

Pengenalan Bangunan Bersejarah Pura dengan Menggunakan Local Binary Pattern dan Support Vector Machine

Erico Jochsen^{*}, Dameethia Angeline, Dyah Erny Herwindiati, Janson Hendryli

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informatika, Universitas Tarumanagara, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1,*}erico.535200005@stu.untar.ac.id, ²dameethia.535200001@stu.untar.ac.id, ³dyahh@fti.untar.ac.id, ⁴jansonh@fti.untar.ac.id

Email Penulis Korespondensi: erico.535200005@stu.untar.ac.id

Submitted: 08/11/2023; Accepted: 27/11/2023; Published: 28/11/2023

Abstrak—Salah satu wilayah yang memiliki kekayaan peninggalan budaya yaitu Bali. Bali sangat dikenal sebagai tempat yang sangat indah dan sering dikunjungi oleh wisatawan di Indonesia maupun luar Indonesia. Bangunan pura di Bali memiliki karakteristik unik yang mencerminkan kekayaan budaya Indonesia. Sehingga banyak wisatawan yang tertarik untuk berlibur disana. Tetapi karena keunikan pada tiap bangunan pura disana menyebabkan kurangnya pengetahuan akan bangunan yang dilihat sehingga tujuan utama dari perancangan ini adalah untuk mengembangkan sistem pengenalan bangunan bersejarah pura di Indonesia melalui gambar bangunan. Secara lebih luas, kontribusi perancangan ini dapat diterapkan dalam pengembangan sistem serupa untuk wilayah-wilayah bersejarah lainnya di Indonesia, memperkaya upaya pelestarian dan promosi warisan budaya secara nasional. Dengan demikian, perancangan ini tidak hanya membuka jalan bagi inovasi dalam bidang pengenalan citra, tetapi juga memberikan dampak positif dalam melestarikan kekayaan budaya yang berharga. Metode yang digunakan untuk pengenalan yaitu Local Binary Pattern sebagai ekstraksi fitur tekstur dari citra bangunan pura, sementara Support Vector Machine dengan kernel polynomial digunakan sebagai pengenalan bangunan pura. Kombinasi kedua metode ini diharapkan dapat memberikan hasil yang baik dalam pengenalan bangunan pura dengan tingkat klasifikasi yang benar. Pada akurasi model perancangan ini menggunakan data latih 90 persen dan data uji 10 persen sebesar 45.93 persen, sementara saat menggunakan data latih 80 persen dan data uji 20 persen, akurasi turun sedikit menjadi 43.96 persen. Ketika menggunakan data latih 90 persen, pengenalan bangunan bersejarah menghasilkan presisi sebesar 59 persen, nilai recall 71 persen, dan f1-score sebesar 57 persen. Di sisi lain, dengan data latih 80 persen, pengenalan bangunan bersejarah menghasilkan presisi 62 persen, nilai recall 72 persen, dan f1-score 57 persen.

Kata Kunci: Pura; Klasifikasi; Akurasi; Algoritma; Local Binary Pattern; Support Vector Machine

Abstract—One area that has a rich cultural heritage is Bali. Bali is very well known as a very beautiful place and is often visited by tourists in Indonesia and outside Indonesia. Temple buildings in Bali have unique characteristics that reflect the richness of Indonesian culture. So many tourists are interested in vacationing there. However, due to the uniqueness of each temple building there, there is a lack of knowledge about the buildings being seen, so the main aim of this design is to develop a system for recognizing historical temple buildings in Indonesia through building images. More broadly, this design contribution can be applied in the development of similar systems for other historical regions in Indonesia, enriching efforts to preserve and promote cultural heritage nationally. Thus, this design not only paves the way for innovation in the field of image recognition, but also has a positive impact in preserving valuable cultural property. The method used for recognition is Local Binary Pattern as texture feature extraction from temple building images, while Support Vector Machine with a polynomial kernel is used to recognize temple buildings. It is hoped that the combination of these two methods can provide good results in recognizing temple buildings with the correct classification level. The accuracy of this design model using 90 percent training data and 10 percent test data was 45.93 percent, while when using 80 percent training data and 20 percent test data, the accuracy dropped slightly to 43.96 percent. When using 90 percent training data, the recognition of historical buildings produces a precision of 59 percent, a recall value of 71 percent, and an f1-score of 57 percent. On the other hand, with 80 percent training data, the recognition of historical buildings produces 62 percent precision, 72 percent recall value, and 57 percent f1-score.

Keywords: Temple; Classification; Accuracy; Algorithm; Local Binary Pattern; Support Vector Machine

1. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara yang memiliki kekayaan budaya berlimpah, semua itu dikarekan di berbagai negara Indonesia terdapat beragam suku, ras, dan agama. Kebudayaan tersebut terdiri dari rumah adat, pakaian adat, masakan, aksara dan drama [1]. Semua kebudayaan tersebut berawal dari aktivitas manusia pada zaman dahulu. Banyak hasil peninggalan yang menjadi saksi adanya kehidupan dan sejarah pada zaman itu. Setiap budaya di Indonesia memiliki ciri khasnya masing masing dalam bangunan, bentuk di tiap tiap wilayah dari tahun ke tahun selalu berubah sesuai dengan perkembangan zaman [2]. Salah satu wilayah yang memiliki kekayaan peninggalan budaya yaitu Bali. Bali sangat dikenal sebagai tempat yang sangat indah dan sering dikunjungi oleh wisatawan di Indonesia maupun luar Indonesia. Tidak heran jika Bali merupakan tempat yang sering dikunjungi oleh banyak wisatawan karena peninggalan yang sangat unik seperti pura [3].

Bagi seorang umat Hindu di Bali tempat ibadah atau bangunan suci yang digunakan untuk melakukan sembahyang disebut pura. Pura pada dasarnya memiliki ciri sebagai tempat pemujaan Tuhan Yang Maha Esa. Dikatakan tiap masing masing pura merupakan satu kesatuan dan tak dapat terpisahkan [4]. Pura adalah tempat ibadah Hindu-Buddha yang bentuk bangunannya berbeda dengan candi, pura memiliki area yang terbuka dikelilingi oleh tembok, pura terbesar yang terdapat di Bali yaitu Pura Besakih [5]. Pura-pura yang terdapat di Bali ini sangat sering dikunjungi oleh wisatawan Indonesia maupun luar Indonesia sebagai tempat liburan dan

tempat ibadah. Seiring dengan berkembangnya teknologi bangunan bangunan bersejarah di Indonesia mengalami perkembangan yang pesat juga dari sisi tekstur dan bentuk tujuannya untuk dapat terus dilestrakan dan dijaga keasliannya sehingga tidak akan terlupakan [6].

