

## KLASIFIKASI GAMBAR JENIS TULISAN KALIGRAFI ARAB MENGGUNAKAN METODE SVM

Afriani

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Tanjungpura  
Jl. Prof. Dr. H. Hadari Nawawi, Kota Pontianak, Kalimantan Barat

[afriani@student.untan.ac.id](mailto:afriani@student.untan.ac.id)

### Abstrak

Khat atau kaligrafi Arab merupakan suatu ilmu atau seni penulisan yang memodifikasi dan memperindah huruf arab menjadi tulisan yang memiliki nilai estetika. Kaligrafi Arab memiliki berbagai jenis penulisan yang memiliki ciri khas tertentu seperti kemiringan, ketebalan, dan bentuk yang berbeda dalam penulisannya. Kaligrafi Arab memiliki sejarah yang sangat panjang, akan tetapi seiring berjalannya waktu, kini seni ini mulai disepelekan dan hampir dilupakan, serta dengan banyaknya variasi jenis khat ini, membedakan jenis khat satu dan lainnya merupakan hal yang sulit bagi orang awam dan hanya dapat dipahami oleh orang yang mempelajarinya secara khusus. Pada penelitian ini akan menerapkan Algoritma Machine Learning yaitu Support Vector Machine (SVM). Dataset (kumpulan data) yang akan dikumpulkan berupa citra digital yang akan diberi label berdasarkan 6 jenis kaligrafi Arab, yaitu Khat Riq'ah, Khat Diwani, Khat Naskhi, Khat Tsuluts, Khat Farisi, Khat Kufi. Masing-masing jenis khat akan berisi 160 gambar (citra digital), sehingga total gambar (citra digital) yang akan digunakan pada penelitian ini adalah 960 gambar (citra digital). Dataset akan dibagi ke dalam data pelatihan (training set) dan data pengujian (testing set) dengan mengacu pada proporsi 90% dari dataset untuk data pelatihan dan 10% dari dataset untuk data pengujian, sehingga pada penelitian ini akan menggunakan K-Stratified Fold Cross Validation dengan nilai  $k = 10$ , yaitu akan dilakukan pengujian dan pelatihan sebanyak 10 kali (fold). Pada penelitian ini, proses tuning hyperparameter akan dilakukan saat menerapkan model SVM, selanjutnya dilakukan pengujian performa model menggunakan Confusion Matrix pada tiap fold dari pengujian K-Fold Cross Validation. Pada model SVM menghasilkan rata-rata akurasi, presisi, recall, dan skor f1 terbaik dengan menggunakan jenis kernel RBF, nilai  $C = 2$ , dan nilai  $\gamma = 0.001$ , yaitu 76.25%, 77.06%, 76.25%, dan 75.87%. Berdasarkan pada hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa kinerja algoritma SVM memberikan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan gambar berdasarkan jenis tulisan kaligrafi Arab.

### Sejarah Artikel

Submitted: 15 February 2024

Accepted: 21 February 2024

Published: 22 February 2024

**Kata Kunci :** *Image Classification, Support Vector Machine, K-Stratified Fold Cross Validation, kaligrafi Arab*

### PENDAHULUAN

Seiring berkembangnya teknologi yang semakin pesat, visi komputer terutama di bidang pengolahan citra digital (*Digital Image Processing*) menjadi salah satu teknologi yang dapat membantu manusia mengolah, memperoleh informasi dan sangat dimanfaatkan saat ini. Salah satu bentuk pengolahan citra digital dan teknik yang digunakan oleh visi komputer yaitu *image classification* (klasifikasi citra). Klasifikasi citra merupakan suatu proses untuk mengelompokkan nilai piksel citra (gambar)

digital ke dalam kategori atau kelas yang sesuai [1].

