



Klasifikasi Dialek Bahasa Inggris British dan Amerika menggunakan Support Vector Machine

Kuswandaru*, Mutaqin Akbar

Fakultas Teknologi Informasi, Informatika, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

Email: ^{1,*}191110141@student.mercubuana-yogya.ac.id, ²mutaqin@mercubuana-yogya.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 191110141@student.mercubuana-yogya.ac.id

Abstrak—Bahasa Inggris telah menjadi bahasa internasional yang digunakan di berbagai bidang, termasuk pendidikan, bisnis dan pariwisata. Indonesia yang telah menjadi anggota AEC (*Asean Economic Community*), sehingga semakin penting untuk masyarakat Indonesia terutama generasi muda untuk bisa menguasai bahasa Inggris dengan baik dan benar. Bahasa Inggris sebagai bahasa internasional mempunyai banyak ragam dialek, misalnya dialek British dan Amerika. Penelitian ini dilatarbelakangi oleh permasalahan bahwa perbedaan dialek antara Bahasa Inggris British dan Amerika dapat memengaruhi pemahaman dan komunikasi dalam konteks pendidikan, bisnis, dan kehidupan sehari-hari. Identifikasi dan klasifikasi dialek dalam ucapan Bahasa Inggris menjadi penting untuk membantu penutur asli dan non-asli memahami konteks komunikasi dengan lebih baik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah metode klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* untuk membedakan antara dialek Bahasa Inggris British dan Amerika dalam ucapan. Dengan memanfaatkan SVM, penelitian ini akan mencoba untuk mengidentifikasi ciri-ciri linguistik yang membedakan antara kedua dialek tersebut, seperti intonasi, vokal, konsonan, dan pola ritme yang didapat dari ekstraksi fitur suara dengan *Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)*. Dalam tahap pelatihan model ini menggunakan dataset sebanyak 720 ucapan yang telah dikumpulkan dari berbagai sumber website penyedia layanan text to speech untuk merepresentasikan kedua dialek. Selanjutnya, dilakukan pengujian model yang telah dilatih menggunakan 24 data uji yang dikumpulkan dari perekaman suara asli beberapa orang untuk mengevaluasi keakuratannya. Hasil dari penelitian ini adalah diperoleh nilai akurasi 91,6% pada model dengan konfigurasi nilai Cost 1, gamma 0.001 dan kernel polinomial, dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa model ini mempunyai nilai akurasi yang cukup tinggi, dengan kesalahan klasifikasi 2 data dari 24 data uji.

Kata Kunci: Ucapan; Bahasa Inggris; Klasifikasi; SVM; Algoritma

Abstract— English has become an international language used in various fields, including education, business, and tourism. Indonesia, having become a member of the AEC (*Asean Economic Community*), makes it increasingly important for Indonesian society, especially the younger generation, to master English proficiently and accurately. English, as an international language, encompasses numerous dialects, such as British and American dialects. This research is motivated by the issue that differences between British and American English dialects can affect understanding and communication in educational, business, and everyday life contexts. Identifying and classifying dialects in English speech is crucial to aid both native and non-native speakers in better understanding communication contexts. This study aims to develop a classification method using the Support Vector Machine (SVM) algorithm to distinguish between British and American English dialects in speech. By leveraging SVM, this research will attempt to identify linguistic features that differentiate between these dialects, such as intonation, vowels, consonants, and rhythm patterns obtained from sound feature extraction using Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). In this model training phase, a dataset comprising 720 speech samples collected from various text-to-speech service provider websites is utilized to represent both dialects. Subsequently, the trained model is tested using 24 test data collected from original recordings of several individuals to evaluate its accuracy. The results of this research yield an accuracy rate of 91.6% on the model with a configuration of Cost value 1, gamma 0.001, and polynomial kernel. From these results, it can be concluded that this model exhibits a sufficiently high accuracy, with 2 misclassifications out of 24 test data.

Keywords: Pronunciation; English; Classification; SVM; Algorithm

1. PENDAHULUAN

Bahasa Inggris merupakan bahasa asing yang digunakan sebagai bahasa internasional, informasi mengenai ilmu pengetahuan, teknologi, politik dan informasi bidang lainnya selalu dituliskan dalam bahasa asing, terutama Bahasa Inggris (Putranti & Ambawani, 2019). Dalam perkembangannya, dikarenakan penggunaan Bahasa Inggris dialami oleh masyarakat dengan latar belakang sosial budaya yang berbeda, dan tentu pengaruh dari Bahasa ibu tiap negara membuat adanya keragaman dialek dalam pengucapan Bahasa Inggris. Keberagaman dialek bahasa Inggris adalah kekayaan budaya yang mencerminkan kompleksitas dan koneksi global. Dengan memahami dan menghormati keberagaman ini, kita dapat membangun hubungan antarbudaya, meningkatkan pengertian, dan memperkaya komunikasi global. Meskipun bahasa Inggris sangat populer dalam interaksi budaya internasional, variasi dialeknya dapat menjadi sumber kesalahpahaman dalam komunikasi lintas budaya karena perbedaan dalam kosa kata, pengucapan, penulisan, dan tata bahasa, untuk itu penting bagi kita untuk juga mempelajari dialek Bahasa Inggris disamping juga mempelajari bahasanya (Pratama, 2022).

