

HIDDEN MARKOV MODEL BIGRAM UNTUK PART OF SPEECH TAGGING BAHASA LAMPUNG DIALEK A

Eka Setiyowati^{1*}, Annisa Al Mawiy²⁾

^{1,2}Informatika

*ekasetiyo@gmail.com

Abstrak

Part-of-Speech tagging (atau disingkat pos-tagging) merupakan suatu proses memberi tanda (mark) kelas kata pada setiap kata dalam corpus. Penelitian mengenai pos-tagging sudah banyak dilakukan sebelumnya, namun pada penelitian ini akan dibahas pos-tagging bahasa Lampung. Dengan dilakukan pos-tagging dengan bahasa daerah diharapkan bisa menjadi salah satu upaya dalam melestarikan bahasa daerah. Bahasa Lampung terdiri dari dua dialek yaitu dialek Api (A) dan dialek Nyo (O), namun pada penelitian ini difokuskan pada bahasa Lampung dialek A. Penelitian ini akan dilakukan dengan menggunakan metode hidden markov model dengan perhitungan bigram. Perhitungan bigram merupakan perhitungan dengan memperhatikan satu kata sebelum kata yang akan dicari kelas katanya. Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa dari 1935 kata yang di uji menghasilkan 1738 kata dengan tag benar dan 189 kata dengan tag salah. Dari hasil pengujian didapatkan akurasi sebesar 90,66 % untuk pemberian tag kata dengan menggunakan perhitungan bigram hidden markov model.

Kata Kunci: *Pos-tagging, Hidden Marcov Model, Bigram, Bahasa Lampung, Dialek A*

PENDAHULUAN

Part-of-Speech Tagging (POS-Tagging) adalah kegiatan pemberian label kelas kata pada suatu kata. Kelas kata yang dimaksud antara lain kata kerja, kata benda, kata sifat, kata keterangan dan lain-lain (Rahman Isnain et al., 2021); (Shodik & Ahmad, 2018); (Ahdan et al., 2020). Penelitian yang membahas mengenai *pos-tagging* sudah banyak dilakukan sebelumnya. Penelitian *pos-tagging* yang sudah banyak dilakukan yaitu menggunakan bahasa Indonesia, bahasa inggris dan bahasa asing lainnya, namun untuk menjaga kelestarian bahasa daerah *pos-tagging* juga perlu dilakukan menggunakan bahasa daerah salah satunya dengan bahasa Lampung (Huda & Fernando, 2021); (Alita et al., 2020); (Anggarini, 2021). Bahasa Lampung memiliki dua subdialek, yaitu dialek A (Api) dan subdialek O (Nyow). Berdasarkan peta bahasa, daerah yang masyarakatnya menggunakan dialek A lebih banyak daripada dialek O (Nabila et al., 2021); (Sulistiani et al., 2019). Pada penelitian ini bahasa Lampung yang digunakan yaitu bahasa Lampung dialek A.

Penelitian ini akan dilakukan dengan menggunakan metode *Hidden Markov Model bigram* (HMM) (Permata et al., 2020); (Permata & Abidin, 2020); (Susanto & Puspaningrum, 2019). *Hidden Markov Model* adalah subset masalah dari metode statistika

Markov Model. HMM merupakan model statistik dimana suatu sistem yang dimodelkan diasumsikan sebagai *markov* proses dengan kondisi yang tidak terobservasi. Penelitian ini menggunakan perhitungan *bigram* (Damayanti, 2021);(Nurkholis & Sitanggang, 2020). *Bigram* merupakan perhitungan pada HMM yang memperhatikan satu kata sebelum kata yang akan diketahui *tag*-nya. Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan oleh Wicaksono dan Purwarianti (2010) tentang HMM Based Part-of-Speech Tagger for Bahasa Indonesia tingkat akurasi ketepatan pemberian POS-Tagging mencapai 96,50%. Hal ini menunjukkan bahwa *pos-tagging* dengan model HMM dapat menghasilkan tingkat akurasi ketepatan yang cukup tinggi.