Kaligrafi Arab atau yang biasa disebut khat berarti garis dan tulisan tangan. Khat atau kaligrafi Arab merupakan suatu ilmu atau seni penulisan yang memodifikasi dan memperindah huruf arab menjadi tulisan yang memiliki nilai estetika. Kaligrafi Arab memiliki berbagai jenis yang memiliki ciri khas tertentu seperti kemiringan, ketebalan, dan bentuk yang berbeda dalam penulisannya. Beberapa jenis kaligrafi yang masih dikenal hingga saat ini diantaranya adalah Khat Riq'ah,

Khat Diwani, Khat Naskhi, Khat Tsuluts, Khat Farisi, Khat Kufi [2].

Kaligrafi Arab memiliki sejarah yang sangat panjang, akan tetapi seiring berjalannya waktu, kini seni ini mulai disepelekan dan hampir dilupakan [2], serta dengan banyaknya variasi jenis khat ini, membedakan jenis khat satu dan lainnya merupakan hal yang sulit bagi orang awam dan hanya dapat dipahami oleh orang yang mempelajarinya secara khusus [3].

Merujuk pada pemanfaatan visi komputer, khususnya pada bidang klasifikasi gambar, untuk memudahkan pengenalan kembali serta memudahkan dalam mengklasifikasikan jenis-jenis kaligrafi Arab ini, sehingga diperlukan suatu penerapan teknik (algoritma) klasifikasi gambar yang dapat mengenali dan membedakan jenis kaligrafi Arab ini dengan mudah dan cepat. Tentunya komputer atau mesin perlu dilatih agar mampu menjalankan tugas klasifikasi jenis khat ini secara efektif.

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma dari *machine learning*. Klasifikasi dengan menggunakan metode SVM dilakukan dengan mencari pemisah atau *hyperplane* untuk memisahkan dua kelas. SVM banyak digunakan untuk klasifikasi terutama pada permasalahan *binary classification*. Namun, SVM dapat juga melakukan *multi-class classification* [4].

Menurut Ben Salem dalam [5] menyatakan bahwa kelebihan yang dimiliki SVM untuk melakukan klasifikasi antara lain memiliki ketahanan yang baik terhadap *noise*, jarang mengalami *overfitting*, memerlukan komputasi yang efisien, dan mampu bekerja cukup baik untuk ruang dimensi tinggi.

Dari uraian diatas bahwa dapat mengklasifikasi kaligrafi Arab dengan mudah dan cepat menjadi hal yang penting sehingga perlunya menerapkan model atau algoritma *image classification* (klasifikasi gambar) yang mampu mengklasifikasikan kaligrafi Arab sesuai dengan jenisnya sehingga memudahkan dalam proses pembelajaran.

Penelitian ini akan berfokus pada penerapan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam penerapan model untuk

melakukan klasifikasi gambar berdasarkan jenis tulisan kaligrafi Arab. Adapun 6 (enam) jenis kaligrafi yang akan diklasifikasi dalam penelitian ini, yaitu Khat Riq'ah, Khat Diwani, Khat Naskhi, Khat Tsuluts, Khat Farisi, dan Khat Kufi.

#### LANDASAN TEORI

Landasan teori merupakan fondasi penting untuk memahami konteks konseptual suatu penelitian. Terdapat beberapa konsep yang saling berkaitan pada penelitian ini. Berikut adalah penjelasan mengenai konsep-konsep pada penelitian ini.

##### A. Citra Digital

Citra (image) digital adalah representasi visual pada bidang dua dimensi yang terdiri dari sekumpulan nilai digital yang disebut sebagai piksel. Secara matematis, citra digital dapat didefinisikan sebagai fungsi intensitas pada variabel  $x$  dan  $y$ , dengan fungsi  $f(x, y)$  untuk merepresentasikan koordinat spasial dan amplitudo di titik koordinat  $(x, y)$  [6]. Pada citra digital, gambar pada bidang dua dimensi yang memiliki  $M$  baris dan  $N$  kolom, matriksnya dapat dijelaskan sebagai  $M$  (baris/tinggi)  $\times$   $N$  (kolom/lebar). Koordinat piksel terbawah dan terkanan dapat direpresentasikan dengan  $f(M-1, N-1)$  [7].

Berdasarkan nilai piksel dari tiap citra, citra dibagi menjadi tiga jenis yaitu citra biner, citra berskala keabuan (*grayscale*), dan citra berwarna [7].

