

SE03
CM05
AC11

PROPOSAL SKRIPSI

IMPLEMENTASI MULTINOMIAL NAÏVE BAYES PADA APLIKASI ANALISIS SENTIMEN TERKAIT JASA TRANSPORTASI ONLINE VIA TWITTER



Disusun Oleh
Bagus Indiarto Pratomo
00000012283

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK DAN INFORMATIKA
UNIVERSITAS MULTIMEDIA NUSANTARA
TANGERANG
2019

HALAMAN PERSETUJUAN

PROPOSAL SKRIPSI

**IMPLEMENTASI MULTINOMIAL NAÏVE BAYES PADA
APLIKASI ANALISIS SENTIMEN TERKAIT JASA
TRANSPORTASI ONLINE VIA TWITTER**

Bagus Indiarto Pratomo

00000012283

**Disetujui untuk diangkat sebagai topik penelitian pada tahun ajaran
bersangkutan.**

Tangerang, 30 Agustus 2019

Menyetujui,

Dosen Pembimbing,

(Andre Rusli, S.Kom., M.Sc.)

Tim Skripsi I,

Tim Skripsi II,

(Seng Hansun, S.Si., M.Cs.)

(Nunik Afriliana, S.Kom., MMSI)

JUDUL: Implementasi Multinomial Naive Bayes Pada Aplikasi Analisis Sentimen Terkait Jasa Transportasi Online via Twitter

1. Latar Belakang Masalah

Dalam dekade terakhir, Twitter telah menjadi sumber yang signifikan untuk mendapatkan *user-generated-data*. Jumlah pengguna aktif bulanan Twitter mencapai 330 juta pada kuartal ketiga 2017, dan jumlah pengguna aktif harian yang berjumlah 157 juta pada kuartal kedua 2017. Selain itu, hampir 500 juta tweet per hari dibagikan di Twitter. Dengan demikian, kemajuan teknis yang signifikan telah dibuat untuk memproses dan menganalisis data dari media sosial menggunakan teknik dari berbagai bidang, seperti pembelajaran mesin, pemrosesan bahasa alami, statistik dan web semantik. Data yang didapat dari Twitter dapat digunakan untuk melakukan analisis prediktif di berbagai bidang, mulai dari pribadi, sosial hingga kesehatan masyarakat dan politik (Kursuncu dkk, 2018). Di Twitter, setiap *user* bebas mengungkapkan pendapat mereka, salah satunya yaitu dengan mengulas suatu *brand* berdasarkan apa yang telah *user* alami dengan *brand* tersebut.

Analisis sentimen, dalam kaitannya dengan ulasan pelanggan, dibangun berdasarkan premis bahwa informasi yang diberikan melalui teks dapat bersifat subjektif atau objektif. Ulasan subjektif didasarkan atas opini, perasaan pribadi, kepercayaan, dan penilaian tentang suatu entitas atau peristiwa. Sedangkan, ulasan objektif didasarkan pada fakta, bukti, dan pengamatan yang terukur (Feldman 2013). Ulasan konsumen dan posting media sosial sering mencerminkan

kebahagiaan, frustrasi , kekecewaan, kegembiraan, dan perasaan lainnya (O'Leary 2011).

Salah satu cara untuk mendapatkan *user-generated-data* adalah menggunakan Text mining. Text mining merupakan sebuah metode turunan dari *Data Mining* yang bertujuan untuk mencari pola atau informasi menarik dari sekumpulan data yang berbentuk *natural language text* (Adib dkk, 2015). Dengan mendapatkan data dari Twitter dan mengolahnya, perusahaan transportasi *online* bisa mendapatkan *brand image* mereka di media sosial Twitter, dan dapat merencanakan langkah bisnis selanjutnya berdasarkan analisis sentiment yang didapat.

