

KLASIFIKASI KELUHAN MURID MENGGUNAKAN *DEEP NEURAL NETWORK* DAN *WORD2VEC* (STUDI KASUS MTS PERSIS CIGANITRI)

Ina Najiyah

Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya
*e-mail korespondensi: inajiyah@ars.ac.id

Abstrak

Penerimaan kritik dan saran merupakan sebuah hal yang dapat membuat sebuah instansi dapat berkembang dan menjadi lebih baik. MTS Persis Ciganitri merupakan sebuah instansi Pendidikan yang menyediakan tempat bagi murid menyampaikan kritik dan saran yang berpusat pada aplikasi desktop yang tersedia di computer sekolah. Selama tahun 2021-2023, didapatkan data keluhan sebanyak 754 data keluhan yang disampaikan murid, untuk mengetahui kategori mengenai hal yang dikeluhkan, selama ini sekolah melakukan pemisahan kategori keluhan secara manual melalui Ms Excel dan membutuhkan waktu yang cukup lama. Tujuan penelitian ini yaitu untuk melakukan klasifikasi keluhan sehingga data yang ada dapat dikategorikan secara otomatis tanpa membutuhkan SDM melakukan pemisahan kategori secara manual. Metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu metode *Deep Neural Network* untuk proses klasifikasi dikarenakan cara kerjanya yang baik dalam data yang berupa teks dan metode *Word2Vec* sebagai metode representasi teks. Hasil dari penelitian ini yaitu akurasi model yang diusulkan sebesar 82,9% dengan kategori keluhan yaitu fasilitas, tenaga pengajar dan materi pelajaran.

Kata Kunci: Klasifikasi Keluhan Murid, *Deep Neural Network*, *Word2Vec* Untuk Representasi Data.

Abstract

Accepting criticism and suggestions is something that can make an agency develop and become better. MTS Persis Ciganitri is an educational institution that provides a place for students to submit criticism and suggestions that are centered on desktop applications available on school computers. During 2021-2023, 754 complaint data were obtained from student complaint data. To find out the categories regarding the things that were complained about, so far schools have separated complaint categories manually via Ms Excel and it takes quite a long time. The purpose of this study is to classify complaints so that existing data can be categorized automatically without the need for HR to separate categories manually. The method used in this study is the Deep Neural Network method for the classification process due to its good working method for data in the form of text and the Word2Vec method as a text representation method. The results of this study are the accuracy of the proposed model of 82.9% with the complaint categories namely facilities, teaching staff and subject matter.

Keywords: Classification Of Student Complaints, *Deep Neural Network*, *Word2Vec* For Data Representation

1. Pendahuluan

Pendidikan merupakan sebuah kebutuhan primer bagi setiap orang (Nurjaningsih & Qonita, 2019) khususnya di Bandung. Saat ini, pemilihan sekolah yang ada di Bandung menggunakan sistem Zonasi yaitu yang berhubungan dengan jarak domisili. Peraturan tersebut mengharuskan setiap sekolah melakukan pengembangan

pada sekolah sehingga dapat terciptanya kualitas sekolah yang unggul.

Salah satu upaya dalam meningkatkan kualitas dan mutu instansi Pendidikan adalah dengan terus meningkatkan semua aspek yang ada di sekolah mulai dari aspek kecil hingga aspek besar (Iflaha & Sudarsono, 2022). Untuk dapat mengetahui kekurangan dari sebuah instansi Pendidikan yaitu menerima kritik dan

saran tentang sekolah agar sekolah dapat memperbaiki aspek tersebut dan meningkatkan mutu sekolah (Wukir, 2019).

Madrasah Tsanawiyah Persis (MTS) Ciganitri yaitu sekolah swasta yang setara dengan Sekolah Menengah Pertama (SMP) yang berada di Kawasan Ciganitri Kabupaten Bandung. Selama ini, MTS Persis Ciganitri menyediakan sebuah *platform* atau wadah yang dapat dimanfaatkan oleh siswa menyampaikan aspirasi, kritik dan saran kepada pihak sekolah guna meningkatkan mutu sekolah. Wadah tersebut yaitu sebuah aplikasi keluhan berbasis desktop yang disediakan sekolah dan ditempatkan di depan ruang Tata Usaha. Pengambilan kritik dan saran ini sudah dilaksanakan dari tahun 2021.