Citra berwarna adalah citra yang setiap pikselnya terbentuk berdasarkan komponen RGB. RGB adalah suatu model variasi warna menggunakan tiga komponen dasar yaitu merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*). Dari tiga komponen tersebut, dapat digabungkan dan menyusun warna yang lebih luas.

Citra *grayscale* (skala keabuan) adalah jenis skala citra yang memiliki variasi warna dari warna putih hingga warna hitam. Umumnya, skala warna dari citra *grayscale* berkisar dari warna hitam sebagai nilai minimum hingga warna putih sebagai nilai maksimum, sehingga diantara keduanya terdapat rentang warna abu-abu [8].

Citra biner (monokrom) adalah citra yang hanya memiliki dua nilai *gray level*, yaitu 1 (hitam) dan 0 (putih), atau sebaliknya. Dengan citra biner kebutuhan memori tidak besar karena hanya 1 *bit* atau *pixel* [9].

### B. Image Classification

Klasifikasi adalah suatu metode untuk mengelompokkan suatu jenis (objek) ke dalam golongan atau kelas tertentu [10]. Klasifikasi citra (*image*) adalah suatu metode untuk mengenali, membedakan, dan mampu mengelompokkan suatu jenis (objek) berdasarkan fitur (ciri) utama pada piksel-piksel dari objek citra ke dalam golongan atau kelas tertentu melalui citra digital.

### C. Kaligrafi

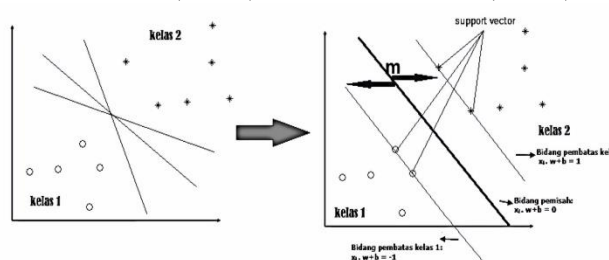
Kaligrafi islam yang ditulis dalam bahasa arab biasa disebut Khat yang berarti garis atau tulisan indah. Syaikh Syamsuddin Al-Ahfani (dalam [11]) menyatakan bahwa kaligrafi Arab atau khat merupakan ilmu yang mempelajari suatu huruf hijaiyah tunggal yang terpisah kemudian dirangkai menjadi suatu tulisan yang indah dengan metode tertentu dan ditulis di atas media kertas [11].

Kaligrafi Arab atau khat merupakan salah satu hasil dari peradaban Islam. Contoh hasil seni kaligrafi biasanya dapat dijumpai pada dinding-dinding masjid, pajangan di dinding rumah, istana, keramik, dan lain-lain sebagai hiasan. Selain itu, kaligrafi awalnya digunakan pada manuskrip/teks dan mushaf Al-Qur'an sehingga keberadaannya sangat penting dan biasa bagi Islam. Terdapat dua jenis kaligrafi Arab/khat yaitu kaligrafi kontemporer dan kaligrafi klasik. Kaligrafi klasik adalah kaligrafi yang taat dengan kaidah-kaidah yang telah ditetapkan. Beberapa diantaranya adalah Khat Diwani, Khat Farisi, Khat Kufi, Khat Naskhi, Khat Riq'ah, Khat Tsuluts [2].

### D. Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma *machine learning* dengan model klasifikasi terbimbing (*supervised*) [12]. Klasifikasi dengan

menggunakan metode SVM dilakukan dengan mencari pemisah atau *hyperplane* untuk memisahkan dua kelas, diilustrasikan seperti pada Gambar. 2 [13]. SVM banyak digunakan untuk klasifikasi terutama pada permasalahan *binary classification*. Namun, SVM dapat juga melakukan *multi-class classification* [4]. *Multi-class support vector machine* dapat dilakukan tanpa mengubah konsep dari algoritma SVM itu sendiri yaitu dengan membandingkan klasifikasi biner *One Vs Rest* (OVR) dan *One Vs One* (OVO).



