

ANALISIS PART OF SPEECH TAGGING DALAM BAHASA LAMPUNG DIALEK A DENGAN METODE HMM (HIDDEN MARKOV MODEL)

Kurnia Rismawati^{1*)}, Afifudin²⁾

¹Informatika

²Teknologi Informasi

*) Rismaaaa43@gmail.com

Abstrak

Part-of-Speech (POS) Tagging adalah proses pemberian label kata secara otomatis pada suatu kalimat sehingga diketahui keterangan dari masing masing kata. POS Tagging sudah banyak dilakukan menggunakan bahasa Indonesia, untuk menjaga kelestarian bahasa daerah POS Tagging juga perlu dilakukan menggunakan bahasa daerah salah satunya yaitu bahasa Lampung. Berdasarkan jumlah penutur bahasa Lampung di daerah Lampung dialek A lebih banyak digunakan daripada dialek O.

Tujuan POS Tagging adalah untuk mengetahui pengelompokan kata dalam suatu kalimat menggunakan metode HMM. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa dari 554 kata yang di uji menghasilkan 529 kata dengan tag benar dan 25 kata dengan tag salah. Dari hasil pengujian didapatkan akurasi sebesar 95,05% untuk pemberian label teks bahasa Lampung menggunakan metode Hidden Markov Model.

Kata Kunci: POS Tagging, Hidden Markov Model, Bahasa Lampung, Dialek A, Tag Kata.

PENDAHULUAN

Part-of-Speech (POS) Tagging adalah proses pemberian label kata secara otomatis pada suatu kalimat sehingga diketahui keterangan dari masing masing kata, menyatakan bahwa dalam POS Tagging terdapat proses pelabelan teks secara otomatis yang merupakan hal yang terpenting dalam menemukan struktur bahasa (Alita et al., 2020);(Alita, 2021);(Aziz & Fauzi, 2022). Tujuan POS Tagging adalah untuk mengetahui pengelompokan kata dalam suatu kalimat.

POS Tagging sudah banyak dilakukan menggunakan bahasa Indonesia, untuk menjaga kelestarian bahasa daerah POS Tagging juga perlu dilakukan menggunakan bahasa daerah salah satunya yaitu bahasa Lampung (Rahmanto & Hotijah, 2020);(Fakhrurozi et al., 2021). Bahasa Lampung merupakan salah satu bahasa daerah warisan budaya Indonesia (Wantoro et al., 2021);(Aldino & Ulfa, 2021). Lampung adalah bahasa yang berubah. Hal ini dikarenakan beberapa alasan, bahasa Lampung jarang digunakan, dan masyarakat Lampung sendiri mungkin lebih sering menggunakan bahasa lain dalam kehidupan sehari-hari (Suaidah, 2021);(Hendrastuty et al., 2021). Hal ini tentunya menjadi bendera merah

untuk melestarikan bahasa daerah Lampung itu sendiri (Pramono et al., 2020);(Nurkholis et al., 2021). Peta bahasa, bahasa Lampung memiliki dua dialek, yaitu dialek A (Api) dan dialek O (Nyo) . Berdasarkan jumlah penutur bahasa Lampung di daerah Lampung dialek A lebih banyak digunakan daripada dialek O.

Salah satu upaya untuk melestarikan bahasa Lampung dapat dilakukan dengan menerapkan POS Tagging pada bahasa Lampung. POS Tagging pada bahasa Lampung ini dirancang menggunakan metode hidden markov model (HMM). HMM merupakan pengembangan lebih lanjut dari model Markov berupa model probabilistik yang merepresentasikan dependensi bersyarat dengan sekumpulan variabel acak dan model tersembunyi (Ali et al., 2020);(Febrian & Fadly, 2021). Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Wicaksono & Purwarianti (2010) POS Tagging bahasa Indonesia menggunakan metode HMM memiliki keakuratan yang cukup tinggi yaitu sebesar 96,5 %.