Pembelajaran bahasa Inggris harus dimulai dari tingkat pendidikan dasar, metode pembelajaran dengan cara memperbanyak kosakata juga merupakan aspek yang penting, sehingga bisa memperluas pembendaharaan kata dan peserta didik terbiasa dengan bahasa Inggris (Harmon et al., 2009). Dalam pembelajaran bahasa Inggris sebagai bahasa kedua, tidak bisa disamakan dengan pembelajaran bahasa pertama, pembelajaran kosakata Bahasa Inggris dapat dibedakan dalam 4 pembelajaran skill, yaitu berbicara, mendengar, menulis dan membaca. Selain memperbanyak kosakata, belajar Bahasa Inggris juga harus mempelajari tiap dialek dalam pengucapan Bahasa Inggris, ini akan membantu kita dalam proses belajar agar lebih mengenal berbagai cara pengucapan Bahasa Inggris, karena pada

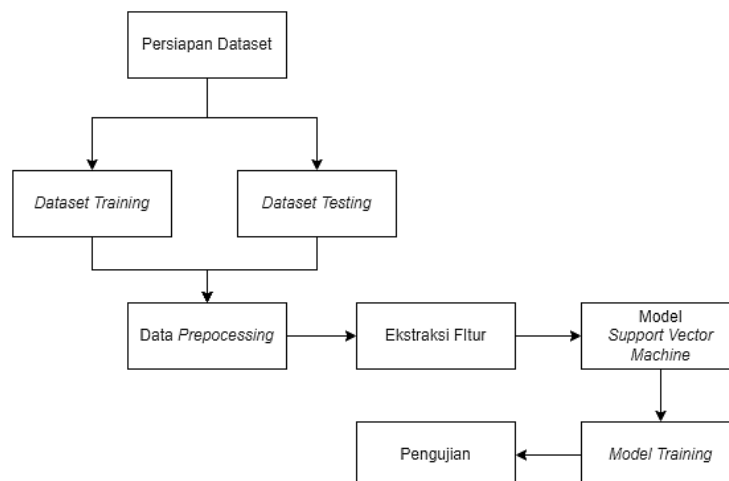
kenyataannya teks Bahasa Inggris yang sama akan terdengar berbeda ketika diucapkan oleh orang yang memiliki aksentuasi berbeda, hal ini bisa menjadi hambatan bagi orang yang hanya berpaku dalam satu cara pengucapan Bahasa Inggris.

Pendekatan pembelajaran bahasa kosakata Bahasa Inggris berkembang sesuai dengan perkembangan zaman, pada saat ini sudahlah lumrah memanfaatkan teknologi sebagai media pembelajaran Bahasa Inggris. Kemampuan untuk mempelajari ataupun berbicara dalam Bahasa Inggris adalah hal yang kompleks (Kusumaningtyas et al., 2022), terdapat tiga elemen yang berperan penting pada bahasa Inggris untuk dipelajari, yaitu *pronunciation* (pelafalan), *vocabulary* (kosakata), dan *grammar* (struktur kata) (Bai, 2018), maka dari itu disusunlah metode yang bisa membantu mengecek pengucapan bahasa Inggris sudah benar ataupun belum yaitu dengan sistem. Hal itu untuk mendukung keefektifan dan kemudahan dalam mempelajari Bahasa Inggris secara mandiri. Dalam ilmu komputer adanya kecerdasan buatan memiliki banyak manfaat, untuk implementasinya pun ada di berbagai bidang, dari industri sampai ke proses pembelajaran. Salah satu kemajuan di ilmu komputer yang bisa dimanfaatkan dalam proses pembelajaran adalah pembelajaran mesin, ada banyak metode pembelajaran mesin yang spesifik bisa dimanfaatkan tergantung kebutuhannya.

Pembelajaran mesin merupakan bentuk pembelajaran mesin yang bertujuan untuk memahami dan mengembangkan suatu metode yang dapat meningkatkan kinerja dengan memanfaatkan data. Dengan demikian, pengembang hanya perlu memprogramnya sekali dengan algoritma tertentu untuk dapat secara mandiri memperoleh berbagai informasi. Pembelajaran mesin melakukan pendekatan komputasional yang memungkinkan sistem untuk belajar dan mengidentifikasi pola dari data, dapat digunakan untuk mengeksplorasi serta menemukan pola-pola yang unik dan bermakna dalam suatu kumpulan data (Chazar & Erawan, 2020). Salah satu metode pembelajaran mesin yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*, yang merupakan pembelajaran mesin jenis *Deep Learning*. CNN dirancang khusus untuk melakukan pengenalan dan klasifikasi citra, oleh karenanya metode ini memiliki hasil paling signifikan dalam proses pengenalan citra dibanding metode yang lainnya (Akbar, 2021, 2022; Akbar et al., 2022). Salah satu contohnya CNN bisa diterapkan dalam sistem klasifikasi Bahasa isyarat dengan input gambar yang membentuk isyarat huruf untuk memudahkan dalam pembelajaran Bahasa isyarat, hasil yang didapatkan adalah akurasi 52% dikarenakan terbatasnya dataset (Kersen & Widhiarso, 2023).