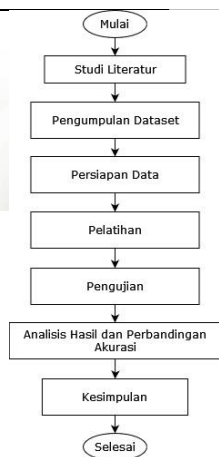
Gambar. 1 Support Vector Machine

## I. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian adalah kerangka atau pendekatan sistematis yang digunakan untuk merancang, melaksanakan, dan mengevaluasi suatu penelitian. Metodologi ini mencakup langkah-langkah yang diambil untuk mengumpulkan data, analisis data, serta prosedur-prosedur yang akan digunakan dalam proses penelitian.

### A. Alur Penelitian

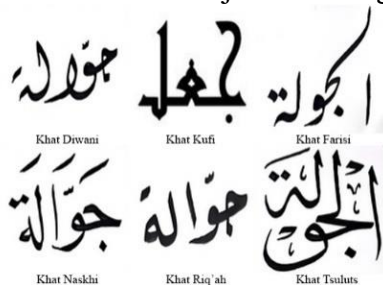
Alur penelitian mencakup langkah-langkah yang diambil selama proses penelitian ini. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar. 3.



Gambar. 2 Diagram alir penelitian

### B. Data penelitian

Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah kumpulan data berupa gambar (citra digital) kaligrafi Arab. Adapun jenis kaligrafi yang akan diklasifikasi pada penelitian ini ada 6 (enam) jenis kaligrafi yaitu Khat Riq'ah, Khat Diwani, Khat Naskhi, Khat Tsuluts, Khat Farisi, Khat Kufi. Kumpulan data (dataset) akan berisi 160 gambar tiap jenis kaligrafi Arab tersebut, sehingga total dataset berjumlah 960 gambar.



Gambar. 3 Sampel citra digital tiap jenis kaligrafi Arab

### C. Teknik Pengumpulan Data Penelitian

Data yang akan dikumpulkan awalnya berupa dokumen (*hardcopy*) berisi tulisan kaligrafi Arab yang didapat atau ditulis oleh seorang ahli pakar (*human expert*). Ahli pakar bernama Robin yang memiliki keahlian dalam menulis kaligrafi dan pernah mengikuti program pendidikan di Pesantren Lembaga Kaligrafi Al-Qur'an (LEMKA) yang terletak di Kota Sukabumi kurang lebih 1 tahun.

Sebelumnya peneliti akan melakukan *data capture*. *data capture* merupakan proses

konversi objek dari bentuk dokumen ke dalam bentuk digital dengan bantuan sebuah alat seperti kamera ataupun *scanner* [14].

### D. Persiapan Data

Data-data yang telah dikumpulkan akan diolah terlebih dahulu pada tahap data *preprocessing* atau persiapan (pengolahan) data awal. Persiapan data dilakukan untuk merapikan atau memperbaiki kualitas dataset sehingga dapat meningkatkan performa *image classification* [15].

Adapun dari hasil *data capture*, akan dilakukan proses *cropping image*. Pemotongan citra digital dilakukan untuk memisahkan setiap kata jenis tulisan kaligrafi sehingga tiap kata menjadi image file tersendiri serta normalisasi ukuran gambar yaitu 128x128 *pixel*,

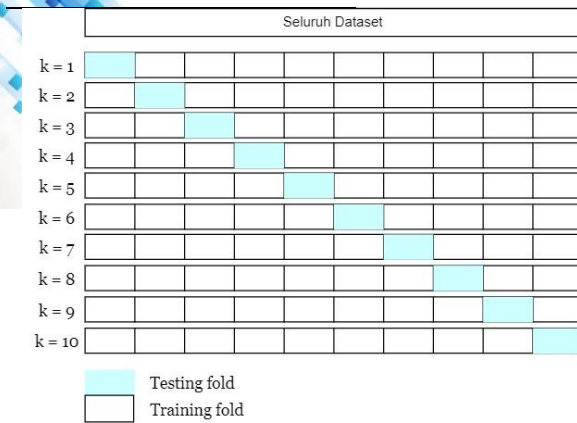
Penerapan teknik pengurangan *noise* untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Pengurangan *noise* dilakukan secara manual dengan menggunakan *software* pengolahan citra digital.