KAJIAN PUSTAKA

Data

Data adalah kumpulan informasi atau deskripsi fakta yang diperoleh melalui pengamatan atau pencarian sumber-sumber tertentu (Susanto et al., 2021);(Satria & Haryadi, 2018);(Susanto & Puspaningrum, 2019). Data yang diterima tetapi tidak diproses lebih lanjut mungkin faktual atau hipotetis (Satria & Haryadi, 2017);(Nabila, Rahman Isnain, et al., 2021). Fungsi data adalah untuk menginformasikan pengambilan keputusan dalam memecahkan masalah. Data dapat digunakan sebagai pedoman atau dasar untuk penelitian dan perencanaan (Nabila, Isnain, et al., 2021). Data tersebut berfungsi sebagai acuan untuk melakukan kegiatan. Sumber data ini terbagi menjadi data primer dan data sekunder (Ichsan et al., 2020);(Hamidy, 2017). Data primer adalah data yang diperoleh peneliti secara langsung dari suatu sumber, dan data sekunder adalah data yang diperoleh peneliti dari sumber yang ada (Budiman et al., 2021).

Part Of Speech (POS) Tagging

Part-of-Speech (POS) Tagging merupakan suatu sistem pemrosesan kalimat untuk mengenali jenis kata sesuai tata bahasa (Nurkholis et al., 2021). Dalam POS Tagging, terdapat proses yang paling penting dalam menemukan konstruksi bahasa (Ahdan et al., 2021);(Alita & Isnain, 2020). Tujuan dari POS tagging adalah menghilangkan perbedaan

yang tidak relevan, menghilangkan ambiguitas, mendukung pembentukan kata, dan mendukung pencarian kata benda (Abidin, Wijaya, et al., 2021).

Beberapa perancang sistem pemberian POS Tagging untuk teks bahasa Indonesia yang sudah banyak dilakukan menggunakan berbagai macam metode dengan hasil akurasi yang berbeda-beda. Metode yang sudah pernah dilakukan antara lain metode brill tagger dalam teks bahasa Indonesia yang memiliki akurasi 88,5%, metode conditional random field (CRF) dan maximum entropy dalam bahasa indonesia memiliki akurasi 95,19% dengan menggunakan 37 tagset, penerapan stanford POT Tagger untuk Tagging bahasa Indonesia dengan menggunakan 29 tagset memiliki akurasi 80% (Fredy Kurniawan, 2012) dan metode Hidden Marcov Model dalam bahasa Indonesia yang memiliki akurasi 96,5% (Wicaksono & Purwarianti, 2010).

Pengertian Corpus

Corpus adalah kumpulan teks yang sangat besar, yang mungkin dalam bentuk mentah atau berkelompok (Abidin & Ahmad, 2021);(Abidin, Permata, et al., 2021). Corpus dapat fokus pada satu topik atau terdiri dari beberapa topik. Contoh korpus misalnya, Brown corpus merupakan corpus pertama, terbesar dan sudah dikelompokan berdasarkan tema. Web-text corpus misal review, forums dan lain sebagainya (Rusliyawati et al., 2021). Reuters adalah corpus berita. Inaugural corpus merupakan corpus yang berisi pidato inaugural presiden Amerika (Abidin & Permata, 2021).

Corpus bisa terdiri dari bahasa tulisan, bahasa lisan atau gabungan dari keduanya. Analisis corpus memberikan informasi leksikal, informasi morfosintaksis, informasi sematik dan informasi pragmatis.