Selama ini, data yang sudah masuk pada aplikasi kemudian dikelola secara manual menggunakan Ms. Excel untuk diketahui point dari keluhan. Hal tersebut dirasa kurang maksimal dikarenakan membutuhkan waktu yang cukup lama sehingga proses upaya perkembangan sekolah menjadi cukup lamban. Sebagai solusi dari permasalahan ini, dibutuhkan sebuah sistem atau alat yang dapat membantu mengelompokkan keluhan secara otomatis. Masalah klasifikasi sebuah dokumen teks dapat memanfaatkan bidang *machine learning* yaitu *text mining*. *Text Mining* dapat melakukan klasifikasi seperti penelitian yang melakukan klasifikasi keluhan pelayanan publik (Alkaff et al., 2021), klasifikasi kelayakan keluarga penerima bantuan langsung tunai (Sandi et al., 2023).

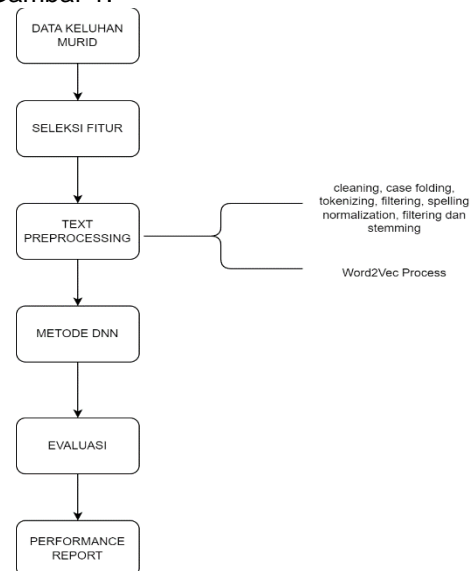
Dalam proses klasifikasi, dibutuhkan sebuah metode yang baik dan menghasilkan akurasi tinggi guna memastikan hasil klasifikasi dapat digunakan untuk membuat sistem. Pada penelitian ini, penulis mengusulkan metode *Deep Neural Network* untuk proses klasifikasi dikarenakan cara kerja yang cocok dan dikenal dengan metode yang menghasilkan akurasi yang cukup baik (Suartika et al., 2016) seperti penelitian analisis sentimen kelangkaan minyak goreng menggunakan metode *Deep Neural Network* dan pembobotan *hybrid TF-IDF* (Jatnika, 2023). Sebelum proses klasifikasi, data yang berupa teks harus dicari bobot kata yang berbentuk *one hot matrix*, maka pada penelitian ini proses representasi teks yang digunakan yaitu menggunakan *Word2Vec* (Nurdin et al., 2020).

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu MTS Persis Ciganitri dalam

mendapatkan point dari keluhan sesuai dari kategorinya yaitu kategori fasilitas, tenaga pengajar dan materi pelajaran.

2. Metode Penelitian

Berikut merupakan tahapan yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

Berdasarkan pada gambar 1. data yang diinput merupakan data keluhan murid yang merupakan data primer yang dikumpulkan langsung dari aplikasi yang disediakan di sekolah. Total *dataset* sebanyak 754 yang diambil dari tahun 2021 sampai 2023. Berikut merupakan langkah lanjutan pada penelitian ini setelah terkumpulnya *dataset*.

1. **Seleksi fitur**
Data yang dikumpulkan merupakan data kotor, yaitu data yang menampilkan keseluruhan kolom dari aplikasi yang diambil. Kolom tersebut yaitu nama, kelas, tanggal, keluhan, saran, dan no handphone. Dari ke tujuh kolom tersebut, perlu dilakukan seleksi fitur yaitu hanya mengambil kolom yang sesuai dan berguna dalam proses klasifikasi. Kolom tersebut yaitu id, dan keluhan.
2. **Text preprocessing** yaitu proses setelah dilakukan seleksi fitur dimana proses ini melakukan pembuangan Sebagian isi dari keluhan, seperti duplikasi data, melakukan normalisasi data, melakukan tokenisasi, dan *filtering* (Ma'rifah et al., 2020).

