

Chatbot Telegram untuk Rekomendasi Pariwisata Daerah Semarang Menggunakan Framework Rasa

¹⁾Abid Ridlo Alvinajmi

Universitas Stikubank, Jalan Tri Lomba Juang No.1 Mugasari Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

E-Mail : vsgabid@gmail.com

²⁾R. Soelistijadi

Universitas Stikubank, Jalan Tri Lomba Juang No.1 Mugasari Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

E-Mail : r.soelistijadi@edu.unisbank.ac.id

³⁾Saefurrahman

Universitas Stikubank, Jalan Tri Lomba Juang No.1 Mugasari Semarang, Jawa Tengah, Indonesia

E-Mail : saefurr@edu.unisbank.ac.id

ABSTRAK

Tourism is a leading industry in various countries because it can improve the country's economy. One city that has potential for tourism is Semarang, because this city has unique culture and beautiful nature. However, there are too many sources of information regarding tourist attractions such as the city of Semarang, which makes tourists sometimes confused about determining tourist destinations that suit their wishes at that time. Therefore, we need a system that can provide recommendations for tourism spots in a destination city. This research aims to develop a Question Answering System or digital question and answer system using a chatbot (ChatterBot). Chatbots are used as information service providers that can make it easier for tourists who are looking for information about tourist attractions. chat bot-based information service systems can work 24 hours or throughout the day, reducing the intensity of direct physical contact with officers and saving operational costs. The chatbot implementation is built on a Machine Learning Framework using RASA Open Source with the Python programming language. Basic knowledge of the chatbot system is drilled based on the FAQ (Frequently Asking Questions) dataset with tourism research objects in the Semarang area. The evaluation results and system performance based on data testing obtained a model accuracy level of 0.91. Furthermore, the weighted average value in the ConfusionMatrix produces a precision of 0.97, recall of 0.94, and an F1 score of 0.95. Training and processing models locally.

Keyword : Tourism, Chatbot, Machine Learning, RASA Open Source, Semarang Regional Tourism

PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan industri

unggulan di berbagai Negara karena dapat meningkatkan perekonomian

Negara tersebut terutama Negara yang mempunyai destinasi alam yang indah serta budaya yang beragam seperti Indonesia. Oleh karena itu perlu optimasi dalam proses pencarian informasi mengenai suatu tempat pariwisata agar wisatawan mengetahui tempat pariwisata apa yang ingin dikunjungi. Salah satu kota yang berpotensi didalam pariwisata adalah Semarang, karena kota ini memiliki keunikan budaya dan alam yang indah. Hal ini dibuktikan banyaknya dikunjungi wisatawan domestik maupun mancanegara. Menurut survei pada tahun 2022 CNN Indonesia, Semarang terpilih sebagai salah satu tujuan wisata favorit di kawasan Asia dan menempati posisi ke-4 setelah Bangkok, Seoul, dan Mumbai [1].

Namun sumber informasi mengenai obyek wisata seperti kota Semarang terlalu banyak sehingga membuat para wisatawan terkadang bingung untuk menentukan tujuan tempat wisata yang sesuai dengan keinginan saat itu. Oleh karena itu dibutuhkan suatu *system* yang dapat memberikan rekomendasi tempat pariwisata di suatu kota tujuan. Dari hasil survei pada tahun 2017 Digital GFK Asia menunjukan bahwa masyarakat Indonesia rata-rata 5,5 jam sehari dan menghabiskan waktunya untuk membuka sekitar 47 aplikasi serta alamat website dengan menggunakan *handphone* atau *computer* [2].