Hidden Marcov Model (HMM)

HMM merupakan pengembangan dari Markov model ini adalah model probabilistik grafis yang mewakili sekumpulan variabel acak dan dependensi bersyarat, dengan model tersembunyi. Perhitungan probabilitas dilakukan dengan mempertimbangkan peristiwa lain yang dapat diamati secara langsung (Anars et al., 2018);(Pajar & Putra, 2021). HMM memiliki dua bagian yaitu observed stade dan hidden stade. observed stade merupakan kejadian yang diamati secara langsung dan hidden sated merupakan bagian yang tidak

dapat diamati (Rauf & Prastowo, 2021);(Hidayati et al., 2020);(Sari et al., 2020). Kasus POS Tagging urutan kelas kata tidak dapat diamati secara langsung sehingga dijadikan sebagai hidden state dan yang menjadi observed state adalah urutan kata katanya, dari urutan kata kata tersebut harus dicari kelas kata yang paling tepat.

Persamaan 1 merupakan persamaan sederhana HMM untuk kasus POS Tagging (Fahrul R imam , 2013).

$$P (t_i | w_i) = P(t_i) * P (w_i | t_i) \dots\dots\dots [2.1]$$

Keterangan :

- P = Probabilitas
- t_i = Tag dari kata yang dicari
- w_i =Kata yang dicari probabilitasnya

Kelas Kata

Kelas kata yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 23 kelas kata. Daftar kelas kata dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

No	Tag	Keterangan	Contoh
1	(Opening parenthesis	{ [
2)	Closing parenthesis] }
3	,	Comma	,
4	.	Sentence terminator	. ? !
5	:	Colon or elipsis	: ;
6	--	Dash	--
7	“	Opening quotation mark	“ “
8	”	Closing quotation mark	” ”
9	\$	Dollar	\$
10	Rp	Rupiah	Rp
11	SYM	Simbol	IDR, %, +, @
12	NNC	Countable common nouns	Buku, rumah, karyawan
13	NNU	Uncountable common nouns	Air, Gula, Nasi, Hujan
14	NNG	Genitive common nouns	Idealnya, komposisinya, fungsinya
15	NNP	Proper Noun/ Kata Benda Khusus	Indonesia, April, Minggu, Pulau Jawa, Bank Mandiri, Piala Dunia
16	PRP	Personal Pronoun	Saya, kami, kita, kalian, mereka, dia
17	PRN	Number pronouns	Kedua-duanya, keempat-empatnys
18	PRL	Locative pronouns	Sini, Situ, Sana
19	WP	WH-pronouns	Apa, Siapa, Mengapa, Bagaimana, Berapa
20	VBT	Transitive Verbs	Makan, Mandi,
21	VBI	Intransitive Verb	Belajar, Bermain, Terdiam
22	MD	Modal or auxiliaries verbs	Sudah, Boleh, Harus
23	JJ	Adjective/ Kata Sifat	Panjang, bersih, marah, bulat, suram, nasional,

			hitam
24	CDP	Primary cardinal numerals	Satu, juta, triliun
25	CDO	Ordinal cardinal numerals	Pertama, Kedua, Ketiga
26	CDI	Irregular cardinal numerals	Beberapa, semua
27	CDC	Collective cardinal numerals	Berdua, Berenam
28	NEG	Negation	Tidak, belum,
29	IN	Preposition/ Kata Depan	Dalam, dengan, di, ke, oleh, pada, untuk
31	SC	Subordinating Conjunction	Sejak, jika, seandainya, meski, bahwa, daripada
32	RB	Adverb/ Kata Keterangan	Sangat, hanya, justru,segera
33	UH	Interjection/ Kata Seru	Brengsek, oh, aduh, ayo, mari
34	DT	Determiner	Para, sang, si
35	WDT	WH-determiners	Apa, siapa, barangsiapa
36	RP	Particles	Kan, kah, pun
37	FW	Foreign Word/ Kata Asing	<i>Online, learning</i>
38	CC	Subordinate conjunction	dan. atau. tetapi
39	NN	Common nouns	Rumah, bola, pegawai

Bahasa Lampung

Bahasa Lampung adalah bahasa yang dipakai oleh penduduk asli Lampung untuk berkomunikasi antara sesama mereka (Abidin, 2021);(Abidin et al., 2018);(Damayanti, 2021). Bahasa Lampung termasuk rumpun bahasa Austronesia yaitu bahasa yang membentuk sebuah kesatuan keluarga yang sama dalam derajat perbedaan internal dan kedalaman waktu dengan bahasa besar lainnya (Abidin, 2017);(Permata et al., 2020);(Permata & Abidin, 2020).