3. Proses selanjutnya yaitu proses klasifikasi menggunakan metode *Deep Neural Network*. Metode ini merupakan metode yang menyerupai cara kerja otak manusia dengan *neuron-neuron* yang ada (Antares, 2021). Pada prosesnya, digunakan beberapa layer untuk melakukan klasifikasi yang dapat menghasilkan kinerja terbaik.
4. Setelah proses klasifikasi selesai, dilakukan proses evaluasi guna mengetahui apakah performa model sudah tepat atau perlu dilakukan tambahan.
5. Proses terakhir yaitu proses *performance report* dengan beberapa indikator hasil yaitu akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score*.

3. Hasil dan Pembahasan

Berikut merupakan hasil dari penelitian ini:

3.1. Proses Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan wawancara dan pengambilan data melalui aplikasi internal. Berikut merupakan *dataset* yang penulis ambil sebagai contoh dari *dataset* pada Tabel 1.

Tabel 1. *Dataset*

id	nama	kelas	tanggal	keluhan	saran	nohandphone
242	Tyan Syahru Showam	VII	31/07/2021	Kamar mandi RG bau banget bekas buang air ga dibersihkan	Bersihkan tiap pagi	0839292919111
243	Rasyfa Khaira	VII	01/08/2021	Pernah hilang helm waktu sekolah hari minggu	Keamanan diperketat	082177388112
244	MUHAMMAD FAWWAAZ RAMADHAN	IX	02/08/2021	Ustadnya kalau menerangkan kurang jelas	Ganti guru	-
245	MUJADID DARUL QOLBI	VII	26/03/2022	WC airnya kotor	Bersihkan air	-
246	M FAISAL PUTRA HIDAYAT	IX	26/04/2022	Pelajaran hadis terlalu banyak yang harus diperhapal	Tolong dipermudah hapalannya	089656547781
247	AJMAL FADHLA LAKSONO	VII	26/03/2023	Kalau Razia tolong jangan terlalu pendek potong rambutnya soalnya udah pendek sebenarnya ini kenapa masih dianggap panjang	Gatau	-
248	AHMAD NURIL FAHREZI	VIII	26/05/2023	Perpus kurang banyak bukunya	Beli buku	-

Berdasarkan Tabel 1, terdapat 7 *field* atau atribut yang dikumpulkan oleh penulis yaitu nama, kelas, tanggal, isi keluhan, saran dan no_handphone dimana masing-masing *field* tersebut berisi data yang berbentuk *string* atau *text*. Pada penelitian ini *field* yang paling penting adalah *field* keluhan dimana dari *field* tersebut akan ditentukan *class* atau kategori keluhannya.

Adapun dari *dataset* tersebut akan dicari atau dikelompokkan menjadi tiga *class*/kategori seperti berikut pada tabel 2.

Tabel 2. *Class*

No	<i>Class</i>
1	Fasilitas,
2	Tenaga Pengajar
3	Materi Pelajaran.

3.2. Seleksi Fitur

Dari data pada Tabel 1, perlu dilakukan seleksi fitur atau pemilihan kolom yang sesuai, Adapun kolom atau fitur yang bermanfaat dan tepat digunakan dalam proses klasifikasi yaitu kolom id dan keluhan. Id dipilih karena dapat membedakan satu data dengan data lainnya dan menjadi ciri dari sebuah kolom. Sedangkan data keluhan digunakan dikarenakan kolom ini menyimpan isi atau narasi keluhan sehingga *dataset* setelah proses seleksi fitur menjadi sebagai berikut:

Tabel 3. Hasil Seleksi fitur

id	keluhan
242	Kamar mandi RG bau banget bekas buang air ga dibersihkan
243	Pernah hilang helm waktu sekolah hari minggu
244	Ustadnya kalau menerangkan kurang jelas
245	WC airnya kotor
246	Pelajaran hadis terlalu banyak yang harus diperhapal
247	Kalau Razia tolong jangan terlalu pendek potong rambutnya soalnya udah pendek sebenarnya ini kenapa masih dianggap panjang
248	Perpus kurang banyak bukunya

Setelah dilakukan selesi fitur hasilnya sesuai dengan tabel 3 yaitu berisi id dan keluhan. Id diambil untuk membedakan satu data dengan data lainnya sedangkan keluhan adalah fitur utama dalam proses klasifikasi.