KAJIAN PUSTAKA

Part Of Speech (POS) Tagging

Part-of-Speech tagging (atau disingkat *pos-tagging*) merupakan suatu proses memberi tanda (*mark*) kelas kata pada setiap kata dalam korpus (Abidin, Wijaya, et al., 2021);(Alita, 2021);(Abidin, Permata, & Ariyani, 2021). *Part-of-speech Tagger* adalah alat penting dalam aplikasi pengolahan bahasa alami seperti *parsing*, *question answering*, *machine translation* dan lain-lain (Hendrastuty, 2021);(Tuhuteru & Iriani, 2018);(Abidin, 2018). Dalam *Part-of-Speech (POS) tagging*, terdapat proses pelabelan teks secara otomatis yang merupakan hal yang terpenting dalam menemukan struktur bahasa. *Pos-tagging* dapat dilakukan secara otomatis maupun manual (Darwis et al., 2021);(Styawati & Mustofa, 2019);(Sulistiani & Tjahyanto, 2016). *Pos-tagging* dilakukan secara manual dengan menggunakan bantuan satu atau beberapa ahli bahasa yang memberikan *tag* yang bersesuaian untuk tiap kata pada suatu teks atau *corpus* (Abidin, 2017);(Abidin, Borman, et al., 2021). *Pos-tagging* secara otomatis dilakukan dengan menggunakan metode matematika atau lainnya.

Bahasa Lampung

Bahasa Lampung merupakan bahasa yang dipakai oleh masyarakat Lampung. Bahasa Lampung ini dibagi menjadi Dialek A dan Dialek O (Mahmuda et al., 2021);(Pasha, 2020);(Fakhrurozi et al., 2021). Bahasa dan aksara Lampung merupakan refleksi budaya masyarakat Lampung, tercermin nilai-nilai luhur yang menyangkut tentang kecerdasan intelektual, emosional, dan spiritual yang bersifat universal (Rahmanto et al.,

2020);(Fakhrurozi & Adrian, 2021). Pada era globalisasi budaya lain akan masuk dan mempengaruhi budaya setiap bangsa, termasuk budaya Lampung (Nurkholis et al., 2022).

Corpus

Corpus didefinisikan sebagai kumpulan teks yang sangat banyak, biasanya kasar atau dikelompokkan, mungkin berfokus pada satu topik atau terdiri dari beberapa topik (Abidin, Permata, Ahmad, et al., 2021);(Series, 2021);(Abidin & Permata, 2021). *Corpus* merupakan kumpulan teks autentik, baik tulis maupun transkrip percakapan dalam jumlah besar yang disimpan secara elektronik. *Corpus* sering digunakan dalam berbagai macam area penelitian linguistic (Puspita, n.d.);(Suprayogi et al., 2021).

Kegunaan dari *corpus* antara lain:

1. Untuk membuat sumber linguistic (*lexicon, annotated corpora, etc.*)
2. Untuk melatih alat statistik (*taggers, parser, etc.*)
3. Untuk mengevaluasi alat yang ada (*taggers, parser, etc.*)

Hidden Markov Model

Hidden Markov Model (HMM) adalah sebuah model statistik dari sebuah sistem yang melakukan perhitungan probabilitas dari suatu kejadian yang tidak dapat diamati berdasarkan kejadian yang dapat diamati (Wahyudi et al., 2021);(Assuja & Saniati, 2016);(Febrian & Ahluwalia, 2020). Perhitungan probabilitas dilakukan dengan melihat kejadian-kejadian lain yang dapat diamati secara langsung.

Hidden Markov Model terdiri dari dua model yang mendasari yaitu *Bigram* dan *Trigram* (Aldino et al., 2021);(Aldino & Sulistiani, 2020). *Bigram* merupakan perhitungan dengan memperhatikan satu kata sebelum kata yang akan dicari kelas katanya. *Trigram* memperhatikan dua kata sebelum kata yang akan dicari kelas katanya. Persamaan [1] digunakan untuk mencari urutan POS tag terbaik di kasus HMM (*bigram*).

$$P(t|w_i) = P(t) \times P(t|t_{-1}) \times P(w_i|t) \tag{1}$$

Dimana persamaan tersebut dapat diturunkan menjadi :

$$P(t|w_i) = \frac{P(t)}{n} \times \frac{P(t|t_{-1})}{P(t_{-1})} \times \frac{P(w_i|t)}{P(t)}$$

Keterangan :

- P** = probabilitas
t_i = kelas kata atau *tag* dari **w_i** yang terdapat dalam *corpus*
w_i = kata yang dicari *tag* nya
t_{i-1} = *tag* sebelum *tag* kata dari **w_i** yang terdapat dalam *corpus* sebanyak 1
n = jumlah semua kata dalam *corpus*

METODE

Data

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data *corpus* yang berasal dari penelitian. *Corpus* ini berisi data teks bahasa Indonesia yang telah diberi *tag*. *Corpus* tersebut kemudian akan diterjemahkan ke dalam bahasa Lampung . *Tagset* yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 24 *tagset* dengan jumlah kalimat sebanyak 105 kalimat dengan 1935 kata.