Bangunan pura memiliki ciri khas yang dapat dikatakan unik dari sisi bentuk dan ukuran oleh karena itu proses perancangan yang dapat mengenali bangunan bersejarah di Indonesia berdasarkan objek gambar akan memudahkan wisatawan dalam membandingkan bermacam macam pura yang terdapat di bali [7]. Masalah ini dapat diselesaikan dengan menggunakan citra digital. Implementasi yang cocok dalam pembangunan citra digitak adalah Perancangan pengenalan “Bangunan Bersejarah Indonesia”. Perancangan ini akan menggunakan algoritma *local binary pattern* sebagai ekstraksi fitur dan *support vector machine* dengan kernel polynomial sebagai pengenalan suatu objek gambar dengan baik sehingga mencapai tahap klasifikasi yan bener. LBP digunakan dalam penelitian ini dikarenakan metode LBP mempunyai kemampuan dalam melakukan komputasi yang sederhana sehingga tahan dalam perubahan iluminasi cahaya disebutkan oleh peneliti Nanni pada tahun 2010, LBP tidak hanya tahan akan perubahan iluminasi cahaya saja tetapi juga tahan akan perubahan rotasi dan warna terutama *grayscale* diungkapkan oleh peneliti Song [8]. Sedangkan SVM digunakan sebagai algoritma ke 2 dikarenakan SVM memiliki kemampuan memproses data yang sifatnya *non-linear* atau dapat disebut tidak dapat dipisahkan secara linear diungkapkan oleh peneliti Men pada tahun 2017 [8]. Kombinasi ini diharapkan dapat memberikan hasil yang baik dalam mengklasifikasikan bangunan pura.

Pada penelitian yang dibuat oleh Sugianela serta Suciati pada tahun 2019 membahas cara mengenali suatu bangunan pura di bali menggunakan kepintaran otak komputer, fitur fitur yang digunakan pada penelitian tersebut berupa pura bentar, pura meru atau pura batur [9]. Metode yang digunakan pada penelitiannya yaitu LBP sebagai ekstraksi fitur dan SVM dengan kernel linear sebagai klasifikasi [10]. Metode LBP bekerja dengan cara menghitung nilai biner dari setiap piksel di citra. Nilai biner tersebut ditentukan berdasarkan perbedaan intensitas antara piksel pusat dan delapan piksel tetangganya. Metode LBP dapat digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur dari citra, yang merupakan ciri khas dari bangunan pura [11]. Metode SVM bekerja dengan cara mencari ruang pemisahan optimal antara kelas-kelas bangunan pura. Ruang pemisahan optimal adalah ruang yang dapat memisahkan bangunan pura dari kelas-kelas lainnya dengan akurasi yang tinggi [12]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode klasifikasi yang dikembangkan memiliki akurasi sebesar 96,25% pada set pengujian. Akurasi tersebut berarti bahwa metode klasifikasi ini dapat mengenali bangunan pura dengan benar sebanyak 96,25% dari waktu [9].

Pada penelitian lainnya yang dibuat oleh Setiawan pada tahun 2018 membahas klasifikasi pura di bali menggunakan metode SVM dengan kernel RBF (*Radial Basis Function*). Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi bangunan pura yang lebih akurat dan efisien. Data terdiri dari 200 citra bangunan, citra tersebut akan dibagi kedalam 2 bagian yaitu pelatihan dan pengujian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode klasifikasi yang dikembangkan memiliki akurasi sebesar 94,5% pada set pengujian. Akurasi tersebut diperoleh dengan menggunakan parameter-parameter yang optimal [13]. RBF digunakan untuk memprediksi adanya kecacatan pada gambar. RBF merupakan salah satu kernel SVM yang sangat bagus dalam hal memprediksi dengan hasil akurasi yang sangat bagus dibandingkan dengan linear, ANN dan pohon keputusan [14].

Tujuan dari perancangan ini adalah melakukan pengenalan pada bangunan bersejarah pura di bali melalui sistem perancangan yang diberi nama “Bangunan Bersejarah Indonesia” dengan data input image atau gambar bersejarah di indonesia. Metode yang digunakan untuk pengenalan adalah Local Binary Pattern dan Support Vector Machine dengan kernel polynomial. Hasil luaran perancangan ini pengguna dapat mengenali bangunan bersejarah melalui gambar bangunan tersebut. Karya ilmiah ini adalah bagian kecil dari sistem perancangan “Bangunan Bersejarah Indonesia” yang sedang dikerjakan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alur Pelatihan dan Pengujian

Berikut adalah penjelasan alur kerja pengenalan bangunan bersejarah di Indonesia dengan bahasa yang mudah dipahami:

1. Tahap Start

Kita perlu mengumpulkan data gambar bangunan bersejarah di Indonesia yang telah diberi label dengan nama bangunannya. Data ini dapat dikumpulkan dari berbagai sumber, seperti internet, perpustakaan, atau museum.