3.3. Text preprocessing

Adapun proses ini meliputi penghapusan data duplikat, tokenisasi dan beberapa proses penting lainnya guna menyiapkan *text* sebelum dilakukan klasifikasi. Proses ini berguna meningkatkan kinerja model klasifikasi dan dilakukan menggunakan Bahasa pemrograman *python*.

a. *Cleaning data*

Cleaning data yaitu menghapus data duplikat dan data *null*. Proses ini dilakukan dengan Bahasa pemrograman *python*.

Berikut merupakan perintahnya:

```
import pandas as pd
df=pd.read_csv('datasetkeluhan.csv')
df.head()
duplicates=df.duplicated(keep=False)
```

b. *Case folding*

Proses *Case folding* adalah proses mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil. Pada proses ini karakter-karakter 'A'-Z yang terdapat pada data diubah kedalam karakter 'a'-z' (Pipin & Kurniawan, 2022). didalam *dataset* tentunya terdapat karakter yang bersifat "UPPER" seperti terdapat kata "RG" maka pada proses ini kata tersebut akan berubah menjadi "rg".

c. *Tokenizing*

Tokenizing dilakukan untuk memisahkan kata yang tadinya kalimat menjadi perkata, agar memudahkan dalam proses pembobotan dan klasifikasi Tokenisasi dilakukan dengan melihat *delimiter* yang ada pada *dataset*, pada penelitian ini kata dipisahkan berdasarkan *delimiter* spasi.

Tabel 4. Hasil Tokenisasi

id	keluhan
242	Kamar mandi RG bau banget bekas buang air ga dibersihkan
243	Pernah hilang helm waktu sekolah hari minggu
244	Ustadnya kalau menerangkan kurang

	jasas
245	WC airnya kotor
246	Pelajaran hadis terlalu banyak yang harus diperhapal
247	Kalau Razia tolong jangan terlalu pendek potong rambutnya soalnya udah pendek sebenarnya ini kenapa masih dianggap panjang
248	Perpus kurang banyak bukunya

d. *Spelling* Normalisasi

Salah satu tahap *Text preprocessing* yang berperan untuk meningkatkan performa model *machine learning* adalah *spell checking*. Hal ini disebabkan teks yang terdapat pada internet terutama sosial media seringkali banyak salah tulis (*typo*). Dengan banyaknya *typo* menyebabkan jumlah *vocabulary* kata semakin besar.

Pada penelitian ini, diterapkan metode *Spelling Corrector* dengan pendekatan Bayes Theorem. Untuk mendapatkan kata yang tepat dapat dicari probabilitas suatu kata w yang paling tinggi dari kumpulan candidates.

e. *Filtering*

Lanjutan dari tahapan *tokenizing* dan *spelling* adalah tahapan *filtering* yang digunakan untuk mengambil kata-kata yang penting dari hasil token tadi. Kata umum yang biasanya muncul dan tidak memiliki makna disebut dengan *stopword*. Misalnya penggunaan kata penghubung seperti dan, yang, serta, setelah, dan lainnya. Penghilangan *stopword* ini dapat mengurangi

ukuran index dan waktu pemrosesan. Selain itu, juga dapat mengurangi level *noise*. Namun terkadang *stopping* tidak selalu meningkatkan nilai retrieval. Pembangunan daftar *stopword* (disebut *stoplist*) yang kurang hati-hati dapat memperburuk kinerja sistem *Information Retrieval* (IR).

f. *Stemming*

Stemming dilakukan untuk mengubah kata yang ada didalam *dataset* menjadi kata dasarnya dan menghilangkan imbuhan baik itu imbuhan prefix surfixs maupun infiks berikut merupakan hasil dari proses *Stemming* pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil *Stemming*

id	keluhan
242	kamar mandi rg bau sangat bekas buang air tidak bersih
243	pernah hilang helm waktu sekolah hari minggu
244	ustad jika terang kurang jelas
245	wc air kotor
246	pelajaran hadis terlalu banyak yang harus hafal
247	jika razia tolong jangan terlalu pendek potong rambut karena sudah