Requirement Engineering (RE) digunakan untuk menggambarkan proses yang sistematis dari pengembangan berdasarkan persyaratan melalui kerja sama iteratif antara menganalisis masalah, mendokumentasikan hasil pengamatan dalam berbagai format representasi, dan memeriksa keakuratan pemahaman yang diperoleh (Satria, 2003). Requirement Engineering (RE) adalah tahap pertama dari proses rekayasa perangkat lunak, di mana persyaratan pengguna dikumpulkan, dipahami, dan ditentukan (Pandey dan Pandey, 2012). Dalam kaitannya dengan penelitian kali ini, persyaratan pengguna dikaitkan dengan tweet pada Twitter, dimana pada penelitian kali ini akan diambil data tweet pada perusahaan penyedia jasa transportasi online. Tweet yang di kirimkan ke akun resmi perusahaan penyedia jasa transportasi online yang berupa keluhan atau kekecewaan atau buruknya sistem yang dibuat akan digunakan untuk melakukan sentimen analisis.

Pada penelitian sebelumnya, analisis sentiment pada Twitter telah diselesaikan dengan algoritma Naïve Bayes. Penelitian tersebut sebelumnya dilakukan oleh Brata dan Muslim (2018). Algoritma Naïve Bayes banyak sekali digunakan dalam permasalahan analisis sentimen karena memiliki performa dan tingkat akurasi yang lebih baik ketimbang algoritma pengklasifikasian lainnya yaitu K-Nearest Neighbor, K-Means, dan LVQ (Brata, 2018).

2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan, maka rumusan masalah yang diangkat adalah :

1. Bagaimana mengimplementasikan *Multinomial Naive Bayes* untuk melakukan analisis sentimen jasa transportasi *online* pada media sosial Twitter?
2. Bagaimana hasil *accuracy, precision, recall, dan F-measure* dari metode pengklasifikasian teks berbasis Multinomial Naïve Bayes untuk melakukan analisis sentimen jasa transportasi *online* pada media sosial Twitter?

3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Sistem analisis sentiment ini ditujukan untuk *tweets* dari pengguna transportasi online.
2. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil menggunakan Twitter API dengan kata kunci @gojekindonesia.
3. Dataset yang digunakan berjumlah 700 data.

4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengimplementasikan algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk analisis sentimen jasa transportasi *online* pada media sosial Twitter.
2. Mengukur *accuracy, precision, recall*, dan F-measure dari metode pengklasifikasian teks berbasis Multinomial Naïve Bayes untuk melakukan analisis sentimen jasa transportasi online pada media sosial Twitter

5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui tingkat kepuasan masyarakat terhadap jasa transportasi online.
2. Membantu perusahaan transportasi online untuk memahami permasalahan terhadap produk mereka.
3. Mengetahui peforma algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk permasalahan klasifikasi.

6. Telaah Literatur

Menguraikan teori-teori yang mendasari pembahasan secara detail, dapat berupa definisi-definisi atau model Matematika yang langsung berkaitan dengan ilmu atau masalah yang diteliti.

6.1. Twitter API

Twitter API atau *Application Programming Interface* adalah suatu fitur yang disediakan oleh twitter untuk mempermudah seorang *developer* perangkat lunak untuk mengakses informasi yang berada di dalam twitter. Untuk dapat mengakses informasi yang disediakan oleh twitter, *developer* harus mendaftar melalui laman <https://developer.twitter.com> untuk mendapatkan consumer key, consumer access, access token dan access token secret yang akan digunakan untuk melakukan otentifikasi dari sebuah aplikasi yang akan kita bangun. Tujuan dilakukannya otentifikasi adalah untuk mendapatkan hak akses sebagai *developer* yang nanti dapat mengunduh data yang ada di twitter (Eka dkk, 2016).

6.2. Text Mining

Text mining adalah proses mengekstraksi pola yang menarik dan signifikan untuk mengeksplorasi pengetahuan dari sumber data yang berupa tekstual. Selain itu, *text mining* (Fan dkk, 2006). Teknik *text mining* terus sampai saat ini diterapkan dalam industri, akademisi, aplikasi web, internet dan bidang lainnya. Aplikasi seperti *Search Engine*, *Customer Relationship Management System*, filter untuk *email*, *product suggestion analysis*, pendeteksi penipuan, dan *social media analytic*, semua aplikasi tersebut menggunakan *text mining* untuk melakukan *opinion mining*, *feature extraction*, sentiment, prediktif, dan trend analisis (He, 2013).