Salah satu pembelajaran mesin jenis *Supervised Learning* yang dapat digunakan untuk klasifikasi kata bahasa Inggris secara otomatis adalah algoritma SVM (*Support Vector Machine*). Algoritma *Support Vector Machine* adalah suatu algoritma yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi (Dwi Cahyo et al., 2019). SVM bisa diterapkan untuk klasifikasi kata dalam kelas kata, diterapkan untuk menghadapi kesulitan ambiguitas struktur *grammar* bahasa yang beragam, untuk mengklasifikasikan lebih dari dua kelas menggunakan teknik *Multiclass One Versus All (OVA)* dengan akurasi sebesar 54,29% (Nugraha & Purnamasari, 2019). Pada sebuah penelitian yang dilakukan oleh Rakajati dan Hidayat pada tahun 2024, SVM digunakan untuk klasifikasi 22 bahasa daerah, yang hasilnya lebih baik daripada menggunakan metode *Naïve Bayes*, dengan hasil akurasi mencapai 89,41%, sedangkan menggunakan *Naïve Bayes* hanya 82,08% (Rakajati & Hidayat, 2024). Kelebihan *Naïve Bayes* terletak pada kesederhanaannya, kecepatannya, dan tingkat akurasi yang tinggi, sedangkan *Support Vector Machine (SVM)* dapat mengidentifikasi *hyperplane* yang maksimal dalam memisahkan dua kelas yang berbeda (Novianti et al., 2024).

Melihat keunggulan dari algoritma SVM maka penulis dalam penelitian kali ini menerapkan pembelajaran mesin jenis SVM untuk klasifikasi pengucapan Bahasa Inggris dalam aksentuasi British dan America. Proses klasifikasi dilakukan dengan pencocokan antara input suara dengan model yang telah dibangun dan dilatih menggunakan serangkaian set data berupa pengucapan dalam aksentuasi British dan America. Demi mendapatkan hasil yang baik dalam klasifikasi diperlukan standarisasi data sampling dan data testing. Pada penelitian kali ini saya menggunakan data pengujian dari 4 orang dengan masing-masing memiliki rekaman suara dari kata *Advertisement*, *schedule*, dan *water*. Data pengujian ini kemudian diubah menjadi format *.wav*, dilakukan *resample*, lalu diekstrak datanya dan dilakukan uji coba menggunakan model yang telah dibangun untuk klasifikasi ke dalam kelas yang sesuai.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

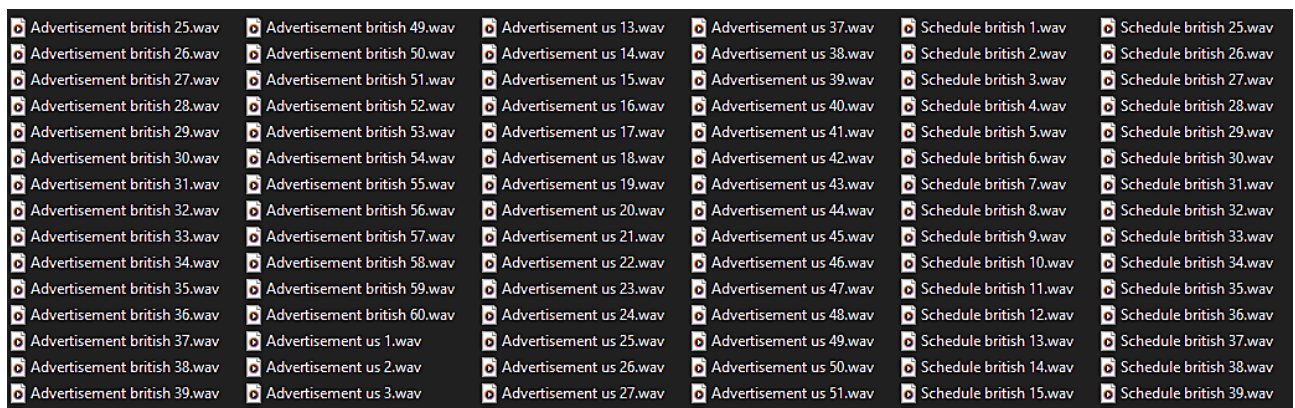
2. METODE PENELITIAN

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini terdiri dari persiapan dataset (yang didalamnya terdapat data *training* dan data *testing*), data preprocessing, ekstraksi fitur, implementasi model support vector machine, model training, dan pengujian seperti terlihat pada Gambar 1 yang rinciannya akan dijabarkan pada subbagian 2.1 sampai 2.5.

2.1 Persiapan Dataset

Dataset adalah kumpulan data yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem. *Dataset* dikumpulkan dengan cara mencari contoh ucapan pada web aplikasi penyedia contoh pelafalan dengan format *wav*. Web aplikasi tersebut memiliki fitur *Text to Speech* yang dapat mengubah data tulisan menjadi suara dengan banyak pilihan jenis suara dan aksent, beberapa *website* yang digunakan dalam percobaan kali ini adalah *narakeet.com*, *play.ht*, *huggingface.co*, dan *naturalreaders.com*. Teknologi *Text to Speech* (TTS) adalah teknologi yang mengubah teks menjadi suara. Teknologi ini menggunakan model bahasa untuk menerjemahkan teks menjadi suara yang dapat didengar oleh manusia (Fitriawati et al., 2020). Proses dalam sistem konversi teks ke ucapan mencakup dua tahap, yaitu mengubah teks lisan menjadi fonem dan mengonversi fonem tersebut menjadi ucapan (Saputra & Nasution, 2024).