90 persen seluruh aktifitas responden dalam sehari digunakan untuk kegiatan komunikasi via text (melakukan chat). Kemudian disusul dengan akses terhadap jejaring social atau media sosial. Kegiatan chat ini pada umumnya merupakan komunikasi antara manusia dengan perantara komputer, dialog yang dilakukan lewat text tersebut biasa kita sebut dengan chat. Namun adakalanya

kita dapat melakukan chat dengan mesin yang telah memahami pemrosesan bahasa alami (Natural language processing). Mesin yang menirukan dalam melakukan chat ini biasa dikenal dengan chatbot. Chatbot adalah sistem/program komputer yang memberikan layanan pertukaran informasi antara robot (program) dengan manusia yang digunakan untuk memberikan suatu informasi dalam bentuk text yang dibutuhkan oleh manusia. Chatbot dapat melakukan interaksi layaknya manusia seperti teman untuk mengobrol (bercakap), memberikan interaksi, serta dapat berinteraksi dengan kita layaknya seorang pakar yang dapat merekomendasikan sesuatu [3]. Dikarenakan terlalu banyak destinasi wisata di kota Semarang, mulai dari jenis wisata pengunungan, wisata hiburan serta wisata realigi sehingga wisatawan akan merasa bingung untuk menentukan tujuan wisata yang ingin dikunjungi oleh karena itu biasanya wisatawan ingin rekomendasi tujuan tempat wisata. Biasanya rekomendasi yang didapatkan berasal dari agen wisata ataupun seseorang yang telah mengunjungi wisata kota Semarang (memiliki pengetahuan tentang obyek wisata kota Semarang). Biasanya yang merekomendasikan seorang pakar, dengan berkembangnya kemajuan teknologi informasi kita dapat menirukan pengetahuan seorang pakar dengan membangun sebuah *system* (program) [4]. Program ini mampu memberikan rekomendasi layaknya seorang pakar, *system* inilah yang kita sebut sebagai *system* rekomendasi. Sistem rekomendasi ini mampu berkomunikasi dengan pengguna melalui banyak cara misal masukkan text atau pilihan menu dalam sebuah website [5]

Mode komunikasi lain yang bisa

dan observasi serta meminta arahan dari dosen pembimbing, dataset FAQ berisi pertanyaan-pertanyaan seputar objek wisata di daerah Semarang yang paling sering dipertanyakan oleh para wisatawan baik asing maupun local[9]. Berikut jenis kategori pesan input yang dikelola untuk definisi maksud dan respons berdasarkan pertanyaan FAQ sebagai data pelatihan chatbot disajikan dan diterangkan setiap *intent* yang ada pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset FAQ

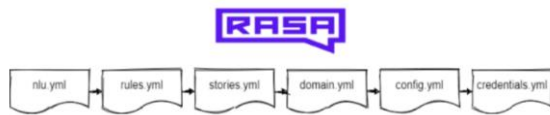
No	Intent	Jumlah Sampel
1	Greet	7
2	Goodbye	7
3	Bot_Challenge	4
	Rekomendasi_Wisat	13
4	a	
5	Wisata_Termurah	12
6	Wisata_Terkenal	12
7	Wisata_Favorite	15
8	Daftar_Wisata	16
9	Letak_Wisatasaloka	3
	Jambuka_Wisatasaloka	4
10	Kenapa_Wisatasaloka	4
11	a	
12	Siapa_Pembuat	5
	Bagaimana_Wisatasaloka	4
13	Letak_Wisatalawang	3
	Jambuka_Wisatalawang	4
15	Kenapa_Wisatalawang	4
16	Bagaimana_Wisatalawang	4
17	Letak_Wisatalklenten	3
18	Jambuka_Wisatalklenten	4
19	Kenapa_Wisatalklenten	4
20	Bagaimana_Wisatalklenten	4
21	Letak_Wisatakota	3

	Jambuka_Wisatakot	4
23	a	
24	Kenapa_Wisatakota	4
	Bagaimana_Wisatak	4
25	ota	
26	Letak_Pagoda	3
27	Jambuka_Pagoda	4
28	Kenapa_Pagoda	4
29	Bagaimana_Pagoda	4
30	Letak_Kampung	3
31	Jambuka_Kampung	4
32	Kenapa_Kampung	4
	Bagaimana_Kampun	4
33	g	
34	Letak_Museum	3
35	Jambuka_Museum	4
36	Kenapa_Museum	4
37	Bagaimana_Museum	4
38	Letak_Brown	3
39	Jambuka_Brown	4
40	Kenapa_Brown	4
41	Bagaimana_Brown	4
42	Letak_Dusun	3
43	Jambuka_Dusun	4
44	Kenapa_Dusun	4
45	Bagaimana_Dusun	4
46	Letak_Umbul	3
47	Jambuka_Umbul	4
48	Kenapa_Umbul	4
49	Bagaimana_Umbul	4
	Jumlah	241

