

# Model Klasifikasi Citra Penyakit *Monkeypox* Berbasis Ekstraksi Fitur GLCM dan Algoritma SVM

LeonHoss Hutagaol <sup>1\*</sup>, Made Hanindia Prami S <sup>2</sup>, Fawwaz Ali Akbar <sup>3</sup>

<sup>1\*,2,3</sup> Program Studi Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Kota Surabaya, Provinsi Jawa Timur, Indonesia.

*Email:* 20081010215@student.upnjatim.ac.id <sup>1\*</sup>, madehanindia.fik@upnjatim.ac.id <sup>2</sup> fawwaz\_ali.fik@upnjatim.ac.id <sup>3</sup>

## Histori Artikel:

*Dikirim* 12 Juni 2025; *Diterima dalam bentuk revisi* 20 Juni 2025; *Diterima* 10 Juli 2025; *Diterbitkan* 10 September 2025. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STM IK Indonesia Banda Aceh.

## Abstrak

Penyakit *Monkeypox* merupakan penyakit menular yang memerlukan deteksi dini untuk mendukung penanganan yang efektif dan cepat. Penelitian bertujuan mengembangkan model klasifikasi citra penyakit *Monkeypox* dengan pendekatan berbasis tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). *Dataset* yang digunakan adalah *Monkeypox Skin Images Dataset* (MSID) dengan total 3.200 citra, yang terdiri atas 1.600 gambar terinfeksi *Monkeypox* dan 1.600 gambar kulit normal. Seluruh citra melalui tahapan *preprocessing* berupa *resize*, konversi ke *grayscale*, normalisasi, dan *filtering median*. Selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur tekstur GLCM (*contrast, energy, correlation, homogeneity*) dan hasilnya digunakan sebagai *input* untuk klasifikasi menggunakan SVM. Evaluasi dilakukan dengan menguji empat *kernel* SVM: *linear, polynomial, RBF*, dan *sigmoid*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *kernel* RBF memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 80%, diikuti oleh *kernel linear* (73%), *sigmoid* (68%), dan *polynomial* (65%). Temuan membuktikan bahwa kombinasi fitur tekstur GLCM dengan algoritma SVM, khususnya *kernel* RBF, memiliki potensi kuat untuk mendukung diagnosis otomatis penyakit *Monkeypox* berbasis citra medis.

**Kata Kunci:** *Monkeypox; Gray Level Co-occurrence Matrix; Support Vector Machine; Klasifikasi.*

## Abstract

Monkeypox disease is an infectious disease that requires early detection to support effective and rapid treatment. This study aims to develop a Monkeypox disease image classification model with a texture-based approach using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method and the Support Vector Machine (SVM) classification algorithm. The dataset used is the Monkeypox Skin Images Dataset (MSID) with a total of 3,200 images, consisting of 1,600 Monkeypox infected images and 1,600 normal skin images. All images go through preprocessing stages such as resizing, converting to grayscale, normalization, and median filtering. Furthermore, GLCM texture feature extraction (*contrast, energy, correlation, homogeneity*) is carried out and the results are used as input for classification using SVM. The evaluation was carried out by testing four SVM kernels: linear, polynomial, RBF, and sigmoid. The test results showed that the RBF kernel gave the best performance with an accuracy of 80%, followed by the linear kernel (73%), sigmoid (68%), and polynomial (65%). These findings prove that the combination of GLCM texture features with SVM algorithm, especially RBF kernel, has strong potential to support automatic diagnosis of Monkeypox disease based on medical images.