Data audio yang dihasilkan melalui *text-to-speech* kemudian digunakan untuk melatih sistem guna mengklasifikasikan ucapan dan kelas yang sesuai dengan data pengujian. Data yang dihasilkan melalui berbagai situs web ini berjumlah 720 file dalam format *wav*, yang mencakup beragam jenis suara dari berbagai jenis kelamin, usia, dan ekspresi. Setiap file audio mewakili salah satu dari enam kelas yang digunakan, yaitu *Advertisement AS*, *Advertisement British*, *Schedule AS*, *Schedule British*, *Water AS*, dan *Water British*, dengan masing-masing kelas terdiri dari 120 file audio. Berikut dibawah ini adalah gambaran dari file audio hasil *generate* dari web penyedia layanan *text-to-speech* :



Gambar 2. Contoh Dataset

Kemudian untuk data pengujian dilakukan dengan cara mengumpulkan hasil rekaman asli dengan format *wav*. Data dikumpulkan dari perekaman ucapan 4 orang terdiri dari 2 perempuan dan 2 laki-laki yang masih dalam tahap belajar berbicara bahasa Inggris. Data yang dikumpulkan berupa rekaman suara dari tiap orang dengan jumlah 6 rekaman, sesuai dengan jumlah kelas yang akan digunakan dalam klasifikasi, jadi total untuk data pengujian adalah 24 data. Untuk kata-kata yang dipilih dan dijadikan kelas adalah *Advertisement US*, *Advertisement British*, *Schedule US*, *Schedule British*, *Water US* dan *Water British*, untuk mengetahui perbedaan pengucapan tiap kata tersebut dalam aksent British & America, berikut rinciannya:

Tabel 1. Perbedaan Cara Pengucapan dalam aksent British dan America

Kata	Pengucapan Bahasa Inggris UK	Pengucapan Bahasa Inggris America
Advertisement	/əd'vɜ:.tɪs.mənt/ (uhd-vur-tis-mənt)	/.æd.və'taɪz.mənt/ (ad-vur-tahyz-mənt)
Schedule	/'wɔ:.tər/ (waw-ter)	/'wɑ:.tər/ (wah-tər)
Water	/'fɛdʒu:l/ (shed-yool)	/'skɛdʒu:l/ (skedzh-ool)

2.2 Data Preprocessing

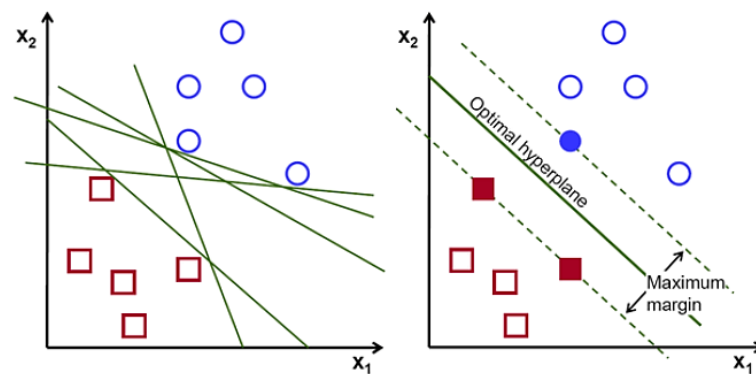
Data preprocessing merupakan tahapan penting dalam penelitian ini, di mana data disiapkan sebelum dilibatkan dalam pelatihan model SVM untuk klasifikasi dialek bahasa Inggris British dan Amerika. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam proses klasifikasi bersih dan siap untuk digunakan (Hermawan et al., 2023). Proses ini dimulai dengan transformasi format file audio dari *.mp3* & *.m4a* ke *.wav*, karena SVM memerlukan data dalam format yang kompatibel. Proses konversi format file dan normalisasi menggunakan pustaka *pydub* dari Python. Setelah tahap konversi format, dilakukan pula normalisasi untuk memastikan bahwa semua data memiliki skala yang seragam. Normalisasi ini bertujuan untuk menghindari dominasi fitur-fitur tertentu dalam proses klasifikasi. Dalam penelitian ini, resampling dilakukan dengan mengubah format audio menjadi 8000 Hz dan mono. Hal ini bertujuan agar data audio memiliki format yang seragam, mempermudah proses pengambilan nilai fitur. Dengan

meresample audio ke frekuensi sampel 8000 Hz, penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan data agar konsisten, memungkinkan analisis pitch yang lebih akurat. Konversi ke mode mono juga dilakukan untuk menyederhanakan data, mengurangi kompleksitas, dan memastikan bahwa sinyal audio hanya memiliki satu saluran. Langkah-langkah ini diambil untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data audio yang diperlukan dalam penelitian.