Tabel 1 Kelas Kata yang Digunakan pada Penelitian

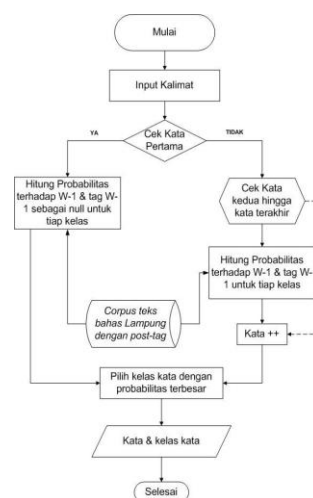
No	Tag	Keterangan	Contoh
1	,	Comma	,
2	.	Sentence terminator	. ? !
3	“	Opening quotation mark	‘ “
4	NNC	Countable common nouns	Buku, rumah, karyawan
5	NNU	Uncountable common nouns	Air, Gula, Nasi, Hujan
6	NNG	Genitive common nouns	Idealnya, komposisinya
7	NNP	Proper Noun/ Kata Benda Khusus	Indonesia, April, Minggu, Pulau Jawa,
8	PRP	Personal Pronoun	Saya, kami, kita, kalian
9	PRL	Locative pronouns	Sini, Situ, Sana
10	VBT	Transitive Verbs	Makan, Mandi, Jalan, Tidur
11	VBI	Intransitive Verb	Belajar, Bermain
12	MD	Modal or auxiliaries verb	Sudah, boleh, harus, mesti, perlu

Tabel 2 Kelas Kata yang Digunakan pada Penelitian (lanjutan)

No	Tag	Keterangan	Contoh
13	JJ	Adjectives	Kaya, Kecil, malas, mahal
14	CDP	Primary cardinal numerals	Satu, juta, triliun
15	CDI	Irregular cardinal numerals	Beberapa, semua
16	NEG	Negation	Tidak, belum, jangan
17	IN	Preposition/ Kata Depan	Dalam, dengan, di, ke, oleh, pada, untuk
18	CC	Coordinate Conjunction/ Kata Sambung	Dan, tetapi, atau
19	SC	Subordinating Conjunction	Sejak, jika, seandainya, meski, bahwa, daripada
20	RB	Adverb/ Kata Keterangan	Sangat, hanya, justru,segera
21	DT	Determiner	Para, sang, si
22	NN	Noun	Kerbau, atas, rumah
23	:	Colon or elipsis	: ;
24	SYM	Symbol	IDR, %, +, @

Rancangan Arsitektur

Gambar berikut adalah arsitektur *pos-tagging* yang dilakukan dengan metode *Hidden Markov Model Bigram* :



Gambar 1 Arsitektur *Hidden Markov Model*

Keterangan

- 1) Proses dimulai dengan menginputkan kalimat
- 2) Cek kata pertama pada kalimat
- 3) Jika kata pertama yang dicari nilai probabilitasnya maka akan dihitung probabilitasnya terhadap kata sebelumnya yang diasumsikan sebagai *tag* null.
- 4) Jika tidak maka akan dicek kata kedua hingga terakhir. Kata kedua akan dicari nilai probabilitasnya untuk tiap *tag* berdasarkan kata sebelumnya.
- 5) Maka akan menghasilkan kata dengan semua *tag*
- 6) Kemudian dari kata pertama hingga terakhir akan didapat *tag* dengan nilai probabilitas tertinggi
- 7) Dan akan menghasilkan kata beserta *tag* nya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Skenario pengujian