Jumlah sampel pesan yang digunakan sebagai dataset pelatihan adalah 241 kalimat dengan 49 jenis variasi maksud berdasarkan kategori yang berbeda.

1.3. Data Understanding

Layanan informasi chatbot rekomendasi wisata daerah semarang sistem yang dibangun menggunakan RASA Open-Source Framework memerlukan beberapa file konfigurasi sebagai dataset pelatihan. Gambar 2 menunjukkan komponen data yang dikonfigurasi sebagai data pelatihan



Gambar 2. Komponen RASA Dataset
Penjelasan setiap dataset yang dikonfigurasi komponen ditulis sebagai berikut[10]:

1. *Natural Language Understanding (NLU)*

Data NLU dalam RASA Framework berisi sampel pesan dari pengguna yang diberi label berdasarkan maksud pada setiap kategori. Di tingkat lanjutan, data NLU dapat digabungkan dengan penambahan entitas, sinonim dan Tabel pencarian.

2. *Rules*

Data aturan dalam RASA Framework berisi cuplikan percakapan yang harus sesuai di antara keduanya maksud dan respon yang diberikan

3. *Stories*

Data cerita dalam RASA Framework berisi cuplikan percakapan yang mampu menggeneralisasi percakapan baru atau sesuatu yang belum pernah terjadi dilatih sebelumnya.

4. *Domain*

Data domain dalam RASA Framework berisi alam semesta percakapan seperti tindakan, maksud, entitas dan slot. Definisi tindakan dan tanggapan adalah digunakan sebagai template jawaban chatbot.

5. *Config*

Data konfigurasi dalam RASA Framework berisi konfigurasi bahasa, saluran pipa, dan kebijakan yang mana digunakan untuk melatih model.

6. *Credential*

Data kredensial dalam RASA Framework terkandung token aktivasi sehingga model yang tadi dilatih dapat digunakan dan

terhubung dengan Facebook, Twilio, telegram, google hangouts, situs web, dll.

1.4. *Modelling*

Konfigurasi model di RASA Open-Source Kerangka diperlukan tiga tahap sebagai yang utama komponennya, yaitu bahasa, saluran pipa, dan kebijakan. Komponen-komponen tersebut digunakan sebagai aturan model memahami pesan masukan pengguna dan menentukan respons atau keluaran yang sesuai [11]. Pada Gambar 3, beberapa konfigurasi file model Config yang digunakan di riset.

```
# Configuration for Rasa NLU.
# https://rasa.com/docs/rasa/nlu/components/

recipe: default.v1
language: id
pipeline:
- name: WhitespaceTokenizer
  token_pattern: (?u)\b\w+\b
- name: RegexFeaturizer
- name: LexicalSyntacticFeaturizer
- name: CountVectorsFeaturizer
- name: CountVectorsFeaturizer
  analyzer: char_wb
  min_ngram: 1
  max_ngram: 4
- name: DIETClassifier
  constrain_similarities: True
  epochs: 100
- name: EntitySynonymMapper
- name: ResponseSelector
  retrieval_intent: out_of_scope
  scale_loss: True
  epochs: 100
- name: FallbackClassifier
  threshold: 0.5
  ambiguity_threshold: 0.3
```