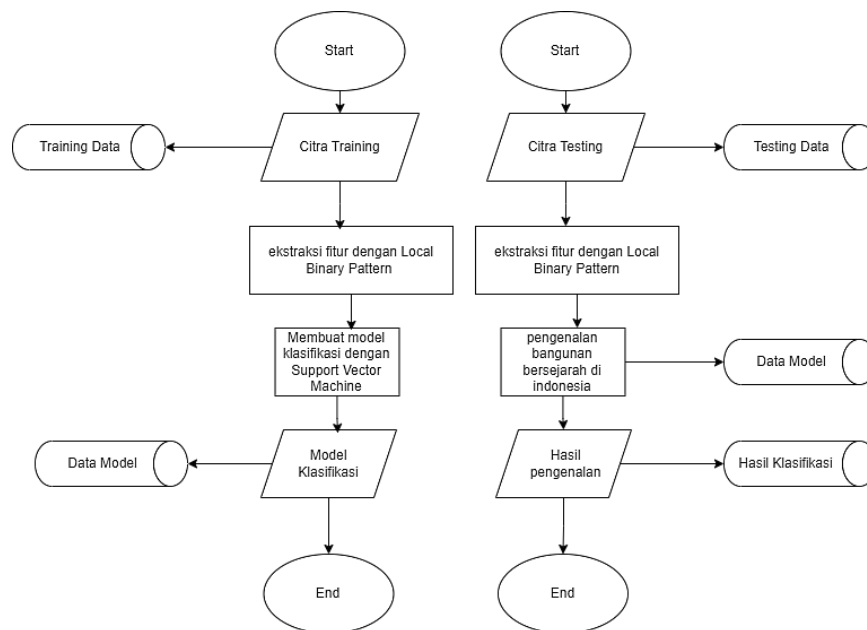
2. Tahap Data Training

Kita akan menggunakan data yang telah dikumpulkan untuk melatih model klasifikasi SVM. Model SVM akan mempelajari fitur-fitur dari data training dan membangun garis pemisah yang dapat digunakan untuk memprediksi kelas objek baru.

3. Tahap Data Testing

Kita akan menggunakan data yang telah dikumpulkan untuk menguji model klasifikasi SVM. Data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi.

4. Tahap Ekstraksi Fitur Menggunakan Local Binary Pattern
Kita akan menggunakan metode LBP untuk mengekstrak fitur dari gambar bangunan bersejarah. LBP adalah metode yang digunakan untuk menghitung fitur lokal dari gambar.
 5. Tahap Membuat Model Klasifikasi dengan Support Vector Machine
Kita akan menggunakan fitur-fitur yang telah diekstrak pada tahap sebelumnya untuk membuat model klasifikasi SVM.
 6. Tahap Pengenalan Bangunan Bersejarah di Indonesia
Kita akan menggunakan model klasifikasi yang telah dibuat untuk mengenali bangunan bersejarah di Indonesia. Kita dapat menggunakan model klasifikasi untuk mengenali bangunan bersejarah dengan cara memberikan gambar bangunan tersebut kepada model.
 7. Tahap Model Klasifikasi dan Hasil Pengenalan
Kita akan menyimpan model klasifikasi yang telah dibuat dan hasil pengenalan bangunan bersejarah di Indonesia.
 8. Tahap End
Alur kerja pengenalan bangunan bersejarah di Indonesia telah selesai.
- Alur pelatihan dan pengujian dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 berikut.



Gambar 1 Alur Pelatihan dan Pengujian

2.2 Pengumpulan Data Penelitian

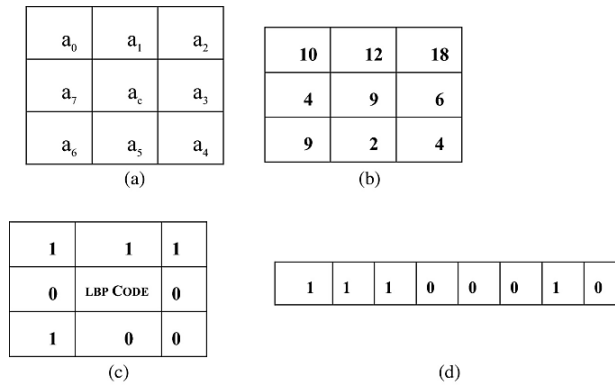
Data gambar didapatkan melalui *google image* dengan masing masing gambar sejumlah 100 dari wilayah bali. Data tersebut digunakan sebagai klasifikasi bangunan pura di bali. Berikut daftar tabel nama pura yang dijadikan sebagai klasifikasi dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Data citra gambar pada wilayah bali

No	Data gambar	Data yang diambil sebanyak
1	Pura Tirta Empul	100 Gambar
2	Pura Besakih	100 Gambar
3	Pura Tanah Lot	100 Gambar
4	Pura Luhur Uluwatu	100 Gambar
5	Pura Ulun Danu Beratan	100 Gambar
6	Pura Lempuyangan	100 mbar

2.3 Metode Local Binary Pattern

LBP adalah operator lokal yang membedakan berbagai jenis tekstur. Ketika manipulasi dilakukan tekstur asli gambar menjadi terdistorsi. Operator LBP ini mendefinisikan label yang disebut kode LBP untuk setiap piksel dalam gambar. Jika nilai piksel tetangga lebih kecil dari nilai piksel pusat, tetangga tersebut akan diberi digit biner 0; sebaliknya, akan diberi digit biner 1. Setelah nilai-nilai matriks diperoleh antara 0 dan 1, angka biner diubah menjadi angka desimal dalam arah searah jarum jam, dengan cara ini, kode LBP diperoleh yang mewakili piksel pusat. Ketika LBP digunakan, sebuah nilai tetangga yang diwakili oleh huruf P ditetapkan. Nilai ini merujuk pada jumlah tetangga yang mengelilingi piksel pusat [15].



Gambar 2. Operasi LBP Pixel 3 x 3 yang diubah menjadi biner

Ekstraksi fitur Local Binary Pattern merupakan proses dimana algoritma ini mengambil ciri ciri dari pura yang terdapat di bali. Ciri ciri ini kemudian akan digunakan untuk hal membedakan enam pura yang berbeda. Ekstraksi fitur Local Binary Pattern yaitu metode yang populer dalam mengenal pura. Metode ini memiliki kelebihan dalam efektifitas dan mudah untuk diimplementasikan [16]. Operasi LBP dapat ditulis menggunakan persamaan,dimana notasi (P, R) adala titik point p pada radius R.

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} S(g_p - g_c)2^p \tag{1}$$

P = n_point / sampling point

R = Radius

gp = Piksel tetangga

gc = Piksel pusat

2.4 Metode Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma machine learning yang digunakan pada klasifikasi dan regresi. Pada data yang bersifat linear, SVM berdimensi tinggi dan kemampuan generalisasinya tinggi. Namun pada data yang bersifat non-linear, dibutuhkan kernel [17]. Kernel berfungsi untuk mentransformasi data sehingga ruang dimensinya menjadi tinggi dan memisahkan data secara linear. SVM memiliki kelebihan dengan adanya ruang kernel yaitu dapat mengklasifikasikan model hanya dengan data yang terpilih saja [18].