2.3 Ekstraksi Fitur

Dataset yang sudah dilakukan proses preprocessing kemudian dilakukan ekstraksi *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) sinyal audio dari tiap data. Pada implementasinya, digunakan Pustaka librosa dari Python, librosa sendiri adalah suatu library Python yang digunakan untuk menganalisis dan memproses data audio. Library ini dirancang khusus untuk mempermudah ekstraksi fitur-fitur audio dan analisis sinyal suara. Librosa sangat berguna dalam pemrosesan audio untuk keperluan pengolahan sinyal suara, pengenalan ucapan, pemrosesan musik, dan aplikasi lainnya. Sebelum data dilatih untuk menjadi model, data harus diubah dan dimasukkan ke dalam kelas yang sesuai. Proses ekstraksi ini diperoleh dengan cara mencari 13 nilai koefisien cepstral dari masing-masing data, hasil akhir dari proses ini adalah nilai rata-rata 13 koefisien cepstral, yang kemudian dijadikan sebagai fitur representatif untuk setiap sampel audio. Setelah keseluruhan sample audio diekstraksi nilai fiturnya, dari dataset berjumlah 720 sampel itu kemudian dibagi menjadi 20% data testing dan 80% data training, ini digunakan untuk proses pengujian tahap pertama. Untuk pengujian tahap akhir akan dilakukan testing dengan 24 data yang sumbernya berbeda dari dataset awal, kemudian dicari nilai akurasi terhadap model yang telah dibuat.

2.4 Support Vector Machine (SVM)



Gambar 3. SVM menemukan hyperplane terbaik

Pada penelitian ini memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* untuk proses klasifikasi data. Klasifikasi sendiri merupakan proses untuk menghasilkan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk memperkirakan kelas yang tidak diketahui dari suatu objek. Klasifikasi disini digunakan untuk menentukan apakah suatu ucapan dalam bentuk audio merupakan suatu kata dalam Bahasa Inggris atau bukan, untuk batasannya kelas yang diklasifikasikan adalah *Advertisement US*, *Advertisement British*, *Schedule US*, *Schedule British*, *Water US* dan *Water British*. SVM adalah algoritma yang termasuk dalam *supervised learning*, artinya pendekatan yang digunakan adalah dengan data yang sudah dilatih sebelumnya. Karena masuk dalam *supervised*, maka digunakan untuk menemukan *hyperplane* dalam dimensi kelas n (Ritonga & Purwaningsih, 2018). Tingkat akurasi pada model yang dihasilkan dalam proses peralihan dengan SVM sangat bergantung terhadap fungsi kernel dan parameter yang digunakan.

Model yang umum digunakan untuk klasifikasi data yaitu model linear, namun pada kesempatan kali ini kernel yang akan digunakan adalah polinomial, karena setelah melakukan serangkaian percobaan dengan perubahan jenis kernel, nilai *cost* dan *gamma*, menghasilkan akurasi tertinggi pada kernel polinomial (Mukarramah et al., 2021; Vinge & McKelvey, 2019).

$$\text{Polinomial} = K(x, y) = (ax^T y + c)^d \quad (1)$$

Dimana x dan y adalah vektor input, a adalah konstanta yang dapat diatur (parameter), c adalah konstanta bias (parameter), dan d adalah derajat polinomial (parameter). Pada penelitian ini menggunakan kernel polinomial dengan parameter nilai *gamma* 0.001, *degree* 3, dan *Cost* dengan percobaan penggunaan nilai *cost* yang berbeda-beda, yaitu 0.001, 0.01, 0.1, dan 1. Hal tersebut dilakukan untuk menemukan kombinasi terbaik untuk membuat model yang lebih akurat untuk klasifikasi data.

2.5 Pengujian

Pada tahap pengujian dilakukan untuk mengevaluasi sejauh mana model SVM yang telah dilatih dapat menggeneralisasi pola dari data yang belum pernah dilihat sebelumnya, yaitu menggunakan data test. Pada tahap ini juga dilakukan prediksi pada data test, dengan begitu bisa mengukur akurasi model dengan membandingkan hasil

prediksi dan label sebenarnya, akurasi menjadi indicator utama untuk menilai seberapa baik model dapat mengklasifikasikan data baru. Hasil dari pengujian akurasi pada tahap ini adalah nilai Precision (Pre), Recall (Rec), dan F1 Score (f1) dari suatu kelas, dengan mengacu dari nilai parameter C yang dirubah-rubah. Nilai Precision (Pre), Recall (Rec), dan F1 Score (f1) adalah metrik evaluasi klasifikasi yang memberikan gambaran tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan data. Selain itu juga akan menampilkan nilai akurasi dari suatu model, ini sebagai acuan sejauh mana model yang dibangun sudah sesuai dengan yang diinginkan atau belum. Selain menggunakan prediksi untuk mengukur akurasi dari suatu model, dilakukan juga pengujian dengan *confusion matrix* untuk melihat hasil dari pengklasifikasian tiap data testing terhadap nilai yang seharusnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