6.3. Analisis Sentimen

Sejak tahun 2003 analisis sentiment telah berkembang dan telah menjadi bagian dari *text mining*. Analisis sentimen adalah penelitian komputasional berdasarkan pada sentiment, emosi, pendapat, komentar dan setiap ekspresi yang diungkapkan oleh sebuah teks. Analisis sentimen bertujuan untuk mengekstraksi atribut dan komponen dari sebuah objek yang telah dikomentari dengan sentiment atau ekspresi dan untuk menentukan sentiment tersebut positif atau negatif (Liu, 2010).

Berdasarkan klasifikasi, analisis sentimen dibagi menjadi dua kelompok utama. Yang pertama adalah klasifikasi ke dalam kelas opini atau fakta, atau yang dikenal dengan klasifikasi subjektivitas. Yang kedua, klasifikasi ke positif atau negatif, atau yang dikenal sebagai analisis sentimen (Wijaya dkk, 2013).

6.4. Data Crawling

Crawling data merupakan tahap dalam penelitian yang bertujuan untuk mengumpulkan atau mengunduh data dari suatu database (George dkk, 2014). *Crawling data* pada penelitian ini dilakukan dengan mengambil data dengan bantuan *Application Programming Interface (API)* yang disediakan oleh twitter. Untuk mengambil data dari media sosial twitter, cara mendapatkan data pada penelitian kali ini adalah dengan membuat program yang akan mengeluarkan hasil berupa twitter *post* berdasarkan kata kunci yang kita masukkan, misalkan @grabID. Apabila kata kunci sudah dimasukkan, akan keluar *post* dari *user* yang terdapat tulisan @grabID pada *post* nya.

6.5. Text Pre-processing

Text pre-processing adalah proses untuk mempersiapkan data mentah sebelum dilakukan proses selanjutnya. Pada umumnya, *Text pre-processing* dilakukan dengan cara mengeliminasi data yang tidak sesuai atau dengan mengubah data menjadi bentuk yang lebih mudah dipahami oleh sistem. Text pre-processing sangat penting karena dalam melakukan analisis sentiment, di dalam *post* media sosial, sebagian besar berisi kata-kata dan kalimat yang tidak bersifat formal, tidak terstruktur dan memiliki *noise* yang sangat besar (Mujilahwati, 2016).

Merujuk pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Brata dan Muslim (2018), maka pada penelitian kali ini akan dibahas beberapa tahapan *text pre-processing* yang akan digunakan antara lain *case folding*, *tokenizing*, *filtering* dan *stemming*. Selain itu akan ditambahkan juga satu proses dalam *text preprocessing* yaitu *stopword removal*. Definisi dari setiap tahapan *text pre-processing* yang disebutkan diatas adalah sebagai berikut

1. *Case folding*, pada setiap data twitter *post* (*tweet*) akan dilakukan proses perubahan dari huruf besar ke huruf kecil, dan menghilangkan seluruh tanda baca pada setiap kalimat.
2. *Filtering*, yaitu membuang kata-kata tidak penting dari hasil *data crawling*
3. *Stop word removal*, yaitu membuang kata yang tidak memiliki makna dan yang tidak berguna dalam hal pengkalsifikasian dokumen (Gurusamy dan Kannan, 2014).

4. *Stemming*, yaitu mengubah kata yang berimbuhan menjadi kata dasar pada setiap *tweet*.
5. *Tokenizing*, pada setiap data *tweet*, setiap kata akan dipisahkan berdasarkan spasi yang ditemukan dan dihitung berapa kali kata tersebut disebutkan.

6.6. Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naïve Bayes merupakan turunan yang spesifik dari pengklasifikasian Naïve Bayes yang menggunakan distribusi multinomial untuk setiap fitur dari pada merujuk pada independensi bersyarat dari masing-masing fitur dalam model. Dalam metode pengklasifikasian ini, pendistribusian diperkirakan dengan menggunakan prinsip Naïve Bayes, yang mengasumsikan bahwa fitur didistribusikan secara multinomial untuk menghitung probabilitas dokumen untuk setiap label dan menjaga label memaksimalkan probabilitas (Lohar dkk, 2017).