Metode SVM mempunyai empat buah kernel polynomial, sigmoid, linear dan Radial Basis Function (RBF). Polynomial kernel merupakan jenis kernel support vector machine yang mengubah data masukkan menjadi dimensi yang lebih tinggi, fungsinya sendiri yaitu mengambil perkalian titik dari titik data masukkan dan menambahkan konstanta pada hasilnya yang akan dipangkatkan oleh parameter derajat fungsi tersebut [19]. Kernel polinomial dapat didefinisikan sebagai:

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + \gamma)^\delta \tag{2}$$

x_i = data latih (training)

x_j = data uji

δ = derajat polinomial

2.5 Proses Latih DAN Proses Pengenalan Bangunan Bersejarah Pura

Dalam konteks penelitian ini bertujuan menghasilkan klasifikasi bangunan pura di bali, pemisahan dataset dilakukan menjadi dua subset: data pelatihan dan data pengujian. Skenario yang digunakan dalam setiap algoritma melibatkan dua skenario dengan pembagian data training dan testing dalam perbandingan 90 banding 10, dan 80 banding 20.

- a. Data Pelatihan (Training Data): Sekumpulan data yang berisikan atribut label untuk mengenali kumpulan data sehingga dapat menghasilkan sebuah pola/ model data [20]. Subset ini akan digunakan untuk melatih algoritma klasifikasi. Algoritma yang akan dipakai yaitu Local Binary Pattern (LBP), dan Support Vector Machine (SVM) dengan kernel polinomial. Dengan menggunakan 90,dan 80 persen dari total data. Ini adalah langkah awal yang penting dalam mempersiapkan algoritma sebelum mengujinya pada data pengujian.
- b. Data Pengujian (Testing Data): Sekumpulan data yang berisikan atribut label tetapi digunakan untuk menguji ketepatan sebuah model data saat melakukan pengenalan pada bangunan bersejarah indonesia. Pada saat melakukan proses testing atribut label yang terdapat pada data pengujian akan disembunyikan selama proses perancangan terjadi. Hasilnya akan digunakan sebagai tolak ukur seberapa besar ketepatan model tersebut dalam pengenalan bangunan bersejarah di indonesia [20]. Subset ini akan digunakan untuk menguji algoritma yang telah dilatih. Algoritma yang akan dipakai yaitu Local Binary Pattern sebagai ekstraksi fitur dan

Support Vector Machine sebagai alat pengenalan bangunan bersejarah di Indonesia. Dengan menggunakan 10, dan 20 persen dari data yang disembuyikan.

2.6 Evaluasi Model Machine Learning dengan Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan tabel yang berisikan jumlah benar dan tidaknya suatu data yang dikenali oleh suatu model [21]. *Confusion matrix* dapat diimplementasikan pada beberapa dimensi sesuai dengan jumlah kelas yang ada, contohnya pada penelitian ini diperoleh sebanyak 3 (tiga) buah kelas sehingga *confusion matrix* berdimensi 3x3. *Confusion matrix* dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. *Confusion matrix* 3 x 3

		Kelas Prediksi		
		A	B	C
Kelas Sebenarnya	A	AA	AB	AC
	B	BA	BB	BC
	C	CA	CB	CC

Pada tahap ini akan dilakukan evaluasi akurasi dengan mencocokkan data hasil prediksi. *Confusion matrix* banyak dikenal sebagai *error matrix*, sebenarnya *confusion matrix* sangat membantu dalam memberikan perbandingan hasil pengenalan yang akan dilakukan oleh model dengan hasil sebenarnya. Bentuk dari *Confusion matrix* seperti tabel *matrix* yang menggambar suatu kinerja model klasifikasi dengan data uji [22].

Pada evaluasi menggunakan *confusion matrix* terdapat 4 (empat) hasil klasifikasi yang terdiri dari *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN). *True Positive* (TP) merupakan nilai positif yang benar diidentifikasi. *True Negative* (TN) merupakan nilai negatif yang diidentifikasi benar. *False Positive* (FP) merupakan nilai positif yang diidentifikasi salah. *False Negative* (FN) merupakan nilai *negative* yang diidentifikasi salah [23]. Dalam mengukur kinerja model dengan menggunakan metrik-metrik berikut:

- Akurasi (*Accuracy*): Metrik ini mengukur sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar bangunan pura di Bali. Akurasi adalah rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan total sampel [24].

$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \tag{3}$$

- Presisi (*Precision*): Presisi mengukur sejauh mana model benar dalam mengklasifikasikan bangunan pura di Bali dari semua yang diprediksi positif. Presisi memberikan gambaran tentang sejauh mana prediksi positif model adalah benar [24].

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

- Recall* (*Sensitivitas*): *Recall* mengukur sejauh mana model dapat mendeteksi semua pasien dengan penyakit jantung yang sebenarnya. *Recall* menggambarkan kemampuan model untuk mengidentifikasi kasus positif [24].

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

- F1-Score*: *F1-Score* adalah ukuran gabungan dari presisi dan *recall*. Ini memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model dengan mempertimbangkan baik presisi maupun *recall* [24].

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision+recall} \tag{6}$$

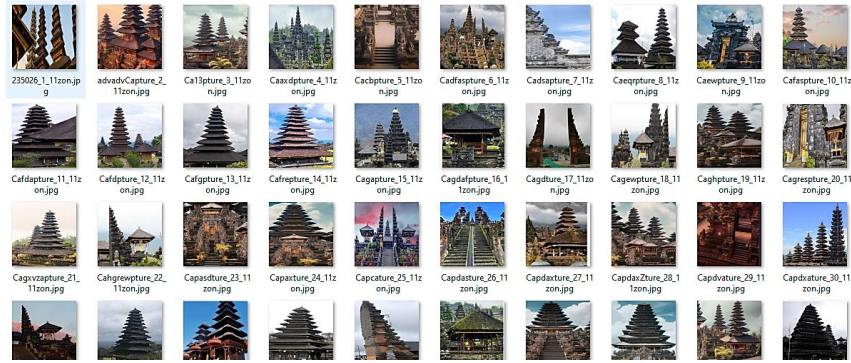
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membahas langkah-langkah yang diambil dalam mengumpulkan data, prapemrosesan data, dan hasil pembuatan model klasifikasi untuk mengenali berbagai jenis pura di Bali dalam konteks "Bangunan Bersejarah Indonesia." Data yang digunakan mencakup gambar-gambar pura yang mewakili enam jenis berbeda: Pura Besakih, Pura Lempuyangan, Pura Luhur Uluwatu, Pura Tanah Lot, Pura Tirta Empul, dan Pura Ulun Danu Beratan. Dalam penelitian ini, terdapat tiga tahap utama, yaitu pengumpulan data, prapemrosesan data, dan pembuatan model klasifikasi. Selain itu, dilakukan evaluasi hasil dengan membagi data menjadi dua skenario berbeda, yaitu dengan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji, serta 80% data latih dan 20% data uji.