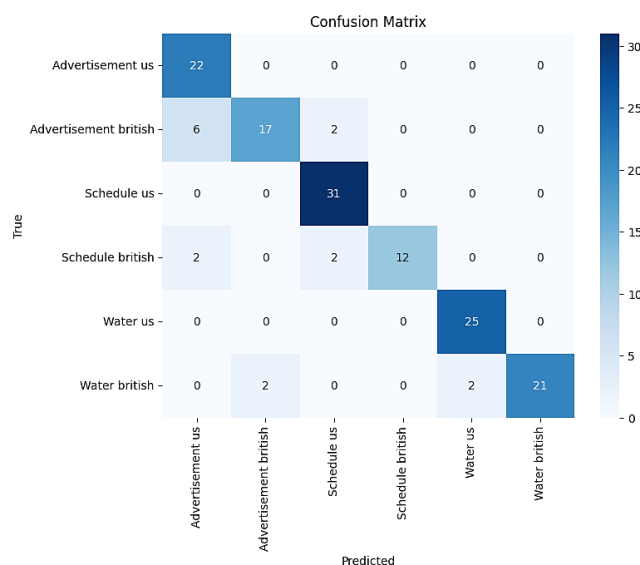
3.1 Model Training

Pengenalan kelas ucapan dilakukan untuk 6 kelas, yaitu *Advertisement US*, *Advertisement British*, *Schedule US*, *Schedule British*, *Water US*, dan *Water British*. Setiap kelas terdiri dari 120 tipe ucapan yang berbeda, termasuk ucapan dari laki-laki dan perempuan dengan aksan British dan Amerika. Untuk tahap training model, digunakan sejumlah 576 data dari dataset yang telah dilakukan normalisasi data. Kemudian sisanya yaitu 144 data akan digunakan untuk melakukan *testing* terhadap model yang dibangun tadi. Proses *testing* dilakukan sebanyak 4 kali dengan nilai C yang berbeda-beda, namun nilai *gammanya* sama 0.001 dan jenis kernel *polinomial*. Nilai akurasi tertinggi dari 4 kali pengenalan tersebut kemudian digunakan untuk membangun model yang akan digunakan untuk klasifikasi ucapan yang sebenarnya. Berikut tabel 2 merupakan hasil dari *testing* dengan nilai *cost* yang berbeda-beda:

Tabel 2. Hasil data training

C	Advertisement British			Advertisement US			Schedule British			Schedule US			Water British			Water US			Acc
	Pre	Rec	f1	Pre	Rec	f1	Pre	Rec	f1	Pre	Rec	f1	Pre	Rec	f1	Pre	Rec	f1	
0.001	59	86	70	73	76	75	75	58	65	50	50	50	100	96	98	95	84	89	76
0.010	58	95	73	84	64	73	81	71	76	71	62	67	93	100	96	100	84	91	80
0.100	67	100	80	89	64	74	86	81	83	75	75	75	93	100	90	100	84	91	84
1.000	73	100	85	89	68	77	89	100	94	100	75	86	93	100	96	100	84	91	89

Dari tabel 2 diatas dapat dilihat bahwa dengan menggunakan nilai *cost* 1 menghasilkan akurasi tertinggi dari model yaitu 89%. Nilai *cost* ini akan menjadi acuan untuk membuat model selanjutnya.



Gambar 4. Confusion matrix untuk pengujian model

Dapat dilihat dari Gambar 4 mengenai confusion matrix, bahwasannya pada kelas Advertisement US dapat dikenali secara keseluruhan (dikenali 22 dari 22 data) dan pada kelas Advertisement british dikenali 17 dari 25 data. Kemudian pada kelas Schedule US mampu dikenali secara keseluruhan (dikenali 31 dari 31 data) dan pada Schedule

british dikenali 12 dari 16 data. Sedangkan pada Water US mampu dikenali secara keseluruhan (dikenali 25 dari 25 data) dan pada Water british dikenali 21 dari 25 data.

