Tabel 3. 3 Arsitektur model CNN

<i>Layer</i>	<i>Parameters</i>
Embedding	input_dim = X_train.shape[1], output_dim = 128
Conv1D	filters = 256, kernel_size = 3, activation_unit = 'relu', padding = 'same'
MaxPool1D	pool_size = 2
Dropout	rate = 0.2
Conv1D	filters = 128, kernel_size = 3, activation_unit = 'relu', padding = 'same'
MaxPool1D	pool_size = 2

Dropout	rate = 0.2
Flatten	-
Dense	units = 256, activation = 'relu'
Dense	units = 1, activation = sigmoid'
Fitting	epochs = 10, batch_size = 32, shuffle = False

### 3.4.5 *Evaluation*

Setelah pengklasifikasian dan pengujian data akan dilakukan pengujian kinerja menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja berupa *sensitivity (recall)*, *precision*, *accuracy* dan *f1-score*. Seberapa dekat nilai prediksi dengan nilai riil disebut akurasi. Presisi adalah seberapa dekat informasi yang diminta pengguna dan balasan yang diberikan sistem adalah benar. *Recall* adalah seberapa sering mesin bisa mendapatkan informasi kembali. Dengan melakukan evaluasi model ini, dapat menentukan tingkat keakurasian kinerja model.

UMMN

UNIVERSITAS  
MULTIMEDIA  
NUSANTARA