Selain itu, pengolahan data citra dilakukan yaitu citra diubah menjadi format biner untuk memudahkan ekstraksi fitur dan pengklasifikasian dengan lebih efisien.

### E. Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian

Dataset akan dibagi ke dalam data pelatihan (*training*) dan data pengujian (*testing*) dengan mengacu pada proporsi 90% dari dataset untuk data pelatihan dan 10% dari dataset untuk data pengujian [16].

Pada penelitian ini, akan diterapkan *stratified k-fold cross validation* yang merupakan bagian *k-fold cross validation* dalam proses pelatihan dan pengujian model agar proporsi (pembagian) setiap kelas (kelas dalam konteks klasifikasi) merata. Pada penelitian ini akan menggunakan *k-fold cross validation* dengan nilai  $k = 10$ . *K-fold cross validation* dilakukan dengan membagi data menjadi 10 bagian dataset dengan ukuran atau proporsi yang sama tiap bagian [17].



Gambar. 4 Ilustrasi pembagian data latih dan uji menggunakan *k-fold cross validation*

### F. Pengujian atau Evaluasi Performa Model

Tahapan setelah dilakukan pelatihan model adalah melakukan pengujian atau evaluasi model untuk mengukur sejauh mana model yang dibuat mampu menggeneralisasi pola dari data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Adapun beberapa cara untuk melakukan pengukuran performa model yang dapat dilakukan yaitu perhitungan akurasi dan loss, *k-fold cross validation*, serta *confusion matrix* [18].

Pada penelitian ini, penerapan model SVM akan dilakukan *tuning hyperparameter* (penyetelan parameter), kemudian akan diterapkan skenario pengujian atau evaluasi performa model pada tiap percobaan menggunakan *k-fold cross validation*, *confusion matrix* sehingga didapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, skor f1.

## HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Berikut merupakan uraian hasil dan pembahasan dari tiap tahap penelitian yang telah dilakukan.

### A. Penerapan Model SVM

Pada penelitian ini, pemodelan SVM akan menerapkan fungsi ‘SVC()’ dalam *library* seperti *scikit-learn* merupakan implementasi dari *Support Vector Classification* (SVC), yang termasuk dalam kategori pendekatan "One-vs-One" (OvO) dalam klasifikasi multikelas.

Dalam SVM, tujuan utama adalah menemukan *hyperplane* yang memisahkan

kelas-kelas dalam ruang fitur. *hyperplane* adalah sebuah objek matematis yang merupakan generalisasi dari garis (dalam dimensi dua), bidang (dalam dimensi tiga), atau *hyperplane* (dalam dimensi yang lebih tinggi). *Hyperplane* ini ditentukan oleh vektor bobot (*w*) dan bias (*b*). *Hyperplane* ini dipilih untuk memiliki lebar margin maksimum antara dua kelas yang berseberangan. Lebar margin didefinisikan sebagai jarak antara *hyperplane* dan titik terdekat dari setiap kelas.

Berikut beberapa jenis fungsi kernel dan rumusnya oleh Scholkopf dan Smola (2001) dalam [13]. Kernel-kernel ini akan digunakan pada penyetelan parameter.

#### 1) Kernel Gaussian/RBF (Radian Basis Function)

Mengukur seberapa dekat atau jauh dua vektor (*x*) dan (*y*) dalam bentuk distribusi radial. Fungsi ini merepresentasikan transformasi non linear data ke ruang fitur berdimensi tak terbatas. Dalam konteks mesin pembelajaran, kernel ini sering digunakan dalam metode *support vector machine* (SVM) untuk memproyeksikan data ke ruang dimensi tinggi sehingga dapat ditemukan batas keputusan non linear yang sesuai.

$$K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2) \tag{1}$$

Dari persamaan 1 dapat dijelaskan bahwa  $K(x, y)$  merupakan nilai kernel antara 2 vektor *x* dan *y*, hasil perkalian  $-\gamma$  (gamma) dengan kuadrat norma euclidean dari *x-y* akan dilakukan operasi eksponensial.