Gambar 3 Configuration of Pipeline Model

Serangkaian proses khusus yang digunakan untuk mendeteksi maksud dan untuk mengekstrak entitas yang dikenal sebagai "Pipeline". model Pipeline penelitiannya adalah Bahasa Indonesia atau Bahasa Indonesia dengan kode bahasa "id". Model pipa terdiri dari proses Tokenisasi, Fiturisasi, Klasifikasi Maksud, Ekstraksi Entitas dan Pemilih Respons. Selain itu, "Policy" bertujuan untuk mendefinisikan dialog proses manajemen dan model yang digunakan untuk mendefinisikan jawaban (respon) berdasarkan masukan pesan pengguna. Berbeda dengan prosedur Pipeline yang tadi

urutan, prosedur "Policy" dilakukan paralel. Gambar 4 menunjukkan konfigurasi Kebijakan itu digunakan dalam model chatbot.

```
policies:
- name: RulePolicy
  core_fallback_threshold: 0.5
  core_fallback_action_name: "action_default_fallback"
  enable_fallback_prediction: True
  max_history: 6
- name: AugmentedMemoizationPolicy
- name: TEDPolicy
  constrain_similarities: True
  max_history: 10
  epochs: 20
  batch_size:
    - 32
    - 64
```

Gambar 4 Configuration of Policies Model

1.5. Evaluation

Proses evaluasi informasi berbasis chatbot sistem layanan menggunakan open-source RASA yang disediakan fitur pengujian otomatis. Hasil evaluasi dari kinerja chatbot menggunakan RASA Open-Source Framework memberikan laporan dan dialog model NLU modelnya, sebagai berikut[12]:

1. NLU Model Evaluation

Mode NLU dievaluasi berdasarkan pelatihan model kumpulan data saat memproses input pengguna tidak terstruktur pesan, seperti: mengekstraksi entitas dan klarifikasi proses maksud pesan pengguna berdasarkan kategori.

2. Dialogue Model Evaluation

Model dialog dievaluasi berdasarkan respon definisi atau keluaran chatbot berdasarkan masukan pesan dalam percakapan. Tanggapan yang diberikan sebagai keluaran pengguna yang ditentukan berdasarkan pemahaman kategori pesan dan maksud klasifikasi dalam model NLU. Proses evaluasi model membuat tabel *Confusion Matrix* yang terdiri dari *True Positive* (TP), *True Negatif* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negatif* (FN).

Setiap komponen dapat menciptakan nilai itu digunakan sebagai parameter untuk menghitung evaluasi pada

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

model klasifikasi seperti yang tertulis[13]:

Accuracy

Parameter Akurasi digunakan sebagai kinerja pengukuran yang menunjukkan tingkat akurasi semua prediksi yang

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

dibuat oleh model. Persamaan rumus dapat dihitung seperti tertulis di bawah ini:

Precision

Parameter Presisi digunakan sebagai tingkat akurasi hasil klasifikasi seluruh dokumen dalam sistem. Rumus persamaannya dapat dihitung seperti yang tertulis di bawah:

Recall

Parameter Recall menunjukkan tingkat keberhasilan sistem untuk mengenali suatu kategori.

Rumus persamaan dapat

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

dihitung seperti tertulis di bawah ini:

F1-Measure

Parameter ukuran F1 adalah deskripsinya relativitas antara nilai presisi dan recall atau disebut mean harmonik. Rumus

$$F1 - score = 2 \times \frac{(precision \times recall)}{(precision+recall)} \quad (4)$$

persamaannya bisa dihitung seperti tertulis di bawah ini:

Setelah itu dilakukan perhitungan evaluasi parameter pada klasifikasi kelas jamak berdasarkan nilai mean diperoleh dari Makro dan Rata-rata tertimbang adalah sebagai berikut [14]:

1. **Macro-Average** adalah matriks perhitungan itu digunakan secara mandiri pada masing-masing kelas yang kemudian diambil nilai rata-rata berdasarkan total. Persamaannya rumusnya

Macro Average Precision

$$= \frac{\sum_{k=1}^K Precision_k}{K}$$

$$Macro Average Recall = \frac{\sum_{k=1}^K Recall_k}{K} \quad (6)$$

Macro F1 – score

$$= 2 \times \frac{(MacroAvgPrecision \times MacroAvgRecall)}{(MacroAvgPrecision^{-1} + MacroAvgRecall^{-1})}$$

dapat dihitung seperti tertulis di bawah ini:

2. **Weighted-Average** adalah mean independ (5) perhitungan nilai berdasarkan masing-masing kelas yang mana diberi bobot berdasarkan jumlah ukuran data. Itu rumus persamaan dapat dihitung seperti tertulis di bawah [15]:

Weighted Average Precision

$$= \frac{\sum_{i=1}^I Precision_i \times N}{Total Data} \quad (8)$$

Weighted Average Recall

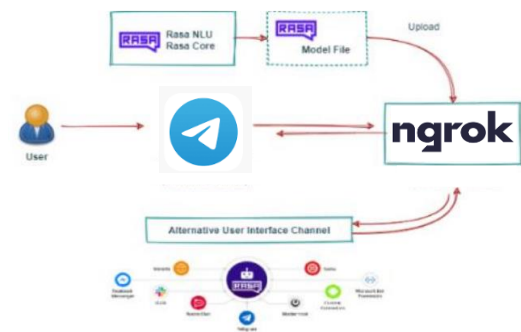
$$= \frac{\sum_{i=1}^I Precision_i \times N}{Total Data} \quad (9)$$

Weighted Average F1-Score

$$= \frac{\sum_{i=1}^I F1-score_i \times N}{Total Data} \quad (10)$$

2.6. Deployment

Tahap implementasi RASA Open Source chatbot bertujuan untuk memudahkan pengguna dalam mengakses chatbot di depan umum. Berikut diagram yang menjelaskannya proses implementasi sistem layanan chatbot ke pengguna akhir. Implementasi proses pada sistem chatbot dapat diilustrasikan pada Gambar 5.



Gambar 5 System Implementation of Chatbot

Tahap konfigurasi dan pelatihan dataset telah selesai menggunakan komputer lokal sehingga mereka menciptakan model chatbot dengan evaluasi tes di atas 80% lebih. Setelah berhasil kriteria evaluasi yang baik, model chatbot RASA telah dikirim ke server. Hal itu dilakukan agar RASA model chatbot dapat diakses secara publik oleh pengguna atau juga dikenal sebagai tuan rumah.. Apalagi alamat Ip server eksternal bisa dikonfigurasi menjadi statis untuk mencegah perubahan waktu ke waktu sehingga layak untuk diintegrasikan dalam a skala yang lebih luas. Penelitian ini menggunakan layanan server dari Ngrok sebagai server. Setelah model dikirim ke server, sistem chatbot yang dibangun di Framework RASA Open Source dapat diakses menggunakan “Telegram” sebagai Antarmuka Pengguna (UI) Pelayanan Informasi Rekomendasi Wisata Daerah Semarang. Implementasi sistem dari layanan chatbot dapat dilihat pada Gambar 6



Gambar 6 Telegram UI Sebagai Chatbot

Kegiatan ini bertujuan untuk memudahkan para pengguna atau wisatawan yang berkunjung membutuhkan informasi aktual tentang wisata yang ada di daerah Semarang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Model chatbot diberikan uji simulasi menggunakan pengujian data dengan tujuan untuk memahami kinerja saat sistem bekerja. Pengujian Prosesnya menggunakan RASA Open-Source Framework secara otomatis menghasilkan laporan sistem yang mana disajikan dalam format file gambar, json, dan yml. Di dalam Tabel 2, laporan hasil evaluasi percakapan mengalir dengan kesalahan dalam klasifikasi maksud saat membuat prediksi pesan input pengguna disajikan di Tabel 2.