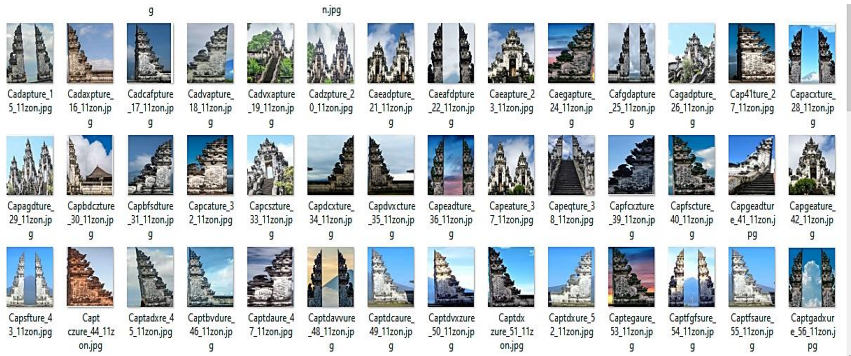
3.1 Hasil Pengumpulan Data

Penelitian dimulai dengan mengumpulkan dataset yang berisi gambar-gambar dari berbagai jenis pura di Bali. Dataset ini sangat penting karena akan digunakan untuk melatih dan menguji perancangan dalam mengenali

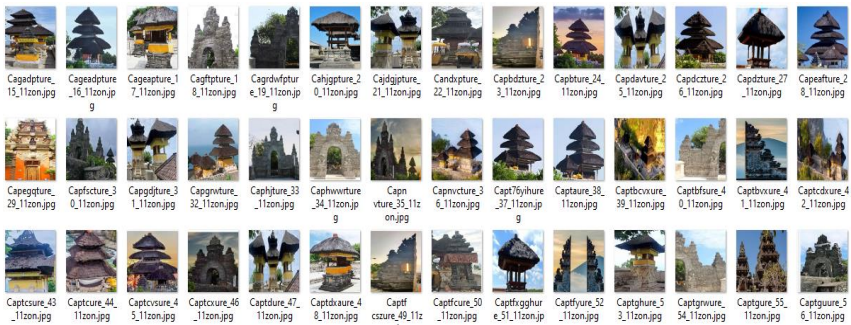
bangunan bersejarah di Indonesia. Ada enam jenis pura yang dikenali dalam perancangan ini, yaitu Pura Besakih, Pura Lempuyangan, Pura Luhur Uluwatu, Pura Tanah Lot, Pura Tirta Empul, dan Pura Ulun Danu Beratan. Masing-masing jenis pura memiliki 100 gambar yang berbeda, sehingga totalnya ada 600 gambar. Ini memberikan keragaman yang cukup dalam dataset untuk melatih model dengan baik. Isi data setelah di kumpulkan dapat dilihat pada gambar 4, 5, 6, 7, 8, 9.



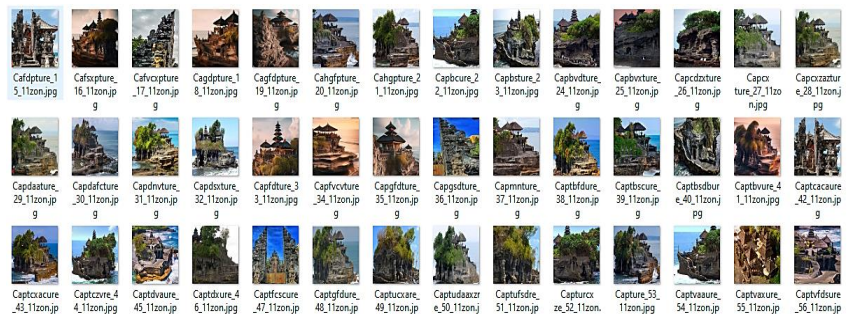
Gambar 3. Pura Besakih (100 gambar)



Gambar 4. Pura Lempuyangan (100 gambar)



Gambar 5. Pura Luhur Uluwatu (100 gambar)



Gambar 6. Pura Tanah Lot (100 gambar)



Gambar 7. Pura Tirta Empul (100 gambar)



Gambar 8. Pura Ulun Danu Beratan (100 gambar)

Pemilihan jenis-jenis pura yang berbeda adalah langkah yang bijak, karena ini memungkinkan model untuk belajar mengenali variasi dalam arsitektur dan desain yang unik dari masing-masing pura. Jika dataset hanya terdiri dari satu jenis pura, maka model mungkin hanya akan belajar untuk mengidentifikasi pura tersebut tanpa mampu membedakan jenis pura yang lain.

3.2 Hasil Praproses Data

Setelah dataset dikumpulkan, langkah berikutnya adalah prapemrosesan data. Prapemrosesan adalah tahap penting dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk memastikan data siap untuk digunakan dalam pelatihan model klasifikasi. Dalam penelitian ini, tahap utama dalam prapemrosesan data adalah konversi gambar ke citra grayscale.

Konversi ke citra grayscale adalah proses mengubah gambar berwarna menjadi citra grayscale. Hal ini dilakukan untuk beberapa alasan penting. Pertama, dengan menghilangkan warna dari gambar, kita mengurangi kompleksitas data, yang dapat membuat analisis lebih mudah. Kedua, dengan menggunakan citra grayscale, kita hanya mempertahankan informasi tingkat kecerahan, yang memungkinkan model untuk berfokus pada fitur-fitur penting dalam gambar tanpa terlalu mempertimbangkan perbedaan warna.