#### 2) Linear

Mengukur sejauh mana dua vektor (*x*) dan (*y*) sejajar atau berlawanan. Cocok untuk data yang dapat terpisah secara linear. Pada persamaan 2,  $x^T$  adalah transpose dari vektor *x*, yaitu mengubah vektor kolom *x* menjadi vektor baris. perhitungan dilakukan dengan mengalikan elemen-elemen yang sesuai dari vektor-vektor dan kemudian menjumlahkan hasilnya.

$$K(x,y) = x^T \cdot y \tag{2}$$

#### 3) Polynomial

Meningkatkan dimensi data dengan menggunakan derajat (*degree*) polinomial. Fungsi kernel polinomial digunakan untuk memodelkan hubungan yang lebih kompleks antara fitur dan label daripada kernel linear. Parameter *d* (*degree*) dapat disesuaikan untuk menyesuaikan kompleksitas model sesuai dengan data yang dihadapi. Fungsi kernel polinomial dapat dilihat pada persamaan 3.

$$K(x,y) = (x^T \cdot y + 1)^d \tag{3}$$

### B. Tuning Hyperparameter Model SVM

Pada tahap pengimplementasian model svm juga akan dilakukan *tuning hyperparameter*, yaitu melakukan penyetelan beberapa kombinasi *hyperparameter* untuk mengevaluasi dan menentukan kombinasi parameter yang memberikan hasil terbaik. Penyetelan (*tuning*) ini dilakukan dengan menggunakan kernel *rbf*, *linear*, dan *polynomial*, nilai-nilai *C*, nilai *gamma* pada *rbf*, serta nilai *degree* khusus kernel *polynomial*, yaitu 3 dan 4.

Tabel II menunjukkan kombinasi parameter pada beberapa percobaan/skenario pemodelan SVM.

TABEL II  
TABEL SKENARIO PENYETELAN PARAMETER MODEL SVM

| Skenario | Kernel     | C | Gamma  | Degree |
|----------|------------|---|--------|--------|
| 1        | Rbf        | 2 | 0.001  | -      |
| 2        | Rbf        | 2 | 0.0001 | -      |
| 3        | Rbf        | 3 | 0.001  | -      |
| 4        | Rbf        | 3 | 0.0001 | -      |
| 5        | Linear     | 1 | -      | -      |
| 6        | Polynomial | 1 | -      | 3      |
| 7        | Polynomial | 1 | -      | 4      |
| 8        | Polynomial | 3 | -      | 4      |

### C. Hasil Pengujian Model SVM

Pada SVM juga dilakukan penyetelan parameter (*tuning hyperparameter*), berupa skenario eksperimen dengan menggunakan kernel *rbf* dengan nilai *gamma* yaitu 0.001

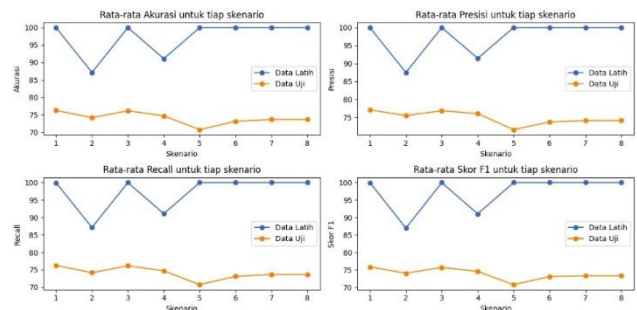
dan 0.0001, kernel linear, kernel polynomial dengan nilai *degree* yaitu 3 dan 4, serta kombinasi nilai *C* yaitu 1, 2 dan 3.