Tabel 2. *Report Error of Intent*

Masukan	Intent	Intent Prediksi	Confidence Level
"Woi"	Greet	Nlu_fall back	0.50
"Wisata semarang"	Rekomen dasi_wisata	Nlu_fall back	0.50
"wisata low budget"	Wisata_termurah	Nlu_fall back	0.50
"wisata hitz"	Wisata_terenal		0.50
"wisata nomer 1 disemarang"	wisata_favorite	Nlu_fall back	0.50
"dimana letak wisata keagaaman umat budha"	letakwisata_klenteng	Nlu_fall back	0.93
"ada wisata"	Daftar_wisata	Nlu_fall back	0.50

apa saja di semarang			
"rekomendasi wisata hiburan keluarga"	Rekomen dasi_wisata	Nlu_fall back	0.61
"wisata air di daerah semarang"	Letakwisata_umbul	Nlu_fall back	0.77
"wisata taman rekreasi"	Letakwisata_saloka	Nlu_fall back	0.50

Berdasarkan hasil uji simulasi pada Tabel 2, sedangkan melakukan proses klasifikasi niat, ada 10 pesan pengguna yang diprediksi secara salah oleh peneliti. Pengujian data dengan jumlah input pesan sebanyak 113 menghasilkan 103 kalimat yang diprediksi dengan tepat. Itu skor hasil evaluasi berdasarkan tingkat akurasi model dialog adalah 0,91 atau 91%. Nilai akurasi berdasarkan hasil sisanya dapat dihitung menggunakan Persamaan 1 yaitu akurasi klasifikasi

$$Accuracy = \frac{103}{113} = 0,91$$

kelas jamak yang dapat ditulis sebagai:

Kemudian, hasil evaluasi parameter berdasarkan Confusion Matrix terdiri dari skor presisi, *recall* dan skor F1 dibuat berdasarkan laporan pengujian menggunakan pengujian data dalam RASA Open-Source Framework. Pada Tabel 3, Pesan Laporan hasil pengujian adalah disajikan.

Tabel 3. Laporan Pengujian

No	Intent	Support	Persisi	Recall	F1-Score
1	Greet	2	1	1	1
2	Goodbye	3	1	1	1
3	Bot_Challenge	2	1	0.5	0.666
4	Rekomendasi_Wisata	2	1	1	1

N o	Intent	Sup ort	Pres isi	Rec all	F1-Sc ore
5	Wisata_Ter murah	3	1	1	1
6	Wisata_Ter kenal	2	1	1	1
7	Wisata_Fav orite	3	1	1	1
8	Daftar_Wis ata	2	1	1	1
9	Letak_Wisa taloka	3	1	0.66	0.8
10	Jambuka_Wisatasaloka	2	1	0.5	0.66
11	Kenapa_Wi sataloka	2	1	1	1
12	Siapa_Pem buat	3	1	1	1
13	Bagaimana_Wisatasolaka	3	1	1	1
14	Letak_Wisa talawang	2	1	1	1
15	Jambuka_Wisatalawang	4	0.8	1	0.88
16	Kenapa_Wi satalawang	4	1	1	1
17	Bagaimana_Wisatalawang	56	1	0.982	0.99
18	Letak_Wisa talklenteng	2	1	1	1
19	Jambuka_Wisatakenteng	3	1	0.333	0.5
20	Kenapa_Wi satakenteng	2	1	1	1
21	Bagaimana Wisatakenteng	2	1	1	1
22	Letak_Wisa takota	2	1	1	1
23	Jambuka_Wisatakota	2	1	1	1
24	Kenapa_Wi satakota	2	1	1	1
25	Bagaimana_Wisatakota	2	1	1	1
26	Letak_Pago	4	1	1	1

N o	Intent	Sup ort	Pres isi	Rec all	F1-Sc ore
	da				
27	Jambuka_P agoda	2	1	0.5	0.66
28	Kenapa_Pa goda	3	0.666	0.666	0.666
29	Bagaimana_Pagoda	2	1	1	1
30	Letak_Kam pung	2	1	1	1
31	Jambuka_K ampung	2	1	1	1
32	Kenapa_Ka mpung	2	1	1	1
33	Bagaimana_Kampung	7	1	1	1
34	Letak_Muse um	2	1	1	1
35	Jambuka_M useum	2	1	1	1
36	Kenapa_Mu seum	3	0.75	1	0.857
37	Bagaimana_Museum	7	0.875	0.857	0.933
38	Letak_Brow n	2	1	0.5	0.666
39	Jambuka_B rown	2	1	1	1
40	Kenapa_Br own	3	0.75	1	0.857
41	Bagaimana_Brown	2	1	1	1
42	Letak_Dusu n	3	1	1	1
43	Jambuka_D usun	3	1	1	1
	Macro Average	170	0.95	0.90	0.91
	Weighted Average		0.97	0.94	0.95