Menurut Shimodaira (2015), tahapan pengklasifikasian text multinomial menggunakan algoritma Naïve Bayes adalah sebagai berikut.

1. Tentukan *vocabulary* (V), yaitu kumpulan kata yang menentukan dimensi dari vector fitur.
2. Hitung hal-hal berikut ini pada training set:
 - a. N : yaitu jumlah seluruh dokumen.
 - b. N_k : yaitu dokumen yang diklasifikasikan ke kelas k , untuk setiap kelas $k = 1, \dots, K$.

c. x_{it} : frekuensi kemunculan kata w_t pada dokumen D_i , untuk setiap kata pada V .

3. Hitung *likelihoods*, yaitu frekuensi kemunculan suatu kata w_t dalam semua dokumen yang termasuk dalam suatu kategori C_k dengan menggunakan *Laplace's law of succession* untuk menghindari *zero probability problem* dimana perhitungan *likelihood* menggunakan *product* (\prod) dari probabilitas, jika salah satu bagian dari *product* bernilai 0, maka seluruh *product* menjadi 0. Untuk mendapatkan *likelihood* dengan menerapkan *Laplace's law of succession* dapat dilihat dalam perhitungan 2.1 atau perhitungan 2.2.

$$P(W_t|C_k) = \frac{1 + \sum_{i=1}^{N_k} x_{it}}{|V| + \sum_{s=1}^{|V|} \sum_{i=1}^{N_k} x_{is}} \quad \dots (2.1)$$

$$P(W_t|C_k) = \frac{1 + n_k(w_t)}{|V| + \sum_{s=1}^{|V|} n_k(w_s)} \quad \dots (2.2)$$

4. Hitung *priors*, yaitu probabilitas terklasifikasinya suatu dokumen ke dalam suatu kategori $P(C_k)$ dengan menggunakan perhitungan 2.3.

$$P(C_k) = \frac{N_k}{N} \quad \dots (2.3)$$

Tahap selanjutnya adalah untuk menerima dokumen yang belum diklasifikasi (D), lalu dokumen akan diklasifikasi ke kelas-kelas yang telah ditentukan sebelumnya. Dibawah ini adalah perhitungan untuk menghitung probabilitas suatu dokumen untuk diklasifikasikan ke dalam suatu kelas, dimana x merupakan kemunculan suatu kata dalam dokumen D .

$$a P(C_k) \prod_{j=1}^{|V|} P(W_t|C_k)^{x_t} \quad \dots (2.4)$$

6.8 Confusion Matrix

Confusion matrix menurut Han dan Kamber (2011) adalah alat yang berguna untuk mengetahui seberapa baik *classifier* dapat mengenali tuple dari kelas yang berbeda. *Confusion Matrix* untuk dua kelas dapat dilihat pada gambar 1. Nilai *True-Positive* dan *True-Negative* memberikan informasi ketika *classifier* melakukan klasifikasi data bernilai benar, sedangkan *False-Positive* dan *False-Negative* memberikan informasi ketika *classifier* melakukan klasifikasi data bernilai salah.

		Predicted class	
		C_1	C_2
Actual class	C_1	true positives	false negatives
	C_2	false positives	true negatives

Gambar 1. *Confusion Matrix* Untuk Dua Kelas

Berdasarkan gambar 1, dapat diketahui bahwa.

- True Positive (TP), adalah jumlah data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi positif.
- False Positive (FP), adalah jumlah data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi positif.
- False Negative (FN), adalah jumlah data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi negatif.
- True Negative (TN), adalah jumlah data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi negatif.

6.8.A Akurasi

Berdasarkan Brata dan Muslim (2018), Akurasi merupakan persentase dari suatu kelas terprediksi dengan benar oleh model yang sudah dibuat. Perhitungan akurasi ditunjukkan pada persamaan 2.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{(TP + FP + FN + TN)} \times 100\% \quad \dots (6.3)$$

6.8.B Presisi

Presisi adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Perhitungan presisi ditunjukkan pada persamaan 3.