Berikut adalah hasil metrik evaluasi berisi rata-rata dari hasil 10 *fold* yang didapatkan untuk setiap skenario (SVM):

TABEL IIV  
RATA-RATA HASIL EVALUASI TIAP SKENARIO (SVM)

| Skenario/ Data | Mean Akurasi | Mean Presisi | Mean Recall  | Mean Skor f1 | Waktu        |                   |
|----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|-------------------|
| 1              | Latih        | 99.98        | 99.98        | 99.98        | 99.98        | 12 menit 55 detik |
|                | Uji          | <b>76.25</b> | <b>77.06</b> | <b>76.25</b> | <b>75.87</b> |                   |
| 2              | Latih        | 87.13        | 87.48        | 87.13        | 86.98        | 10 menit 13 detik |
|                | Uji          | 74.17        | 75.50        | 74.17        | 74.07        |                   |
| 3              | Latih        | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 15 menit 9 detik  |
|                | Uji          | 76.15        | 76.83        | 76.15        | 75.73        |                   |
| 4              | Latih        | 91.08        | 91.44        | 91.08        | 91.05        | 9 menit 12 detik  |
|                | Uji          | 74.69        | 76.03        | 74.69        | 74.59        |                   |
| 5              | Latih        | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 7 menit 27 detik  |
|                | Uji          | 70.73        | 71.56        | 70.73        | 70.80        |                   |
| 6              | Latih        | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 7 menit 24 detik  |
|                | Uji          | 73.12        | 73.69        | 73.12        | 72.93        |                   |
| 7              | Latih        | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 7 menit 5 detik   |
|                | Uji          | 73.65        | 74.10        | 73.65        | 73.34        |                   |
| 8              | Latih        | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 100.00       | 7 menit 14 detik  |
|                | Uji          | 73.65        | 74.10        | 73.65        | 73.34        |                   |

Berikut adalah tampilan grafik hasil rata-rata evaluasi performa pada setiap skenario penyetelan parameter SVM, dapat dilihat pada gambar. 10.



Gambar. 5 Grafik rata-rata hasil evaluasi tiap skenario (SVM)

Analisis dari Tabel IV menunjukkan bahwa model pada semua skenario *tuning hyperparameter* berhasil mencapai tingkat

akurasi, presisi, *recall*, dan skor f1 yang tinggi dalam memahami dan mengklasifikasikan data latih mencapai kisaran 87.13% hingga 100%. Namun, Terdapat penurunan signifikan pada semua metrik performa (akurasi, presisi, *recall*, dan skor f1) pada data uji, yaitu dengan nilai akurasi berkisar antara 70.73% hingga 76.25%. Hal ini mengindikasikan bahwa model mungkin mengalami *overfitting* pada seluruh skenario, yaitu model kehilangan kemampuan untuk menggeneralisasi pada data yang tidak terlihat (uji).

Pada skenario 1 menghasilkan tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan skor f1 yang terbaik yaitu 76.25%, 77.06%, 76.25%, 75.87. Skenario 1 menggunakan jenis kernel Rbf, nilai C = 2, dan nilai gamma = 0.001, dengan waktu eksekusi yaitu 12 menit 55 detik.

Meskipun terdapat variasi dalam waktu pelatihan antar skenario, Waktu eksekusi pada model SVM memiliki rentang 7 hingga 15 menit, sehingga lebih efisien. Dari tabel tersebut menunjukkan bahwa skenario yang menggunakan kernel Rbf memberikan hasil waktu eksekusi lebih lama dibanding skenario dengan kernel lain, yaitu berkisar 9 hingga 15 menit.

## II. KESIMPULAN

Dari data hasil dan pembahasan pengujian 10-Fold Cross Validation dan Confusion Matrix yang telah diuraikan sebelumnya. Setelah dilakukan *tuning hyperparameter* dan didapatkan hasilnya, dapat disimpulkan hasil performa Model SVM yang telah diterapkan:

Dalam penelitian ini, berhasil menerapkan metode SVM untuk melakukan klasifikasi gambar kaligrafi Arab. Metode SVM mampu mengenali dan mengklasifikasikan citra-citra digital pada dataset dengan cukup baik.