Klasifikasi rumpun bahasa Lampung dalam dua subdialek, yaitu dialek Api (A), yang dipakai oleh ulun Melinting-Maringgai, Pesisir Rajabasa, Pesisir Teluk, Pesisir Semaka, Pesisir Krui, Belalau dan Ranau, Komerling, dan Kayu Agung (yang beradat Lampung Peminggir/Saibatin), serta Way Kanan, Sungkai, dan Pubian (yang beradat Lampung Pepadun). Dan dialek Nyow(O), yang dipakai oleh ulun Abung dan Menggala/Tulangbawang (yang beradat Lampung Pepadun).

METODE

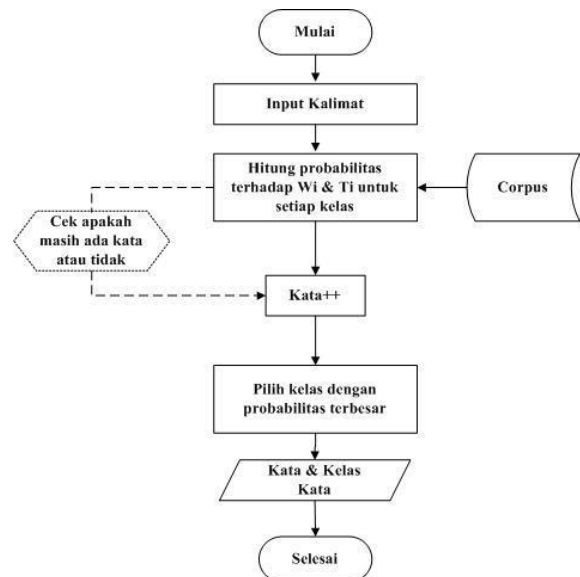
Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data corpus yang berasal dari penelitian Pisceldo, Adriani & Manurung (2009). Corpus ini berisi data teks bahasa Indonesia yang sudah diterjemahkan dengan Pos Tag. Corpus yang digunakan

diterjemahkan ke bahasa Lampung oleh Angi Lina Maharani yang merupakan suku asli Lampung yang berasal dari daerah Padang Cermin, Pesawaran. Tagset yang digunakan sebanyak 23 tagset, dengan jumlah kata sebanyak 556 kata.

Rancangan Arsitektur

Pada arsitektur ini data corpus berisi teks bahasa Indonesia yang sudah diterjemahkan. Data uji yang digunakan adalah semua kata yang terdapat dalam corpus. Perhitungan probabilitas kelas kata dilakukan menggunakan metode HMM. Keluaran dari sistem adalah kata dan kelas kata dari data yang diujikan. Arsitektur POS Tagging bahasa Lampung menggunakan metode HMM dapat dilihat pada flowchart dibawah ini



Gambar 1 Tahapan HMM

Proses dimulai dengan memasukan kalimat, kemudian kata dalam setiap kalimat akan dihitung probabilitasnya untuk setiap kelas kata. Perhitungan probabilitas ini akan diulangi hingga kata terakhir dalam setiap kalimat. Kemudian pilih kelas kata dengan probabilitas terbesar sebagai kelas kata dari kata yang dicari. Hasil akhirnya adalah kata dan kelas kata.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Skenario Pengujian

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data corpus yang berasal dari penelitian Pisceldo, Adriani & Manurung, (2009) kemudian diterjemahkan ke bahasa Lampung oleh guru bahasa Lampung. Corpus yang digunakan terdiri dari 554 kata dengan menggunakan 23 tagset.