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data *corpus* yang berasal dari penelitian yang telah diterjemahkan ke dalam bahasa Lampung oleh guru bahasa Lampung. *Corpus* yang digunakan terdiri dari 1935 kata dengan menggunakan 24 *tagset*. Pada skenario pengujian ini data yang digunakan untuk pengujian adalah semua data yang terdapat dalam corpus. Pembagian yang digunakan dalam penelitian ini adalah 105 kalimat digunakan sebagai data *training* yang sekaligus digunakan sebagai data *testing*. Kemudian dari semua kalimat *testing* maka akan dihasilkan akurasi ketepatan *tag* kata. Perhitungan akurasi dengan melihat perbandingan antara banyaknya data *tag* yang benar dengan jumlah semua kata per kalimat. Persamaannya sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah pengujian benar}}{\text{jumlah pengujian total}} * 100\%$$

2. Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil dari pengujian yang telah dilakukan, maka didapat hasil kata dengan *tag* yang benar sebanyak 1637 kata dan sebanyak 292 kata dengan *tag* yang tidak tepat. Berdasarkan hasil dari perbandingan *tag* benar dan salah, tingkat akurasi bervariasi 73,08% hingga mencapai akurasi hingga 100%. Dari hasil pemberian *taggig* bahasa Lampung menggunakan *Hidden Markov Model bigram* maka didapat rata-rata akurasi sebesar 90,66%.

3. Analisis

Kalimat yang digunakan sebagai data *testing* sebanyak 105 kalimat yang telah bertagging. Pada saat melakukan *testing*, kata yang tidak terdapat dalam *corpus* maka akan menghasilkan *output* berupa *null*. Pada penelitian ini ada beberapa kata yang tidak dapat di *tagging* dengan benar. Kebanyakan kata yang tidak bisa menghasilkan *tag* dengan benar yaitu kata yang memiliki *tag* lebih dari 1 dalam *corpus*. Kata dengan banyak *tag* akan dipilih *tag* dengan nilai probabilitas tertinggi. Kelemahan dari sistem ini yaitu masih banyaknya kata dengan tagging yang kurang tepat, dan juga ada kata yang ada pada *corpus* namun dia menghasilkan *output null*.

SIMPULAN

Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dapat diambil kesimpulan yaitu :

- 1) Rancangan arsitektur terdiri dari tahap *training* dan *testing*. Pada tahap *training* dilakukan proses perhitungan probabilitas untuk mendapatkan *tag* kata yang sesuai sedangkan pada tahap *testing* digunakan untuk mengetahui nilai probabilitas yang dihasilkan.
- 2) Hasil pengujian *Hidden Markov Model Bigram* untuk pos-tagging bahasa Lampung dialek A menghasilkan akurasi sebesar 90,66%.

REFERENSI

- Abidin, Z. (2017). Penerapan Neural Machine Translation untuk Eksperimen Penerjemahan secara Otomatis pada Bahasa Lampung–Indonesia. *Prosiding Seminar Nasional Metode Kuantitatif, 1*.
- Abidin, Z. (2018). Translation of Sentence Lampung-Indonesian Languages with Neural Machine Translation Attention Based Approach. *Inovasi Pembangunan: Jurnal Kelitbangan, 6(02)*, 191–206.
- Abidin, Z., Borman, R. I., Ardiyatno, U., Rossi, F., & Jusman, Y. (2021). Computer-aided Translation Based on Lampung Language as Low Resource Language. *2021 International Conference on Computer Science, Information Technology, and Electrical Engineering (ICOMITEE)*, 7–11.