Hasil evaluasi pada Tabel 3 menghasilkan nilai mean berdasarkan evaluasi Presisi Rata-rata Makro dengan 0,95 atau 95% yang dapat dihitung menggunakan Persamaan 5 seperti yang ditulis di bawah ini:

$$\text{Macro Average Precision} = \frac{41,84}{44} = 0,95$$

Skor evaluasi berdasarkan Recall adalah 0,90 atau 90% yang dapat

$$\text{Macro Average Recall} = \frac{39,50}{44} = 0,90$$

dihitung dengan menggunakan Persamaan 6, maka dapat ditulis sebagai:

skor evaluasi berdasarkan skor F1 adalah 0,91 atau 91% yang dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 7 maka dapat dituliskan sebagai:

Evaluasi rata-rata Weighted Average

$$\text{Macro F1 - score} = \frac{40,16}{44} = 0,91$$

berdasarkan evaluasi Presisinya adalah 0,97 atau 97% yang bisa dihitung menggunakan Persamaan 8, dapat ditulis sebagai:

Skor evaluasi berdasarkan Recall adalah 0,94 atau 94% yang dapat dihitung dengan menggunakan

$$\text{Weighted Average Recall} = \frac{158,99}{170} = 0,94$$

Persamaan 9, maka dapat ditulis sebagai:

Skor evaluasi berdasarkan skor F1 adalah 0,95 atau 95% yang bisa dihitung menggunakan Persamaan 10, bisa ditulis sebagai:

Tingkat akurasi model yang diperoleh sebesar 0,91 atau 91%. Parameter tersebut digunakan sebagai indikator untuk mengevaluasi chatbot saat mengoperasikan sistem berbasis pada prediksi hasil yang salah atau benar. Tingkat akurasi sistem ini dipengaruhi oleh banyaknya Prambanan Dataset Temple FAQ yang digunakan sebagai data pelatihan model chatbot. Namun, dalam hal diawasi klasifikasi model pembelajaran, tingkat akurasinya tidak satu-satunya matriks yang digunakan. Parameter chatbot evaluasi model juga dapat dianalisis dari laporan diberikan oleh RASA Open-Source Framework, memang demikian presisi, perolehan, dan skor F1. Nilai presisi dari model chatbot yang dihasilkan adalah 0,97 atau 97% mewakili tingkat akurasi antar informasi dibutuhkan oleh pengguna dan jawaban atau tanggapan yang diberikan oleh sistem chatbot. Nilai penarikan kembali

chatbot model yang dihasilkan adalah 0,94 atau 94% mewakili tingkat keberhasilan klasifikasi pesan masukan pengguna berdasarkan pada pengujian data pada sistem chatbot. Selain itu, parameter nilai skor F-1 model chatbot yang dihasilkan adalah 0,95 atau 95% mewakili keseimbangan antara nilai parameter presisi dan recall.

KESIMPULAN

Chatbot dibuat menggunakan RASA Open-Source Framework versi 3.0 dengan program bahasa Python digunakan sebagai Sistem Penjawab Pertanyaan rekomendasi wisata di daerah Semarang. Proses pembelajaran chatbot mesin sistem memerlukan beberapa konfigurasi kumpulan data sebagai bahan dasar model pelatihan yang terdiri NLU, Cerita, Aturan, Domain, Konfigurasi dan Data kredensial. Hasil evaluasi model chatbot dalam melakukan hal tersebut klasifikasi maksud dan

$$\text{Weighted Average F1 - score} = \frac{160,89}{170} = 0,95$$

menentukan tindakan atau tanggapan terhadap pesan pengguna mengingat keakuratannya rate sebesar 0,91 dan komponen parameter berdasarkan Confusion Matrix diberi nilai rata-rata tertimbang presisi sebesar 0,97, recall sebesar 0,94 dan skor F-1 sebesar 0,95.