Pada skenerio pengujian ini data yang digunakan untuk pengujian adalah semua data yang terdapat dalam corpus, dengan pembagian 50 kalimat (554 kata) sebagai data training, yang juga menjadi data testing. Untuk mengukur akurasi ditentukan dengan perbandingan banyaknya data pengujian tepat dengan banyaknya seluruh pengujian, persamaannya sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah pengujian benar}}{\text{jumlah pengujian total}} * 100\% \dots [4.3]$$

Proses perhitungan akurasi ini didapatkan dengan cara membandingkan secara manual kata yang ada dalam corpus dengan kata dari.

Hasil Pengujian

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan secara keseluruhan dapat dihitung bahwa hasil tagging yang benar adalah 529 kata dan hasil tagging yang tidak benar sebanyak 25 kata seperti yang tampak pada tabel 4.1. Hasil menunjukkan akurasi untuk tiap kalimat berkisar dari 83% sampai dengan 100%. Rata-rata hasil akurasi program ini adalah 95,05% untuk ketepatan pemberian tagging bahasa Lampung menggunakan HMM. Hasil Pengujian untuk setiap kalimat dapat dilihat pada table berikut :

No	Jumlah Kata/ Kalimat	Tag Benar	Tag Salah	Persentase
1	10	10	0	100
2	12	12	0	100
3	11	10	1	90,9
4	19	19	0	100
5	19	19	0	100
6	4	4	0	100
7	11	11	0	100
8	14	13	1	92,8
9	7	7	0	100
10	9	8	1	88,8
11	15	13	2	86,6
12	7	6	1	85,7
13	6	5	1	83,3
14	6	5	1	83,3
15	7	6	1	85,7
16	24	23	1	95,8
17	5	4	1	80
18	12	11	1	90,9
19	7	7	0	100
20	7	6	1	85,7

21	8	8	0	100
22	11	11	0	100
23	15	14	1	93,3
24	13	13	0	100
25	14	14	0	100
26	14	14	0	100
27	11	11	0	100
28	16	15	1	93,75
29	12	12	0	100
30	15	15	0	100
31	7	6	1	85,7
32	11	11	0	100
33	4	4	0	100
34	12	11	1	91,6
35	13	12	1	93,3
36	10	10	0	100
37	11	10	1	90,9
38	8	8	0	100
39	16	15	1	93,75
40	17	16	1	94,1
41	16	15	1	93,75
42	7	6	1	85,7
43	8	7	1	87,5
44	14	14	0	100
45	11	11	0	100
46	10	10	0	100
47	16	15	1	93,75
48	11	11	0	100
49	7	7	0	100
50	4	4	0	100
jmlh	554	529	25	95,05

Analisis

Pada penelitian ini, ada beberapa kata tidak dapat di tagging dengan benar dikarenakan dalam corpus terdapat satu kata tetapi memiliki beberapa tag yang berbeda. Untuk satu kata yang memiliki banyak tag, tag yang dipilih adalah tag yang mempunyai nilai probabilitas tertinggi. Salah satu yang menjadi kelemahan dari program ini yaitu tidak dapat mengetahui tag yang kata nya tidak ada dalam corpus.

SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dapat diambil kesimpulan yaitu :

1. Rancangan arsitektur membentuk tahap training dan testing. Pada tahap training terdapat proses perhitungan probabilitas tag kata untuk mengetahui tag yang sesuai. Tahap testing digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan.
2. Hasil pengujian Pos Tagging bahasa Lampung menggunakan metode HMM memiliki akurasi sebesar 95,05 %.