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \quad \dots (6.4)$$

6.8.C Recall

Recall adalah persentase sebuah program memprediksi sebuah data ke bukan kelas aktualnya. Perhitungan *recall* ditunjukkan pada persamaan 4.

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% \quad \dots (6.5)$$

6.8.D F-measure

F-measure merupakan salah satu perhitungan evaluasi dalam informasi yang mengkombinasikan *recall* dan *precision*. Perhitungan *F-measure* ditunjukkan pada persamaan 5.

$$Recall = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \times 100\% \quad \dots (6.2)$$

7. Metodologi Penelitian

Metodologi yang digunakan dalam pengembangan dan perancangan aplikasi yang akan dibuat adalah sebagai berikut.

1. Studi literatur, pada saat studi literatur, studi dilakukan dengan melakukan pembelajaran terhadap teori-teori yang berhubungan dengan perancangan dan pengembangan aplikasi
2. Pengumpulan data, pengumpulan data akan dilakukan dengan melakukan *text mining tweet* menggunakan Twitter API.
3. Perancangan sistem, perancangan sistem dimulai dengan membuat *Flowchart* untuk memetakan alur dari informasi dan segala proses yang akan terjadi sistem.
4. Pemrograman sistem, pemrograman sistem dilakukan dengan melakukan *coding* berdasarkan rancangan *Flowchart* yang telah dibuat, dengan menggunakan bahasa pemrograman berbasis Python.
5. Pengujian sistem, pengujian dilakukan dengan menguji dataset yang telah disiapkan untuk *testing*. Dilakukan juga evaluasi performa sistem dengan melakukan perhitungan *accuracy*, *precision*, dan *recall* dari hasil pengkalsifikasian teks. Lalu *precision* dan *recall* digunakan untuk menghitung nilai *F-measure*.

7.1 Variabel Penelitian

Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian kali ini adalah.

a. Variabel bebas

- Perbandingan jumlah antara jumlah data training dan testing.
- Perbandingan jumlah antara data dengan sentiment positif dan negatif.

b. Variabel terikat

- Hasil testing berupa nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F-measure*.

7.2 Teknik Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengakses Twitter API, lalu menggunakan kata kunci @gojekindonesia untuk mendapatkan data tweet yang dikirimkan ke akun tersebut.

8. Spesifikasi Sistem

Spesifikasi sistem yang digunakan untuk pengembangan aplikasi dijelaskan sebagai berikut.

1. Software

- a. Operating System Windows 10 64 bit.
- b. Sublime Text Editor.
- c. Python.
- d. Sastrawi.

2. Hardware

- a. Processor Intel i5-3240.

- b. Ram 4GB.

9. Rencana Waktu Penelitian

Untuk menjelaskan rencana waktu penelitian, Gantt Chart digunakan pada Tabel di bawah ini.

Tabel 2. Rencana waktu penelitian

Kegiatan	Minggu ke-													
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
Studi Literatur														
Pengumpulan Data														
Pernacangan Sistem														
Pemrograman Sistem														
Pengujian Sistem														
Konsultasi dan Penulisan														

10. Daftar Pustaka

- Adib, M., Shaufiah, Arif, M. (2015). *Indonesian Sentiment Analysis Using Improved Multinomial Naïve Bayes*. Dalam e-Proceeding of Engineering : Vol.2 No.2. Hh 6331.
- Lohar, P., Chowdury, K., Afli, H., Hassanuzzaman, M., Way, A. (2017). *A Multinomial Naive Bayes Classification Approach for Customer Feedback Analysis task*. Dalam Proceedings of the 8th International Joint Conference on Natural Language Processing: hh.161-169.