- Abidin, Z., Permata, Ahmad, I., & Rusliyawati. (2021). Effect of mono corpus quantity on statistical machine translation Indonesian-Lampung dialect of nyo. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012036>
- Abidin, Z., & Permata, P. (2021). Pengaruh Penambahan Korpus Paralel Pada Mesin Penerjemah Statistik Bahasa Indonesia Ke Bahasa Lampung Dialek Nyo. *Jurnal Teknoinfo*, 15(1), 13. <https://doi.org/10.33365/jti.v15i1.889>
- Abidin, Z., Permata, P., & Ariyani, F. (2021). Translation of the Lampung Language Text Dialect of Nyo into the Indonesian Language with DMT and SMT Approach. *INTENSIF: Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi*, 5(1), 58–71. <https://doi.org/10.29407/intensif.v5i1.14670>
- Abidin, Z., Wijaya, A., & Pasha, D. (2021). Aplikasi Stemming Kata Bahasa Lampung Dialek Api Menggunakan Pendekatan Brute-Force dan Pemograman C. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 5(1), 1–8.
- Ahdan, S., Putri, A. R., & Sucipto, A. (2020). Aplikasi M-Learning Sebagai Media Pembelajaran Conversation Pada Homey English. *Sistemasi*, 9(3), 493. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v9i3.884>
- Aldino, A. A., Darwis, D., Prastowo, A. T., & Sujana, C. (2021). Implementation of K-means algorithm for clustering corn planting feasibility area in south lampung regency. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1), 12038.
- Aldino, A. A., & Sulistiani, H. (2020). Decision Tree C4. 5 Algorithm For Tuition Aid Grant Program Classification (Case Study: Department Of Information System, Universitas Teknokrat Indonesia). *Edutic-Scientific Journal of Informatics Education*, 7(1).
- Alita, D. (2021). Multiclass SVM Algorithm for Sarcasm Text in Twitter. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 8(1), 118–128. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i1.646>
- Alita, D., Tubagus, I., Rahmanto, Y., Styawati, S., & Nurkholis, A. (2020). Sistem Informasi Geografis Pemetaan Wilayah Kelayakan Tanam Tanaman Jagung Dan

- Singkong Pada Kabupaten Lampung Selatan. *Journal of Social Sciences and Technology for Community Service (JSSTCS)*, 1(2).
- Anggarini, D. R. (2021). *Kontribusi Umkm Sektor Pariwisata Pada Pertumbuhan Ekonomi Provinsi Lampung 2020*. 9(2), 345–355.
- Assuja, M. A., & Saniati, S. (2016). Analisis Sentimen Tweet Menggunakan Backpropagation Neural Network. *Jurnal Teknoinfo*, 10(2), 48–53.
- Damayanti. (2021). Digitalisasi Sistem Peminjaman Buku Pada Smk Negeri 2 Kalianda Lampung Selatan. *Journal of Social ...*, 2(2), 128–138.
<https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/JSSTCS/article/view/1368>
- Darwis, D., Siskawati, N., & Abidin, Z. (2021). Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional. *Jurnal Tekno Kompak*, 15(1), 131–145.
- Fakhrurozi, J., & Adrian, Q. J. (2021). Kajian Dan Praktik Ekranisasi Cerpen Perempuan di Rumah Panggung ke Film Pendek Angkon. *Deiksis: Jurnal Pendidikan Bahasa Dan Sastra Indonesia*, 8(1), 31–40.
- Fakhrurozi, J., Pasha, D., Jupriyadi, J., & Anggrenia, I. (2021). Pemertahanan Sastra Lisan Lampung Berbasis Digital Di Kabupaten Pesawaran. *Journal of Social Sciences and Technology for Community Service (JSSTCS)*, 2(1), 27.
<https://doi.org/10.33365/jsstcs.v2i1.1068>
- Febrian, A., & Ahluwalia, L. (2020). Analisis Pengaruh Ekuitas Merek pada Kepuasan dan Keterlibatan Pelanggan yang Berimplikasi pada Niat Pembelian di E-Commerce. *Jurnal Manajemen Teori Dan Terapan/ Journal of Theory and Applied Management*, 13(3), 254. <https://doi.org/10.20473/jmtt.v13i3.19967>
- Hendrastuty, N. (2021). *Text Summarization in Multi Document Using Genetic Algorithm*. 15(4), 327–338.
- Huda, A. M. S., & Fernando, Y. (2021). E-TICKETING PENJUALAN TIKET EVENT MUSIK DI WILAYAH LAMPUNG PADA KARCISMU MENGGUNAKAN LIBRARY REACTJS. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 2(1), 96–103.