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. (2021). PENGARUH PENAMBAHAN KORPUS PARALEL PADA MESIN PENERJEMAH STATISTIK BAHASA INDONESIA KE BAHASA LAMPUNG DIALEK NYO. *Jurnal Teknoinfo, 15*(1), 13–19.
- Abidin, Z., & Ahmad, I. (2021). Effect of mono corpus quantity on statistical machine translation Indonesian–Lampung dialect of nyo. *Journal of Physics: Conference Series, 1751*(1), 12036.
- 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., Sucipto, A., & Budiman, A. (2018). Penerjemahan Kalimat Bahasa Lampung-Indonesia Dengan Pendekatan Neural Machine Translation Berbasis Attention Translation of Sentence Lampung-Indonesian Languages With Neural Machine Translation Attention Based. *J. Kelitbang, 6*(02), 191–206.
- 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., Sucipto, A., Priandika, A. T., & ... (2021). Peningkatan Kemampuan Guru SMK Kridawisata Di Masa Pandemi Covid-19 Melalui Pengelolaan Sistem Pembelajaran Daring. *Jurnal ABDINUS ...*, 5(2), 390–401. <http://ojs.unpkediri.ac.id/index.php/PPM/article/view/15591>
- Aldino, A. A., & Ulfa, M. (2021). Optimization of Lampung Batik Production Using the Simplex Method. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan, 15*(2), 297–304. <https://doi.org/10.30598/barekengvol15iss2pp297-304>
- Ali, Z. M., Hassoon, N. H., Ahmed, W. S., & Abed, H. N. (2020). The Application of Data Mining for Predicting Academic Performance Using K-means Clustering and Naïve

- Bayes Classification. *International Journal of Psychosocial Rehabilitation*, 24(03), 2143–2151. <https://doi.org/10.37200/ijpr/v24i3/pr200962>
- 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., Fernando, Y., & Sulistiani, H. (2020). Implementasi Algoritma Multiclass SVM pada Opini Publik Berbahasa Indonesia di Twitter. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(2), 86–91.
- Alita, D., & Isnain, A. R. (2020). Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier. *Jurnal Komputasi*, 8(2), 50–58.
- Anars, M. G., Munaris, M., & Nazaruddin, K. (2018). Kritik Sosial dalam Kumcer Yang Bertahan dan Binasa Perlahan dan Rancangan Pembelajarannya. *Jurnal Kata (Bahasa, Sastra, Dan Pembelajarannya)*, 6(3 Jul).
- Aziz, M., & Fauzi, A. (2022). *CNN UNTUK DETEKSI BOLA MULTI POLA STUDI KASUS : LIGA HUMANOID ROBOCUP CNN For Multi Pattern Ball Detection Case Study : RoboCup Humanoid League*. 5(1), 23–34.
- Budiman, A., Sunariyo, S., & Jupriyadi, J. (2021). Sistem Informasi Monitoring dan Pemeliharaan Penggunaan SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition). *Jurnal Tekno Kompak*, 15(2), 168. <https://doi.org/10.33365/jtk.v15i2.1159>
- 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>
- 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., & Fadly, M. (2021). The Impact of Customer Satisfaction with EWOM and Brand Equity on E-Commerce Purchase IntentioFebrian, A., & Fadly, M. (2021). The Impact of Customer Satisfaction with EWOM and Brand Equity on E-Commerce Purchase Intention in Indonesia Moderated by Cultur. *Binus Business Review*, 12(1), 41–51. <https://doi.org/10.21512/bbr.v12i1.6419>
- Hamidy, F. (2017). Evaluasi Efikasi dan Kontrol Locus Pengguna Teknologi Sistem Basis Data Akuntansi. *Jurnal Teknoinfo*, 11(2), 38–47.
- Hendrastuty, N., Rahman Isnain, A., & Yanti Rahmadhani, A. (2021). *Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine*. 6(3), 150–155. <http://situs.com>
- Hidayati, Abidin, Z., & Ansari, B. I. (2020). Improving students' mathematical communication skills and learning interest through problem based learning model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1460(1). <https://doi.org/10.1088/1742->