	pendek benar ini kenapa masih anggap panjang
248	perpus kurang banyak buku

f. *Word2Vec*

Word2Vec adalah model *shallow neural network* yang merubah representasi kata yang merupakan kombinasi dari karakter alphanumeric menjadi *vector*. Representasi *vector* tersebut memiliki properti *relationship* terhadap kata-kata yang berkaitan melalui proses *training*. Pada model CBOW, *Word2Vec* menggunakan kata-kata yang ada di sebelah kiri dan kanan kata target dan dibatasi dengan *window* untuk memprediksi kata target tersebut. Sedangkan skip-gram menggunakan sebuah kata untuk memprediksi kata-kata yang ada di sebelah kiri dan kanan kata tersebut yang dibatasi oleh *window*. Masing-masing kata yang digunakan sebagai *input* di-encode ke dalam *one-hot vector*. Perbedaan dari kedua model tersebut adalah model prediksi kata. Pada CBOW, terdapat *intermediate layer* yang akan melakukan kalkulasi *average* pada *vector* kata-kata *input* karena CBOW menerima sejumlah *n* kata sebagai *input*. *Window* digunakan sebagai kernel untuk memperoleh *input* dan target *words*. *Window* digeser dari awal sampai akhir susunan kata. Pada penelitian ini proses *Word2Vec* dilakukan menggunakan Bahasa pemrograman python dengan data *input* text dan data keluaran yaitu *vector* yang berbentuk angka. Berikut merupakan hasil dari proses *Word2Vec*:

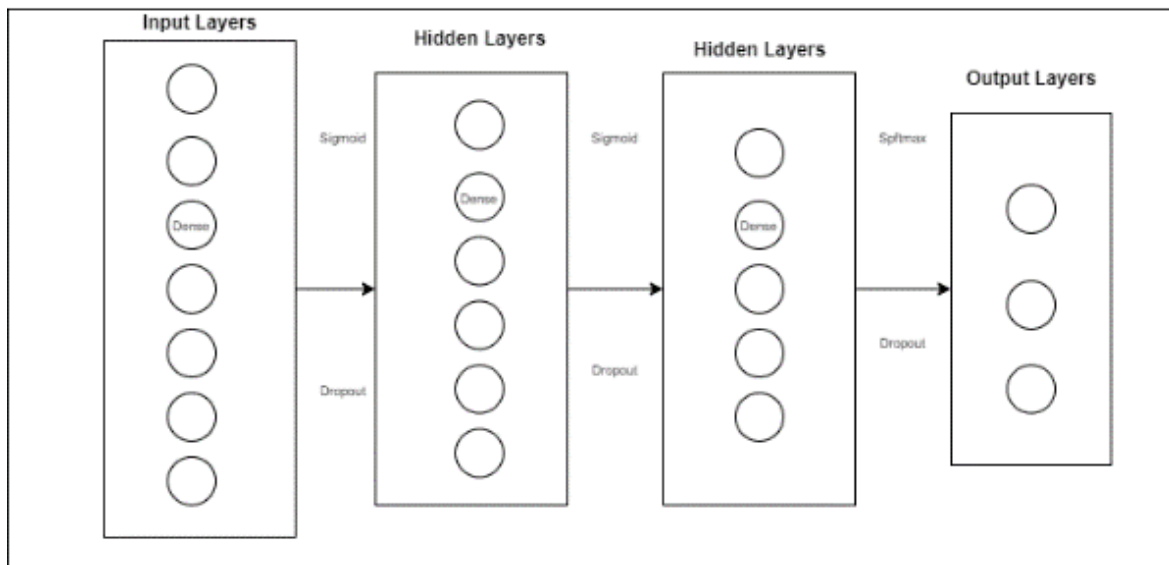
Tabel 6. Hasil *Word 2 Vec*

id	keluhan	hasil <i>Word2Vec</i>
242	kamar	1000000000
	mandi	0100000000
	rg	0010000000
	bau	0001000000
	sangat	0000100000
	bekas	0000010000
	buang	0000001000
	air	0000000100
	tidak	0000000010
	bersih	0000000001
243	pernah	10000000
	hilang	01000000