Hasil dari normalisasi ini dapat dilihat pada Gambar 10. Konversi gambar ke citra grayscale membantu dalam mengurangi kompleksitas data dan memastikan konsistensi dalam analisis selanjutnya.

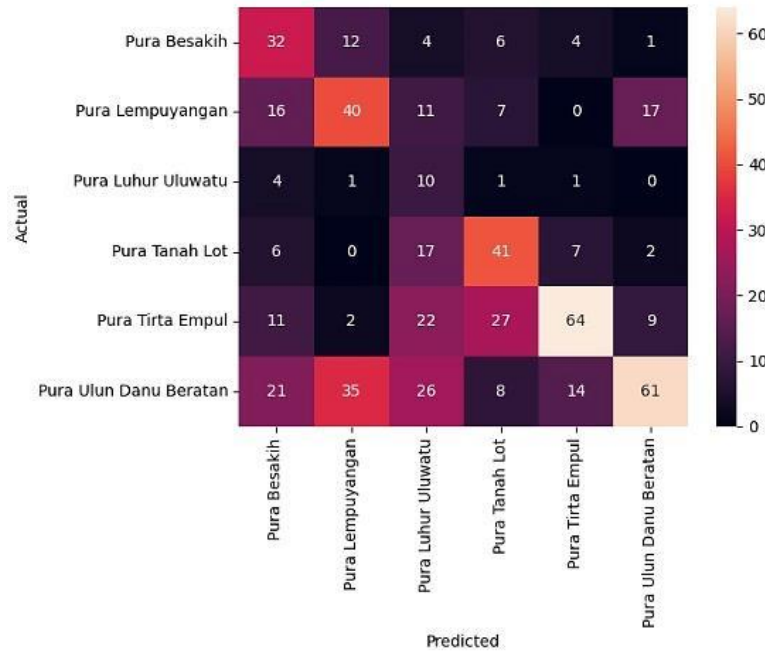


Gambar 9. Hasil Normalisasi (gambar menjadi grayscale)

Pilihan untuk mengubah gambar menjadi grayscale adalah langkah yang bijak dalam konteks ini, karena memungkinkan model untuk lebih fokus pada fitur-fitur arsitektural dan struktural yang penting dalam mengenali pura. Warna tidak lagi menjadi faktor yang membingungkan dalam proses pengenalan bangunan bersejarah Indonesia.

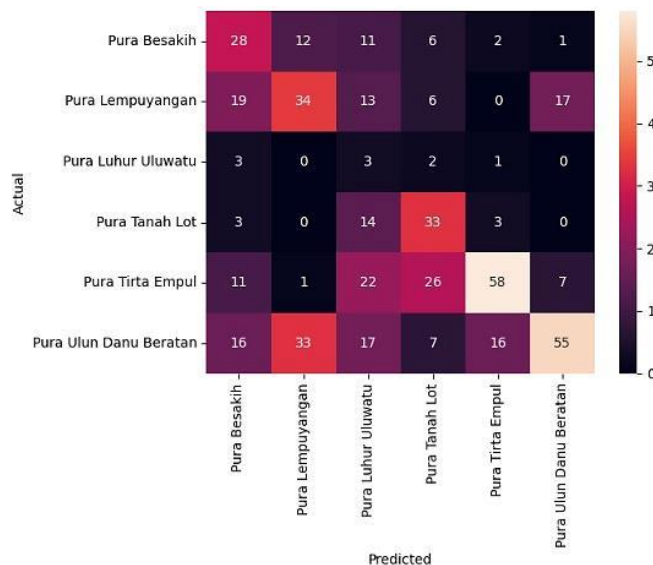
3.3 Hasil Pembuatan Model Klasifikasi

Setelah prapemrosesan data selesai, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, dilakukan dua skenario yang berbeda untuk evaluasi model. Skenario pertama melibatkan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji, sementara skenario kedua melibatkan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji. Model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM) dengan kernel polinomial. SVM adalah algoritma yang telah terbukti efektif dalam masalah klasifikasi, terutama ketika datanya tidak linear. Model ini diberi data latih untuk belajar pola-pola yang ada dalam gambar pura, sehingga nantinya dapat mengenali jenis pura dengan akurasi yang tinggi. Dalam analisis hasil, dapat dilihat pada gambar 11 dan 12, yang masing-masing menunjukkan hasil confusion matrix pada dua skenario yang berbeda: 90% data latih dan 10% data uji (gambar 11), serta 80% data latih dan 20% data uji (gambar 12).



Gambar 10. Confusion Matrix dengan perbandingan 90:10

Gambar 11 menunjukkan hasil confusion matrix pada skenario pertama dengan perbandingan 90% data latih dan 10% data uji. Hasil ini memberikan gambaran tentang akurasi, presisi, recall, dan F1-score model dalam mengenali jenis pura. Akurasi dalam skenario ini adalah sekitar 45.93%, yang berarti model mampu mengenali jenis pura dengan tingkat akurasi tersebut. Presisi, yang mengukur seberapa banyak prediksi yang benar, adalah sekitar 59%. Recall, yang mengukur kemampuan model untuk menemukan jenis pura, adalah sekitar 71%. F1-score, yang menggabungkan presisi dan recall, adalah sekitar 57%.



Gambar 11. Confusion Matrix dengan perbandingan 80:20

Gambar 12 menunjukkan hasil confusion matrix pada skenario kedua dengan perbandingan 80% data latih dan 20% data uji. Dalam skenario ini, proporsi data uji diperbesar, sehingga model diuji pada data yang lebih beragam. Tingkat akurasi sedikit menurun menjadi sekitar 43.96% dalam skenario kedua, namun, presisi sekitar 62% dan recall sekitar 72% menunjukkan kinerja yang baik dalam mengenali jenis pura. F1-score tetap sekitar 57%.