Hasil dari dilakukannya *tuning hyperparameter* pada pemodelan SVM yaitu rata-rata akurasi, presisi, *recall*, dan skor f1 tertinggi didapatkan pada model SVM dengan jenis kernel Rbf, nilai C sebesar 2, dan gamma = 0.001 yaitu menghasilkan akurasi, presisi, *recall*, dan skor f1 masing-masing sebesar 76.25%, 77.06%, 76.25%,

75.87 dengan waktu eksekusi hingga 12 menit 55 detik.

## REFERENSI

- [1] S. Abburu and S. Babu Golla, "Satellite Image Classification Methods and Techniques: A Review," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 119, no. 8, pp. 20–25, 2015, doi: 10.5120/21088-3779.
- [2] A. Akbar, *Kaidah Menulis dan Karya Master Kaligrafi Islam*. Pustaka Firdaus, 1995.
- [3] O. V. Putra, A. Musthafa, M. Nur, and M. Rido, "Classification of Calligraphy Writing Types Using Convolutional Neural Network Method (CNN)," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 2–8, 2021, doi: 10.21070/pels.v2i0.1136.
- [4] J. W. G. Putra, *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*. Tokyo, Jepang, 2020.
- [5] Ramadhani, F. Arnia, and R. Muharar, "Klasifikasi Otomatis Motif Tekstil Menggunakan Support Vector Machine Multi Kelas," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 99–108, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202071428.
- [6] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: ANDI, 2010.
- [7] A. Kadir, *Dasar pengolahan citra dengan delphi*. Yogyakarta: ANDI, 2013.
- [8] Sriani and M. Ikhsan, "Implementasi Kompresi Citra Digital Menggunakan Algoritma Wavelet," 2016.
- [9] A. Kadir and A. Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi Offset, 2013.
- [10] N. I. Widiastuti, E. Rainarli, and K. E. Dewi, "Peringkasan dan Support Vector Machine pada Klasifikasi Dokumen," *J. Infotel*, vol. 9, no. 4, p. 416, 2017, doi: 10.20895/infotel.v9i4.312.
- [11] A. A. Ni'ma, "Penggunaan Seni Kaligrafi Dalam Pembelajaran Keterampilan Menulis (Maharah

- Kitabah ),” *Tifani*, vol. 2, pp. 55–60, 2022.
- [12] M. Islam, A. Dinh, and K. Wahid, “Detection of Potato Diseases Using Image Segmentation and Multiclass Support Vector Machine,” *2017 IEEE 30th Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, pp. 8–11, 2017, doi: 10.1109/CCECE.2017.7946594.
- [13] M. Athoillah, “Metode Klasifikasi Berbasis Multi Kernel dengan Pembelajaran yang Bertambah untuk Temu Kembali Citra,” INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER, 2015.
- [14] D. Rohpandi, A. Sugiharto, and G. A. Winara, “Aplikasi Pengolahan Citra Dalam Pengenalan Pola Huruf Ngalagena Menggunakan MATLAB,” *Konf. Nas. Sist. Inform.*, pp. 772–777, 2015.
- [15] R. V. Kurup, S. Vishvanathan, and S. Kp, *Effect of Data Pre-processing on Brain Tumor Classification Using Capsulenet*. Springer Singapore, 2020.
- [16] P. D. P. Silitonga and R. Damanik, “Perbandingan Algoritma k-Nearest Neighbors ( k-NN ) dan Support Vector Machines ( SVM ) untuk Klasifikasi Pengenalan Citra Wajah,” *Inf. Commun. Technol.*, vol. 20, pp. 186–191, 2021.
- [17] S. Rahmadanti, “IMPLEMENTASI METODE K- NEAREST NEIGHBOR DALAM MENENTUKAN KUALITAS MASSA BATUAN SKRIPSI,” Universitas Islam Riau, 2020.
- [18] K. Alexander, “Implementasi CNN untuk Pengenalan Emosi Berdasarkan Ekspresi Wajah pada Aplikasi Berbasis Web,” Universitas Multimedia Nusantara, 2021.