	helm waktu sekolah hari minggu	0010000 0001000 0000100 0000010 0000001
244	ustad	10000
	jika	01000
	terang	00100
	kurang jelas	00010 00001
245	wc	100
	air	010
	kotor	001
246	pelajaran	1000000
	hadis	0100000
	terlalu	0010000
	banyak	0001000
	yang	0000100
	harus	0000010
	hafal	0000001
247	jika	100000000000000000
	razia	010000000000000000
	tolong	001000000000000000
	jangan	000100000000000000
	terlalu	000010000000000000
	pendek	000001000000000000
	potong	000000100000000000
	rambut	000000010000000000
	karena	000000001000000000
	sudah	000000000100000000
	pendek	000000000010000000
	benar	000000000001000000
	ini	000000000000100000
	kenapa	000000000000010000
	masih	000000000000001000
	anggap panjang	000000000000000100 000000000000000010
248	perpus	1000
	kurang	0100
	banyak	0010
	buku	0001

3.4. Model Klasifikasi DNN

Setelah data selesai dilakukan *preprocessing* dan menghasilkan data yang berbentuk *vector* (angka) maka selanjutnya data siap dilakukan proses klasifikasi menggunakan DNN. *Inputan* pada model ini haruslah berbentuk angka karena model ini bekerja dengan data *inputan* angka yang dilakukan filterisasi atau penyaringan melalui *input layers*, *output layers* dan *hidden layers*. Berikut merupakan gambaran proses klasifikasi menggunakan metode DNN yang dapat dilihat pada Gambar 2.



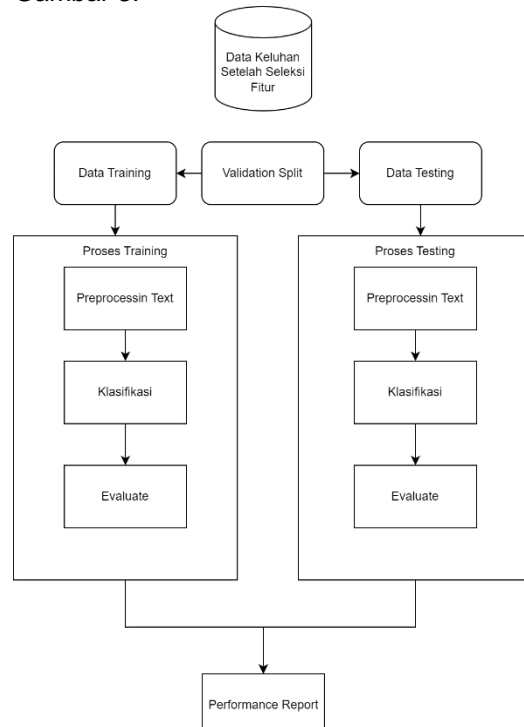
Gambar 2. Klasifikasi dengan DNN

Penelitian ini menggunakan Bahasa pemrograman python untuk melakukan klasifikasi. *Input layers* atau disebut dense diatur dengan beberapa *shape*. Pada penelitian ini, *input layers* di set sebanyak 38 dense. Selanjutnya dense yang berisi data *input* tadi akan dilakukan *dropout* atau pembuangan data yang tidak diperlukan sebanyak 0.5 parameter dense untuk selanjutnya masuk ke dalam proses *hidden layers* pertama. Pada klasifikasi DNN, *hidden layers* dapat diatur menjadi lebih dari 1 *layers*, hal ini dilakukan guna membuat data yang difilter lebih akurat pada proses klasifikasi sehingga *output* yang diharapkan lebih sesuai. Pada proses *input layers* dan *hidden layers*, digunakan *activation sigmoid* sebagai teknologi dalam melakukan pemfilteran atau penentuan fitur yang sesuai dengan kategori klasifikasi. Selanjutnya, setelah selesai pada proses *hidden layers*, maka akan didapat 3 *output layers* sesuai dengan kategori yang diinginkan, untuk mengeluarkan atau menghasilkan *output* yang sesuai maka digunakan *activation softmax* pada penelitian ini.