Dalam perancangan "Bangunan Bersejarah Indonesia" dilakukan uji coba dengan membagi data menjadi dua skenario yang berbeda. Pada skenario pertama menggunakan 90% data untuk melatih model dan 10% sisanya untuk pengujian. Hasilnya, tingkat keakuratan dalam mengenali "Bangunan Bersejarah Indonesia" adalah sekitar 45.93%. presisi sekitar 59%, yang berarti sekitar 59% dari prediksi yang benar. Selain itu, nilai recall atau kemampuan model untuk menemukan bangunan bersejarah adalah sekitar 71%. F1-score, yang menggabungkan presisi dan recall, sekitar 57%. Namun, ketika mencoba skenario kedua dengan menggunakan 80% data untuk melatih model dan 20% untuk pengujian, tingkat keakuratan sedikit menurun menjadi sekitar 43.96% dengan presisi sekitar 62% dan recall sekitar 72%. Untuk F1-score tetap sekitar 57%. Meskipun tingkat akurasi agak berkurang dalam skenario kedua, tetapi untuk kinerja dalam presisi dan recall sangat baik, yang merupakan metrik yang penting dalam pengenalan bangunan bersejarah. Hasil pengujian dari skenario 1 hingga 2 direkap dalam tabel 2.

Tabel 3. Hasil Pengujian SVM

evaluasi	Kelas	90% traning	80% traning
Precision	0	0,54	0,47
	1	0,44	0,38
	2	0,59	0,33
	3	0,56	0,62
	4	0,47	0,46
	5	0,37	0,38
recall	0	0,36	0,35
	1	0,44	0,42
	2	0,11	0,04
	3	0,46	0,41
	4	0,71	0,72
	5	0,68	0,69
f1-score	0	0,43	0,4
	1	0,44	0,4
	2	0,19	0,07
	3	0,5	0,5
	4	0,57	0,57
	5	0,48	0,49
accuracy	-	45.93%	43.96%

Perancangan ini telah berhasil mengembangkan model klasifikasi yang efektif untuk mengenali jenis-jenis pura di Bali dalam konteks "Bangunan Bersejarah Indonesia." Dengan mengumpulkan data yang beragam, melakukan prapemrosesan data, dan menggunakan model SVM dengan kernel polinomial, perancangan ini telah mencapai tingkat akurasi yang cukup baik dalam mengenali jenis pura. Pemilihan jenis pura yang berbeda dalam dataset memberikan keragaman yang cukup untuk melatih model dengan baik. Konversi gambar ke citra grayscale dalam prapemrosesan data membantu mengurangi kompleksitas data, sehingga model dapat lebih fokus pada fitur-fitur arsitektural dan struktural yang penting dalam mengenali pura. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam mengenali dan melestarikan warisan budaya bersejarah di Indonesia.

Dalam konteks lebih luas, hasil penelitian ini memiliki implikasi penting dalam pengenalan bangunan bersejarah dan warisan budaya di seluruh dunia. Teknik pengenalan dan klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini dapat diterapkan pada berbagai jenis bangunan bersejarah dari berbagai negara, sehingga membantu dalam upaya melestarikan dan menjaga warisan budaya global. Selain itu, penggunaan model klasifikasi seperti SVM dengan kernel polinomial memberikan solusi yang kuat dalam mengidentifikasi bangunan bersejarah dengan akurasi tinggi.

Selain itu, hasil penelitian ini juga membuka pintu untuk penelitian lebih lanjut dalam bidang pengenalan bangunan bersejarah. Dalam pengembangan selanjutnya, penelitian ini dapat melibatkan lebih banyak jenis bangunan bersejarah dan dataset yang lebih besar untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model. Dengan adanya teknologi yang semakin canggih, penggunaan kecerdasan buatan dalam pengenalan dan pemeliharaan warisan budaya dapat menjadi semakin penting.

Terakhir, penelitian ini juga memiliki implikasi sosial dan budaya yang signifikan. Melalui penggunaan teknologi modern seperti kecerdasan buatan, kita dapat menjaga dan melestarikan pengetahuan budaya dan sejarah bangunan bersejarah. Hal ini membantu dalam mendokumentasikan dan memahami warisan budaya kita,

serta mempromosikan pemahaman dan penghargaan terhadap warisan budaya yang berharga. Dengan menggabungkan teknologi dengan pelestarian budaya, kita dapat melestarikan dan menghormati warisan budaya yang kaya dan berharga ini untuk generasi mendatang.

Dalam keseluruhan, penelitian ini telah memberikan pandangan mendalam tentang langkah-langkah yang diperlukan dalam mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis pura di Bali dalam konteks "Bangunan Bersejarah Indonesia." Dengan mengumpulkan data yang beragam, melakukan prapemrosesan data, dan mengembangkan model klasifikasi, penelitian ini telah mencapai hasil yang menjanjikan dalam pengenalan dan pelestarian warisan budaya. Implikasi penelitian ini adalah luas, dari penggunaan teknologi dalam pemeliharaan budaya hingga potensi penelitian lebih lanjut dalam bidang ini. Dengan demikian, penelitian ini merupakan langkah penting dalam menjaga dan menghormati warisan budaya bersejarah di Indonesia dan di seluruh dunia.

4. KESIMPULAN

Dalam perancangan yang telah dilakukan, terlihat bahwa akurasi pengenalan "Bangunan Bersejarah Indonesia" saat menggunakan data latih 90 persen dan data uji 10 persen sebesar 45.93 persen, sementara saat menggunakan data latih 80 persen dan data uji 20 persen, akurasi turun sedikit menjadi 43.96 persen. Meskipun demikian, penting untuk mencatat beberapa metrik lainnya. Ketika menggunakan data latih 90 persen pengenalan menghasilkan presisi sebesar 59 persen, nilai recall 71 persen, dan f1-score sebesar 57 persen. Di sisi lain, dengan data latih 80 persen pengenalan bangunan memiliki presisi 62 persen, nilai recall 72 persen, dan f1-score 57 persen. Untuk penelitian kedepannya mungkin dapat dikembangkan kembali menggunakan metode pengenalan yang berbeda agar dapat memberikan hasil yang lebih memuaskan dan dapat mengenali bangunan pura di Bali. Selain itu, memperluas dataset dengan lebih banyak contoh bangunan pura yang beragam dapat membantu meningkatkan kinerja pengenalan pada suatu citra gambar. mengintegrasikan informasi tambahan tentang pura Bali ke dalam model dapat membantu dalam pengenalan yang lebih akurat. Dengan usaha dan eksperimen lebih lanjut, diharapkan perancangan mendatang akan memberikan hasil yang lebih memuaskan dan mendukung pengembangan teknologi klasifikasi bangunan pura di Bali.