6596/1460/1/012047

- Ichsan, A., Najib, M., & Ulum, F. (2020). Rancang Bangun Rekomendasi Penerima Bantuan Sosial Berdasarkan Data Kesejahteraan Rakyat. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 71–79.
- Nabila, Z., Isnain, A. R., & Permata, P. (2021). Mining Data Analysis for Clustering of Covid-19 Case in Lampung Province Using K-Means Algorithm. *The 1st International Conference on Advanced Information Technology and Communication (IC-AITC)*.
- 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 (JTISI)*, 2(2), 100. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTISI>
- Nurkholis, A., Susanto, E. R., & Wijaya, S. (2021). Penerapan Extreme Programming dalam Pengembangan Sistem Informasi Manajemen Pelayanan Publik. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, 5(1), 124–134.
- Pajar, M., & Putra, K. (2021). A Novel Method for Handling Partial Occlusion on Person Re-identification using Partial Siamese Network. *12(7)*, 313–321.
- 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.
- Pramono, S., Ahmad, I., & Borman, R. I. (2020). ANALISIS POTENSI DAN STRATEGI PENEMBAAN EKOWISATA DAERAH PENYANGGA TAMAN NASIONAL WAY KAMBAS. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(1), 57–67.
- Rahmanto, Y., & Hotijah, S. (2020). PERANCANGAN SISTEM INFORMASI GEOGRAFIS KEBUDAYAAN LAMPUNG BERBASIS MOBILE. *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 1(1), 19–25.
- Rauf, A., & Prastowo, A. T. (2021). Rancang Bangun Aplikasi Berbasis Web Sistem Informasi Repository Laporan Pkl Siswa (Studi Kasus Smk N 1 Terbanggi Besar). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (JTISI)*, 2(3), 26. <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/JTISI>
- Rusliyawati, Putri, T. M., & Darwis, D. (2021). Penerapan Metode Garis Lurus dalam Sistem Informasi Akuntansi Perhitungan Penyusutan Aktiva Tetap pada PO Puspa Jaya. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi Akuntansi (JIMASIA)*, 1(2), 1–13.
- Sari, I. P., Kartina, A. H., Pratiwi, A. M., Oktariana, F., Nasrulloh, M. F., & Zain, S. A. (2020). Implementasi Metode Pendekatan Design Thinking dalam Pembuatan Aplikasi Happy Class Di Kampus UPI Cibiru. *Edsence: Jurnal Pendidikan*

Multimedia, 2(1), 45–55. <https://doi.org/10.17509/edsence.v2i1.25131>

Satria, M. N. D., & Haryadi, S. (2017). Effect of the content store size to the performance of named data networking: Case study on Palapa Ring topology. *2017 11th International Conference on Telecommunication Systems Services and Applications (TSSA)*, 1–5.

Satria, M. N. D., & Haryadi, S. (2018). Effect of the content store size to the performance of named data networking: Case study on Palapa Ring topology. *Proceeding of 2017 11th International Conference on Telecommunication Systems Services and Applications, TSSA 2017, 2018-Janua*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/TSSA.2017.8272911>

Suaidah, S. (2021). Analisis Penerimaan Aplikasi Web Engineering Pelayanan Pengaduan Masyarakat Menggunakan Technology Acceptance Model. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 8(1), 299–311. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v8i1.600>

Susanto, E. R., & Puspaningrum, A. S. (2019). *Rancang Bangun Rekomendasi Penerima Bantuan Sosial Berdasarkan Data Kesejahteraan Rakyat*. 15(1), 1–12.

Susanto, E. R., Puspaningrum, A. S., & Neneng, N. (2021). Model Rekomendasi Penerima Bantuan Sosial Berdasarkan Data Kesejahteraan Rakyat. *Jurnal Tekno Kompak*, 15(1), 1–12.

Wantoro, A., Samsugi, S., & Suharyanto, M. J. (2021). Sistem Monitoring Perawatan dan Perbaikan Fasilitas PT PLN (Studi Kasus : Kota Metro Lampung). *Jurnal TEKNO KOMPAK*, 15(1), 116–130.