3.5. Evaluasi

Tahapan yang dijelaskan pada bagian sebelumnya dilakukan pada penelitian ini mulai dari tahap *training* sampai tahap *testing*. Tahap *training* dilakukan sebagai persiapan awal guna “*machine*” dapat belajar mengenali keluhan berdasarkan kategorinya. Pada total *dataset* sebanyak 745 data, penulis melakukan *split*

validation dengan beberapa proporsi yaitu 70:30 dan 80:20 guna mengetahui proporsi mana yang terbaik dan menghasilkan performa lebih optimal. Berikut merupakan tahapan yang dilakukan pada penelitian ini mulai dari *training* sampai *testing* guna menghasilkan evaluasi dijelaskan pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses Evaluasi Model

Selain melakukan modifikasi untuk menghasilkan performa yang maksimal pada proporsi data, penulis melakukan beberapa

percobaan dengan mengubah jumlah *epoch*. Jumlah *epoch* merupakan total berapa kali model yang diusulkan dilakukan perulangan. Seperti layaknya manusia yang perlu mengulang pembelajaran agar lebih pintar dan dapat mengingat pelajaran, maka “*machine*” atau model yang dibuat pada penelitian ini pun perlu dilakukan pengulangan pembelajaran. Berikut hasil dari modifikasi percobaan beserta nilai akurasi dijelaskan pada Tabel 7.

Tabel 7. Percobaan Modifikasi Jumlah Data dan Jumlah *Epoch*

No	Proporsi	<i>Epoch</i>	Akurasi
1	70:30	10	71%
2	70:30	20	73%
3	70:30	30	78%
4	70:30	40	78%
5	70:30	50	78%
6	80:20	10	75%
7	80:20	20	78%
8	80:20	30	81%
9	80:20	40	70%
10	80:20	50	81%

Berdasarkan Tabel 7, akurasi terbaik didapatkan pada percobaan proporsi 80:20 dan jumlah *epoch* 30 dengan akurasi 81%. Adapun pada saat jumlah *epoch* diubah menjadi 50, tidak ada kenaikan akurasi sehingga disimpulkan bahwa akurasi terbaik yaitu pada jumlah *epoch* 30.

3.6. Performance Report

Dalam mengevaluasi *performance* algoritma dari *Machine Learning* (ML) (khususnya *supervised learning*), kita menggunakan acuan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* merepresentasikan prediksi dan kondisi sebenarnya (aktual) dari data yang dihasilkan oleh algoritma ML. Berdasarkan *Confusion Matrix*, dapat menentukan *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *Specificity*. Pada penelitian ini, dikeluarkan hasil dari *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan f1 score sebagai pengukuran keberhasilan model yang diusulkan.

Berdasarkan model yang diusulkan, berikut merupakan hasil akurasi, *precision* dan *recall* yang didapatkan.

a. Confusion Matrix

Tabel 8. *Confusion Matrix*

N=745	TP	FP
FN	432	100
TN	132	81
	564	181

- 1) *True Positive* (TP):
Jika dilakukan prediksi kategori Fasilitas dan betul sesuai dengan data bahwa keluhan yang dimasukkan adalah kategori fasilitas, begitu pula kategori lainnya tepat prediksi.
- 2) *True Negative* (TN):
Jika dilakukan klasifikasi bukan kategori fasilitas dan benar yang muncul bukan kategori fasilitas sesuai dengan data atau hasil model yang diusulkan, begitu pula dengan kategori atau *class* lainnya
- 3) *False Positive* (FP):
Jika dilakukan prediksi kategori Fasilitas dan hasilnya adalah kategori lainnya atau tidak sesuai dengan data dari hasil model yang diusulkan, begitu pula kategori lainnya tidak tepat prediksi.
- 4) *False Negative* (FN) :
Jika dilakukan prediksi bukan kategori manapun tetapi hasilnya masuk ke salah satu kategori yang ada pada data.

b. Precision

Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

Precision didapatkan dari: $= (TP) / (TP+FP)$

Maka hasil pada penelitian ini yaitu:

$$\begin{aligned} Precision &= 432 / (432+100) \\ &= 0.81 \end{aligned}$$

c. Recall

Merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif.