- Eka, J., Budi, E., Baizal, A. (2016). *Data Crawling Otomatis pada Twitter*. Pada Ind. Symposioum on Computing. hh 11-16.
- Fan, W., Wallace, L., Rich, S., dan Zhang, Z. (2006). *Tapping the power of text mining*. Pada Communications of the ACM, vol. 49, no. 9, hh. 76–82.
- Feldman, R. (2013). *Techniques and applications for sentiment analysis*. Dalam Communication of the ACM. hh, 82-89.
- Han, J., Kamber, M. (2001). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufman Publisher. San Fransisco.
- He, W. (2013). *Examining student online interaction in a live video streaming environment using data mining and text mining*, Pada Computers in Human Behavior, vol. 29, no. 1, hh. 90–102.
- Kursuncu, U., Garu, M., Lokala, U., Thirunarayan, K., Sheth, A., Arpinar, B. (2018). *Predictive Analysis on Twitter: Techniques and Applications*. The University of Georgia, Athens, GA, USA.
- Liu, B. (2010). *Sentiment analysis and subjectivity*. Pada Handbook of Natural Language Processing. hh. 627-666.
- Mas, B., Muslim, K. (2018). *Analisis Sentimen Jasa Transportasi Online pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier*. Dalam e-Proceeding of Engineering : Vol.5 No.3. Hh 8121.
- Muljilahwati, S. (2016). *Pre-Processing Text Mining pada Data Twitter*. Pada Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2016.
- O’Leary, D. (2011) . *The use of social media in the supply chain: Survey and extensions*. Dalam Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. Hh. 121-144.
- Pandey, D., Pandey, V. (201). *Requirement Engineering : An Approach To Quality Software Development*. Dalam Journal of Global Research in Computer Science Hh. 31-33.
- Satria, R. (2012). *Analyzing Requirements Engineering Problems*. Pada Proceedings of the IECI Japan Workshop 2003 hh.55 - 58.
- Shimodaira, H. (2015). *Text Classicifaction using Naïve Bayes*. Pada Learning and Data Note 7.
- Valkanas, G., Saravanou, A., Gunopulos, D. (2014). *A Faceted Crawler for the Twitter Service*. Dept. Of Informatics and Telecommunications. University of Athens, Greece.

- Wijaya, H., Erwin, A., Soetomo, A., dan Galinium, M. (2013). *Twitter Sentiment Analysis and Insight for Indonesian Mobile Operators*. Pada Information Systems International Conference (ISICO), 2 – 4 December 2013.
- Yuangpeng, J., Powers, R., Montelione, G. (2005). *Protein NMR Recall, Precision, and F-measure Scores (RPF Scores): Structure Quality Assessment Measures Based on Information Retrieval Statistics*. Pada Journal of The American Chemical Society, hh.1665-1674.

LEMBAR PENILAIAN

PROPOSAL SKRIPSI

JUDUL : IMPLEMENTASI ALGORITMA YOLO DAN OCR UNTUK
PENGECEKKAN SAMPUL PROPOSAL SKRIPSI (STUDI
KASUS: PRODI INFORMATIKA UMN)

NAMA : Aditiya Maulana

NIM : 00000012120

Hasil Penilaian (centang salah satu)

☐ Ditolak

☐ Diterima dengan revisi

☐ Diterima

Catatan Penilai (fokus pada substansi isi topik penelitian yang diajukan)

Tim Skripsi I,

(.....)

LEMBAR PENILAIAN

PROPOSAL SKRIPSI

JUDUL : IMPLEMENTASI ALGORITMA YOLO DAN OCR UNTUK
PENGECEKKAN SAMPUL PROPOSAL SKRIPSI (STUDI
KASUS: PRODI INFORMATIKA UMN)

NAMA : Aditiya Maulana

NIM : 00000012120

Hasil Penilaian (centang salah satu)

☐ Ditolak

☐ Diterima dengan revisi

☐ Diterima

Catatan Penilai (fokus pada substansi isi topik penelitian yang diajukan)

Tim Skripsi II,

(.....)

LEMBAR PENILAIAN

PROPOSAL SKRIPSI

JUDUL : IMPLEMENTASI ALGORITMA YOLO DAN OCR UNTUK
PENGECEKKAN SAMPUL PROPOSAL SKRIPSI (STUDI
KASUS: PRODI INFORMATIKA UMN)

NAMA : Aditiya Maulana

NIM : 00000012120

Hasil Penilaian (centang salah satu)

☐ Ditolak

☐ Diterima dengan revisi

☐ Diterima

Catatan Penilai (fokus pada substansi isi topik penelitian yang diajukan)

Tim Skripsi III,

(.....)