- Mahmuda, S., Sucipto, A., & Setiawansyah, S. (2021). Pengembangan Sistem Informasi Pengolahan Data Tunjangan Karyawan Bulog (TKB)(Studi Kasus: Perum Bulog Divisi Regional Lampung). *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi Akuntansi*, 1(1), 14–23.
- Nabila, Z., Rahman Isnain, A., & Abidin, Z. (2021). Analisis Data Mining Untuk Clustering Kasus Covid-19 Di Provinsi Lampung Dengan Algoritma K-Means. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (JTSI)*, 2(2), 100. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTSI>
- Nurkholis, A., Budiman, A., Pasha, D., Ahdan, S., & Andika, R. (2022). *DIGITALISASI PELAYANAN ADMINISTRASI SURAT PADA DESA*. 3(1), 21–28.
- Nurkholis, A., & Sitanggang, I. S. (2020). Optimization for prediction model of palm oil land suitability using spatial decision tree algorithm. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(3), 192–200. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2020.13657>
- Pasha, D. (2020). SISTEM PENGOLAHAN DATA PENILAIAN BERBASIS WEB MENGGUNAKAN METODE PIECIES. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(1), 97–104.
- Permata, P., & Abidin, Z. (2020). Statistical Machine Translation Pada Bahasa Lampung Dialek Api Ke Bahasa Indonesia. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 4(3), 519–528.
- Permata, P., Abidin, Z., & Ariyani, F. (2020). Efek Peningkatan Jumlah Paralel Korpus Pada Penerjemahan Kalimat Bahasa Indonesia ke Bahasa Lampung Dialek Api. *Jurnal Komputasi*, 8(2), 41–49.
- Puspita, D. (n.d.). CORPUS BASED STUDY: STUDENTS' LEXICAL COVERAGE THROUGH BUSINESS PLAN REPORT WRITING. 16 November 2019, *Bandar Lampung, Indonesia I*.
- Rahman Isnain, A., Indra Sakti, A., Alita, D., & Satya Marga, N. (2021). Sentimen Analisis Publik Terhadap Kebijakan Lockdown Pemerintah Jakarta Menggunakan Algoritma Svm. *Jdmsi*, 2(1), 31–37. <https://t.co/NfhmfMjtXw>
- Rahmanto, Y., Hotijah, S., & Damayanti, . (2020). Perancangan Sistem Informasi

- Geografis Kebudayaan Lampung Berbasis Mobile. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 1(1), 19. <https://doi.org/10.33365/jdmsi.v1i1.805>
- Series, C. (2021). *Effect of mono corpus quantity on statistical machine translation Indonesian – Lampung dialect of nyo* *Effect of mono corpus quantity on statistical machine translation Indonesian – Lampung dialect of nyo*. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012036>
- Shodik, N., & Ahmad, I. (2018). SISTEM REKOMENDASI PEMILIHAN SMARTPHONE SNAPDRAGON 636 MENGGUNAKAN METODE SIMPLE MULTI ATTRIBUTE RATING TECHNIQUE (SMART). In *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika* / (Vol. 7, Issue 3).
- Styawati, S., & Mustofa, K. (2019). A Support Vector Machine-Firefly Algorithm for Movie Opinion Data Classification. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 13(3), 219–230.
- Sulistiani, H., Muludi, K., & Syarif, A. (2019). Implementation of Dynamic Mutual Information and Support Vector Machine for Customer Loyalty Classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1338(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1338/1/012050>
- Sulistiani, H., & Tjahyanto, A. (2016). Heterogeneous feature selection for classification of customer loyalty fast moving consumer goods (Case study: Instant noodle). *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 94(1), 77–83. <https://doi.org/10.5281/zenodo.579836>
- Suprayogi, S., Puspita, D., Nuansa, S., & Sari, K. (2021). *THE DISCURSIVE CONSTRUCTION OF INDIGENOUS BELIEF ISSUE IN THE JAKARTA POST*. 5(2), 417–430.
- Susanto, E. R., & Puspaningrum, A. S. (2019). *Rancang Bangun Rekomendasi Penerima Bantuan Sosial Berdasarkan Data Kesejahteraan Rakyat*. 15(1), 1–12.
- Tuhuteru, H., & Iriani, A. (2018). Analisis Sentimen Perusahaan Listrik Negara Cabang Ambon Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes Classifier.

Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT, 3(3), 394–401.
<https://doi.org/10.30591/jpit.v3i3.977>

Wahyudi, A. D., Surahman, A., & ... (2021). Penerapan Media Promosi Produk E-Marketplace Menggunakan Pendekatan AIDA Model dan 3D Objek. *Jurnal Informatika* ..., 6(1), 35–40.
<http://ejournal.poltektegal.ac.id/index.php/informatika/article/view/2304>