Recall didapatkan dari $= (TP) / (TP + FN)$

$$\begin{aligned} Recall &= 432 / (432+132) \\ &= 0.76 \end{aligned}$$

d. F1 Score

F1 Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan *recall* yang dibobotkan

$F1\ Score = 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision)$

$$\begin{aligned} F1\ Score &= 2*(0.76*0.81) / (0.76+0.81) \\ &= 2*(0.61) / (1.57) \\ &= 2*0.39 \\ &= 0.78 \end{aligned}$$

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan sebelumnya dan berdasarkan hasil metode yang diusulkan, penelitian ini menghasilkan akurasi yang cukup baik yaitu sebesar 81% untuk Model *Deep Neural Network* dengan bantuan *Word2Vec* untuk representasi textnya. Akurasi tersebut didapatkan dari

percobaan modifikasi jumlah *epoch* dan *split validation* untuk menghasilkan performa terbaik dan didapat proporsi data yang paling baik pada kasus ini yaitu 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Selain itu jumlah *epoch* yang paling baik pada kasus data keluhan murid pada penelitian ini sebanyak 30 *epoch* atau 30 kali data dilakukan *training*.

Pada penelitian ini, parameter pengukuran performanya menghasilkan nilai *recall* sebesar 0,76, nilai presisi sebesar 0,81 dan nilai *f1 score* sebesar 0,78 dengan kesimpulan model *deep neural network* dan *Word2Vec* menghasilkan performa yang baik pada kasus klasifikasi data keluhan murid pada MTS Persis Ciganitri.

Referensi

- Alkaff, M., Baskara, A. R., & Maulani, I. (2021). Klasifikasi Laporan Keluhan Pelayanan Publik Berdasarkan Instansi Menggunakan Metode LDA-SVM. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(6), 1265. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021863768>
- Antares, J. (2021). Artificial Neural Network Dalam Mengidentifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus di Klinik Apotik Madya Padang). *Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi*, 1(1), 6–13. <https://doi.org/10.46576/djtechno.v1i1.965>
- Iflaha, N., & Sudarsono, S. (2022). Penerapan Konsep Deming Sebagai Upaya Pengembangan Mutu Pendidikan Di MA Darussalam Jember. *Widya Balina*, 7(2), 500–509. <https://doi.org/10.53958/wb.v7i2.158>
- Jatnika, D. R. (2023). Analisis Sentimen Kelangkaan Minyak Goreng Menggunakan Metode Deep Neural Network dan Pembobotan Hybrid TF-IDF. <https://etd.umm.ac.id/id/eprint/1373/>
- Ma'rifah, H., Wibawa, A. P., & Akbar, M. I. (2020). Klasifikasi Artikel Ilmiah Dengan Berbagai Skenario Preprocessing. *Sains, Aplikasi, Komputasi Dan Teknologi Informasi*, 2(2), 70. <https://doi.org/10.30872/jsakti.v2i2.2681>
- Nurdin, A., Anggo, B., Aji, S., Bustamin, A., & Abidin, Z. (2020). PERBANDINGAN KINERJA WORD EMBEDDING WORD2VEC, GLOVE, DAN FASTTEXT PADA KLASIFIKASI TEKS. *Jurnal TEKNOKOMPAK*, 14(2), 74.
- Nurjaningsih, S. T., & Qonita, A. (2019). Jurnal Tata Kelola Pendidikan MANAJEMEN PENERIMAAN PESERTA DIDIK BARU (PPDB) SISTEM ZONASI. *Jurnal Tata Kelola Pendidikan*, 1(2), 126–138. <https://ejournal.upi.edu/index.php/jtkp>
- Pipin, S., & Kurniawan, H. (2022). Analisis Sentimen Kebijakan MBKM Berdasarkan Opini Masyarakat di Twitter Menggunakan LSTM. *Jurnal SIFO Mikroskil*, 23(2), 197–208. <https://doi.org/10.55601/jsm.v23i2.900>
- Sandi, S. A., & Novianto, Y. (2023). Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Gain Ratio Dan Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Komputer (Jakakom)*, 3(1), 433-442.
- Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, S. R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Caltech 101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 76. <http://repository.its.ac.id/48842/>
- Wukir. (2019). Analisis Disiplin Kerja Dan Kinerja Guru Sd Negeri 040475 Tigaserangkai. *Jurnal Manajemen*, 3(1), 7–46. <http://portaluniversitasquality.ac.id:5555/427/>