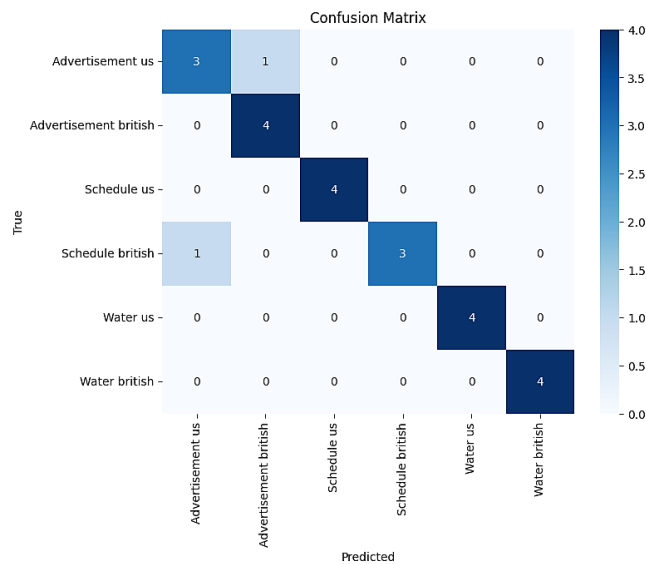
3.2 Pengujian

Pengujian pada penelitian ini menggunakan kernel polinomial SVM. Pemilihan kernel polinomial didasarkan pada sifat kompleksitas data dan distribusi fitur dari dataset suara yang digunakan. Kernel polinomial memungkinkan model SVM untuk menangkap hubungan non-linear di antara fitur-fitur yang mungkin lebih kompleks dalam kasus klasifikasi aksentuasi berbeda. Pemilihan kernel dapat dipengaruhi oleh karakteristik data seperti non-linearitas dan variasi tinggi pada dataset suara, di mana polinomial kernel dapat memberikan fleksibilitas yang lebih besar untuk menangkap pola kompleks dalam representasi fitur suara, meningkatkan kemampuan model untuk memisahkan antara aksentuasi bahasa Inggris British dan Amerika Serikat secara lebih efektif. Pengujian dilakukan dengan merekam suara seseorang dengan frekuensi rata-rata 44100 Hz dan channel stereo. Setelah perekaman, file .mp3 / m4a diubah menjadi .wav dan resample .wav menjadi frekuensi 8000 Hz dan channel mono. Data pengujian berjumlah 24 file rekaman, dengan masing-masing kelas memiliki 4 data. Dari 4 jenis data tersebut, masing-masing terdiri dari 2 perempuan dan 2 laki-laki yang sedang dalam tahap belajar berbicara bahasa Inggris. Setiap pengujian menghasilkan nilai yang berbeda-beda. Dari 24 data testing ini akan dilakukan pengujian ke model yang sebelumnya telah dibangun dengan kernel polinomial, nilai $\gamma = 0.001$, $\text{degree} = 3$, dan $C = 1$. Model tersebut juga telah di training dengan semua *dataset* berjumlah 720 data. Berikut hasil dari pengujian model dengan 24 data baru hasil rekaman asli :

Tabel 3. Hasil data testing

C	Advertisemen t British			Advertisemen t US			Schedule British			Schedule US			Water British			Water US			Acc
	Pr e	Re c	f1	Pr e	Re c	f1	Pre	Re c	f1	Pre	Re c	f1	Pre	Re c	f1	Pre	Re c	f1	
1.000	75	75	75	80	100	80	100	100	100	100	75	80	100	100	100	100	100	100	91,6

Pengujian dengan data hasil rekaman, diluar dari *dataset* yang digunakan untuk *training* dan *testing*, menghasilkan nilai akurasi 91.6 % . Untuk hasil klasifikasinya bisa dilihat pada gambar 5, yang memperlihatkan *confusion matrix* dari klasifikasi.



Gambar 5. Confusion matrix pengujian data

3.3 Pembahasan

Evaluasi yang dilakukan melihat dari *confusion matrix* pada gambar 5 yaitu hasil dari pengujian data. Pada gambar tersebut terdapat data hasil klasifikasi data kelas yang diprediksi terhadap kelas aslinya. Pada data sample kelas terdapat 1 sample yang memiliki label *advertisement British* malah masuk ke label *advertisement US* , dan ada 1 data sample dengan label *schedule US* namun malah masuk ke kelas *advertisement British*. Dari 24 data pengujian menghasilkan 22 data dengan klasifikasi yang benar, dan 2 data dengan klasifikasi ke kelas yang salah. Hasil tersebut menunjukkan akurasi yang cukup baik. Persentase akurasi pengecekan pengucapan bahasa Inggris dengan algoritma SVM cukup baik dalam kisaran 91,6 % . Kemungkinan masih belum maksimal persentase dikarenakan data training yang masih terbatas dan data testing masih memiliki standar yang kurang.



4. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis hasil percobaan, dapat ditarik beberapa kesimpulan yang signifikan. Pertama, terlihat bahwa semakin banyak data training yang digunakan, akurasi klasifikasi meningkat dan menjadi lebih jelas serta akurat. Kedua, kekurangan variasi dalam data training, terutama dalam hal aksent dan logat yang berbeda dengan data testing, menjadi penyebab nilai dan akurasi yang belum maksimal. Selanjutnya, perekaman data testing yang masih menggunakan alat seadanya menghasilkan rekaman yang kurang jernih dan mengandung noise. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi yang berada di kisaran 91,6%. Terkait metode, penelitian ini menggunakan satu kernel, yaitu kernel polinomial. Dari hasil beberapa percobaan, disimpulkan bahwa para koresponden perlu memperbaiki pengucapan bahasa Inggris sesuai dengan *pronunciation* yang benar. Dalam rangka penelitian selanjutnya, peneliti merekomendasikan beberapa saran. Pertama, penggunaan klasifikasi SVM dengan berbagai kernel, seperti RBF, lalu bisa melakukan variasi terhadap nilai *Cost*, *Degree*, dan *Gamma*, hal itu dapat menjadi fokus penelitian. Selain itu, disarankan untuk meningkatkan jumlah dan variasi data training guna mencapai akurasi yang lebih tinggi. Upaya ini diharapkan dapat memperbaiki hasil akhir penelitian dan menghasilkan model yang lebih robust. Dengan demikian, penelitian selanjutnya dapat mengoptimalkan potensi analisis klasifikasi SVM dalam konteks yang lebih luas dan diversifikasi data training.