REFERENCES

- [1] Dwisada, Kadyanan Dan Darmawan, "Perancangan Rule Base Alih Aksara Bali Menjadi Huruf Latin Pada Naskah Kakawin Sardula Wikridita," Prosiding Seminar Nasional Universitas Ma Chung, Vol. Ii, Pp. 26-39, 2022.
- [2] Pradini, "Dampak Lingkungan Dan Sosial Pengembangan Pariwisata Di Desa Wisata Pulesari Jogyakarta," Jurnal Ilmiah Hospitality Management, Vol. V, No. 1, Pp. 775-786., 2022.
- [3] Manuaba Dan Sudirman, Bali Pulina: Mengenal Dasar-Dasar Filosofis Dan Sejarah Arsitektur Tradisional Bali, Nilacakra, 2019.
- [4] Pramatha, "Representasi Nilai Kearifan Lokal Pada Peninggalan Sejarah Di Bali Serta Potensinya Sebagai Sumber Pembelajaran Sejarah," Jurnal Program Studi Pendidikan Sejarah, Pp. 223-236, 2022.
- [5] Namoru Dan Saliya, "Relasi Pura Besakih Dengan Hotel The Apurva Kempinski Bali Ditinjau Dari Tata Massa, Tata Ruang, Dan Sosok Bangunan," Riset Arsitektur (Risa), Vol. V, No. 03, Pp. 207-222, 2021.
- [6] Bawono, Hidayat Dan Nugroho, "Deteksi Area Hutan Berbasis Citra Google Earth Menggunakan Metode Grey-Level-Co-Occurrence Matrix (GlcM) Dan Support Vector Machine," Eproceedings Of Engineering, Vol. 6, No. 1, 2019.
- [7] Pamungkas, "Ekstraksi Citra Menggunakan Metode Glcm Dan Knn Untuk Identifikasi Jenis Anggrek," Orchidaceae, 2019.
- [8] Nurfaraj, Magdalena Dan Sa'idah, "Deteksi Glaukoma Pada Citra Fundus Retina Menggunakan Metode Local Binary Pattern Dan Support Vector Machine.," Elkomika: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika, Vol. X, No. 4, P. 769, 2022.
- [9] Sugianela Dan Suciati, "Ekstraksi Fitur Pada Pengenalan Karakter Aksara Jawa Berbasis Histogram Of Oriented Gradient.," Juti: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi, Vol. 17, No. 1, Pp. 64-72, 2019.
- [10] Ilham Dan Rochmawati, "Transliterasi Aksara Jawa Tulisan Tangan Ke Tulisan Latin Menggunakan Cnn," Journal Of Informatics And Computer Science (Jinacs), Vol. 1, No. 4, Pp. 200-208, 2020.
- [11] Susanto, "Unjuk Kerja K-Nearest Neighbors Pada Pengenalan Karakter Jawa Berbasis Local Binary Pattern," Snatif, Vol. 5, No. 1, 2018.
- [12] Cervantes, "A Comprehensive Survey On Support Vector Machine Classification: Applications, Challenges And Trends," Neurocomputing, Vol. 408, Pp. 189-215, 2020.
- [13] Kurniawan, "Evaluasi 3d Texturing Process Pada Bentuk Dinding Bangunan Bersejarah Candi Cetho," Journal Of Computer And Information Technology, Vol. 2, No. 1, Pp. 6-11, 2018.

- [14] Rabbani, “Perbandingan Evaluasi Kernel Svm Untuk Klasifikasi Sentimen Dalam Analisis Kenaikan Harga Bbm,” *Malcom: Indonesian Journal Of Machine Learning And Computer Science*, Vol. 3, No. 2, Pp. 153-160, 2023.
- [15] Widyaningsih Dan Harjoko, “Identifikasi Gejala Penyakit Tanaman Jeruk Melalui Pengolahan Citra: Identification Of Orange Plant Disease Symptoms Through Image Processing,” *Jurnal Sains Komputer Dan Teknologi Informasi*, Pp. 104-113, 2021.
- [16] Al Rivan Dan Devella, “Pengenalan Iris Menggunakan Fitur Local Binary Pattern Dan Rbf Classifier,” *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, Vol. 11, No. 1, Pp. 97-106, 2020.
- [17] Aulia, Arifin Dan Mayasari, “Perbandingan Kernel Support Vector Machine (Svm) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinisasi Covid-19,” *Intech (Science And Information Technology)*, Vol. 4, No. 2, Pp. 139-145, 2021.
- [18] Liantoni Dan Santoso, “Perbaikan Kontras Citra Mammogram Pada Klasifikasi Kanker Payudara Berdasarkan Fitur Gray-Level-Co-Occurrence Matrix,” *Science And Information Technology Journal*, No. 3, Pp. 26-51, 2020.
- [19] Pratiwi, “Analisis Sentimen Pada Review Skincare Female Daily Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm),” *Inista (Journal Of Informatics Information System Software Engineering And Applications)*, Vol. 4, No. 1, Pp. 40-46, 2021.
- [20] Musu, Ibrahim Dan Heriadi, “Pengaruh Komposisi Data Training Dan Testing Terhadap Akurasi,” *Sisiti: Seminar Ilmiah Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi*, Vol. 10, Pp. 186-195, 2021.
- [21] Normawati Dan Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J-Sakti (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, Vol. 5, No. 2, Pp. 697-711, 2021.
- [22] Endah Dan Encis, “Evaluasi Dan Prediksi Penguasaan Bahasa Inggris Maritim,” *Prosiding Kemaritiman*, 2021.
- [23] Rachmatika Dan Bisri, “Perbandingan Model Klasifikasi Untuk Evaluasi Kinerja Akademik Mahasiswa,” *Jepin (Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika)*, Vol. 6, No. 3, Pp. 417-422, 2020.
- [24] Fikri, Sabrila Dan Azhar, “Perbandingan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine Pada Analisis Sentimen Twitter,” *Smatika Jurnal: Stiki Informatika Jurnal*, Vol. 10, No. 2, Pp. 71-76, 2020.