Sistem informasi berbasis chatbot dapat menjadi alternatif bagi industri pariwisata yang mulai mentransformasikan dan mengadopsi teknologi digital. Chatbot juga dapat digunakan untuk menyelamatkan biaya operasional dan dapat menambah nilai bisnis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Rif'ah, S. (2022). Optimalisasi Wisata Halal Di Pantura Lamongan Sebagai Upaya Pemulihan Ekonomi Di Era New

- Normal. *Al-Musthofa: Journal of Sharia Economics*, 5(2), 54-69..
- [2] Balai Pelestarian Cagar Budaya, "Perpanjangan Penutupan Candi Prambanan," 30 Juni, 2021. <https://bpcbdy.kemdikbud.go.id/berita-perpanjangan-penutupan-candi-prambanan> (accessed Mar. 02, 2022).
- [3] B. P. Statistik, "Perkembangan Pariwisata Dan Transportasi Nasional," Jakarta Badan Pus. Stat., no. 04, pp. 1–20, 2021.
- [4] Wonderful Indonesia, *Trend Pariwisata 2021*. Kemenparekraf Baparekra, 2020.
- [5] S. Sugiono, "Pemanfaatan Chatbot Pada Masa Pandemi Covid19: Kajian Fenomena Society 5.0," vol. 22, no. 2, pp. 133–148, 2021.
- [6] Abdellatif, K. Badran, D. Costa, and E. Shihab, "A Comparison of Natural Language Understanding Platforms for Chatbots in Software Engineering," *IEEE Trans. Softw. Eng.*, pp. 1–19, 2021, doi: 10.1109/TSE.2021.3078384.
- [7] R. K. Sharma and M. Joshi, "An Analytical Study and Review of open source Chatbot framework, Rasa," *Int. J. Eng. Res.*, vol. 9, no. 06, pp. 1011–1014, 2020.
- [8] M. R. S. dan F. Atqiya, "Sistem Tanya Jawab Konsultasi Shalat Berbasis RASA Natural Language Understanding (NLU)," vol. 3, no. 2, pp. 93–102, 2021, doi: 10.17509/edsence.v3i2.38732.
- [9] D. G. S. Ruindungan and A. Jacobus, "Pengembangan Chatbot untuk Layanan Informasi Interaktif Akademik menggunakan Framework Rasa Open Source," vol. 10, no. 1, pp. 61–68, 2021.
- [10] M. D. Aldiansyah, "Keunikan Sejarah Candi Prambanan Yogyakarta," 2019.
- [11] Simanjuntak, M. B., Lustyantje, N., & Iskandar, I. (2022). Pembelajaran Berbasis Telegram Group dan Microsoft Team di Kelas Bahasa Inggris (Penilaian berbasis Persepsi Siswa). *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 6(2), 11114-11119.
- [12] Lenardo, G. C., & Irawan, Y. (2020). Pemanfaatan Bot Telegram sebagai Media Informasi Akademik di STMIK Hang Tuah Pekanbaru. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 1(4), 351-357.
- [13] RASA, "Model Configuration," 2019. <https://rasa.com/docs/rasa/model-configuration/> (accessed Jan. 22, 2022).
- [14] M. Grandini, E. Bagli, and G. Visani, "Metrics for Multi-Class Classification: an Overview," pp. 1–17, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2008.05756>.
- [15] M. Khalusova, "Machine Learning Model Evaluation Metrics Part 2: Multi-Class Classification," 17 April, 2019. <https://www.mariakhalusova.com/posts/2019-04-17-ml-modelevaluation-metrics-p2/> (accessed Mar. 02, 2022).