REFERENCES

- Akbar, M. (2021). Traffic sign recognition using convolutional neural networks. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 9(2), 120–125. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.13959>
- Akbar, M. (2022). Pengenalan Rambu Lalu-lintas menggunakan Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Rambu Lalu-lintas Indonesia). *Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 6(2), 272–276. <http://dx.doi.org/10.30743/infotekjar.v6i2.4564>
- Akbar, M., Purnomo, A. S., & Supatman, S. (2022). Multi-Scale Convolutional Networks untuk Pengenalan Rambu Lalu Lintas di Indonesia. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(3), 310–315. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i3.1452>
- Bai, Z. (2018). An Analysis of English Vocabulary Learning Strategies. *Journal of Language Teaching and Research*, 9(4), 849. <https://doi.org/10.17507/jltr.0904.24>
- Chazar, C., & Erawan, B. (2020). Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *INFORMASI (Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi)*, 12(1), 67–80. <https://doi.org/10.37424/informasi.v12i1.48>
- Dwi Cahyo, M. P., Widodo, & Prasetya Adhi, B. (2019). Kinerja Algoritma Support Vector Machine dalam Menentukan Kebenaran Informasi Banjir di Twitter. *PINTER: Jurnal Pendidikan Teknik Informatika Dan Komputer*, 3(2), 116–121. <https://doi.org/10.21009/pinter.3.2.5>
- Fitriawati, L. S., Negara, A. B. P., & Nyoto, R. D. (2020). Implementasi Text To Speech Pada Website Menggunakan Metode Shallow Parsing. *InfoTekJar: Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 5(1), 61–69. <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v5i1.2141>
- Harmon, J. M., Wood, K. D., & Kiser, K. (2009). Promoting Vocabulary Learning with the Interactive Word Wall. *Middle School Journal*, 40(3), 58–63. <https://doi.org/10.1080/00940771.2009.11495588>
- Hermawan, A., Jowensen, I., Junaedi, J., & Edy. (2023). Implementasi Text-Mining untuk Analisis Sentimen pada Twitter dengan Algoritma Support Vector Machine. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 12(1), 129–137. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i1.52358>
- Kersen, K., & Widhiarso, W. (2023). Penerapan Metode Convolutional Neural Network dalam Klasifikasi Bahasa Isyarat. *MDP Student Conference*, 2(1), 244–249. <https://doi.org/10.35957/mdp-sc.v2i1.4221>
- Kusumaningtyas, E. A., Asegaf, M. M., & Dikuraisyin, B. (2022). HUMAN CAPITAL SEBAGAI STRATEGI PENGEMBANGAN SUMBER DAYA PROFESIONAL DI LEMBAGA ZAKAT NURUL HAYAT. *Filantropi: Jurnal Manajemen Zakat Dan Wakaf*, 2(2), 155–174. <https://doi.org/10.22515/finalmazawa.v2i2.4847>
- Mukarramah, R., Atmajaya, D., & Ilmawan, L. B. (2021). Performance comparison of support vector machine (SVM) with linear kernel and polynomial kernel for multiclass sentiment analysis on twitter. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 13(2), 168–174. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v13i2.851.168-174>
- Novianti, D. N., Shiddieq, D. F., Roji, F. F., & Susilawati, W. (2024). Komparasi Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Metaverse: Comparison of Support Vector Machine and Naïve Bayes Algorithms for Sentiment Analysis of the Metaverse. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(1), 231–239. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.1061>
- Nugraha, A. S., & Purnamasari, K. K. (2019). *Penerapan Metode Support Vector Machine Pada Part Of Speech Tag Bahasa Indonesia*. Universitas Komputer Indonesia.
- Pratama, R. (2022). Macam-Macam Dialek Bahasa Inggris dan Potensinya dalam Memunculkan Kesalahpahaman pada Komunikasi Lintas Budaya. *Anuva: Jurnal Kajian Budaya, Perpustakaan, Dan Informasi*, 6(4), 445–454. <https://doi.org/10.14710/anuva.6.4.445-454>



- Putranti, B. E., & Ambawani, S. (2019). PENTINGNYA BELAJAR BAHASA INGGRIS UNTUK ANAK USIA SEKOLAH DASAR DI LINGKUNGAN RT 37 RW 13 KELURAHAN GIWANGAN KECAMATAN UMBULHARJO. *Jurnal Dharma Bakti*, 2(2), 177–183. <https://doi.org/10.34151/dharma.v2i2.2382>
- Rakajati, B., & Hidayat, E. Y. (2024). Perbandingan Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine Pada Klasifikasi 22 Bahasa Daerah. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 8(1), 221–230. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i1.7236>
- Ritonga, A. S., & Purwaningsih, E. S. (2018). Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Dalam Klasifikasi Kualitas Pengelasan Smaw (Shield Metal Arc Welding). *Ilmiah Educat*, 5(1), 17–25.
- Saputra, M. F., & Nasution, M. A. E. (2024). Implementasi Speech Recognition Pada Perpustakaan SMKS Teladan Medan. *Jurnal Info Digit*, 2(1), 278–291.
- Vinge, R., & McKelvey, T. (2019). Understanding Support Vector Machines with Polynomial Kernels. *2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 1–5. <https://doi.org/10.23919/EUSIPCO.2019.8903042>