**Keyword:** *Monkeypox; Gray Level Co-occurrence Matrix; Support Vector Machine; Classification.*

## 1. Pendahuluan

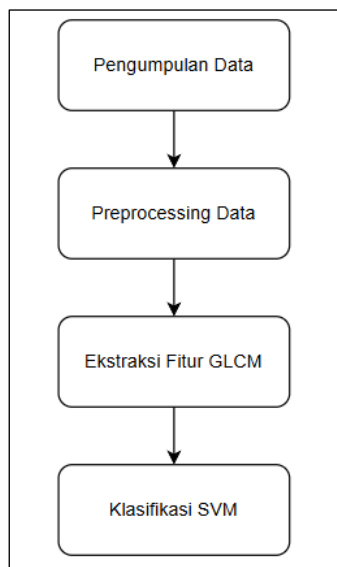
*Monkeypox* merupakan penyakit infeksius yang disebabkan oleh virus zoonosis *Monkeypox virus*, yang dapat ditularkan dari hewan ke manusia maupun antara manusia melalui kontak langsung dengan cairan tubuh, lesi kulit, ataupun *droplet* saluran pernapasan. Walaupun gejalanya umumnya tergolong ringan, infeksi virus ini memicu respons imun kompleks seperti aktivasi sitokin proinflamasi dan gangguan sinyal interferon, yang dapat memperumit proses diagnosis klinis secara manual (Putri Gumandang, 2022). Sejak kasus pertama terkonfirmasi di Indonesia pada tahun 2022, jumlah penderita *Monkeypox* terus meningkat. Berdasarkan data Kementerian Kesehatan per 17 Agustus 2024, terdapat 88 kasus terkonfirmasi, dengan sebaran terbanyak di wilayah DKI Jakarta, diikuti oleh Jawa Barat dan Banten. Meskipun pemerintah telah melakukan berbagai intervensi seperti vaksinasi, pelaporan berjenjang, dan kampanye edukatif, diperlukan sistem klasifikasi citra berbasis teknologi untuk mendukung proses deteksi dini secara lebih efisien dan objektif (Triginandri & Subhiyakti, 2024).

Klasifikasi citra digital secara otomatis menjadi solusi potensial dalam mendeteksi penyakit kulit, termasuk *Monkeypox*. Citra lesi kulit mengandung informasi tekstur yang dapat diekstraksi dan dianalisis untuk membedakan antara citra normal dan citra terinfeksi. Dalam konteks ini, teknik ekstraksi fitur menjadi tahap krusial untuk memperoleh representasi tekstur yang relevan. Salah satu metode ekstraksi yang banyak digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yaitu teknik statistik yang mengukur hubungan spasial antarpiksel berdasarkan tingkat keabuan dalam suatu citra (Wijaya *et al.*, 2024). Melalui GLCM, sejumlah fitur tekstur penting dapat diperoleh, seperti kontras, homogenitas, energi, dan korelasi. Fitur-fitur ini kemudian digunakan sebagai *input* dalam proses klasifikasi. Salah satu algoritma yang terbukti efektif dalam tugas klasifikasi citra adalah *Support Vector Machine* (SVM), yang bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal untuk memisahkan kelas data, baik secara *linear* maupun *non-linear*, melalui pemanfaatan fungsi *kernel* seperti *linear*, *radial basis function* (RBF), *polynomial*, dan *sigmoid* (Wijaya *et al.*, 2024).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian bertujuan membangun model klasifikasi citra penyakit *Monkeypox* berbasis ekstraksi fitur GLCM dan algoritma klasifikasi SVM. Proses penelitian meliputi tahap prapemrosesan citra, ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM, serta evaluasi kinerja klasifikasi SVM menggunakan berbagai *kernel*. Diharapkan, model klasifikasi yang dikembangkan dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan sistem pendeteksian awal penyakit *Monkeypox* yang akurat, otomatis, dan efisien berbasis citra medis (Anugrah *et al.*, 2024).

## 2. Metode Penelitian

Penelitian dilakukan untuk mengevaluasi model klasifikasi citra penyakit *Monkeypox* menggunakan ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Tahapan penelitian terdiri atas serangkaian prosedur sistematis yang dirancang untuk mengarahkan proses penelitian secara menyeluruh, mulai dari tahap awal hingga tahap akhir. Tahapan dalam penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian dilakukan untuk mengevaluasi model klasifikasi citra penyakit *Monkeypox* menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Tahapan penelitian terdiri atas serangkaian prosedur sistematis yang dimulai dari pengumpulan data citra lesi kulit yang terinfeksi *Monkeypox* dan citra kulit normal dari *dataset* yang telah tersedia. Setelah itu, data dikategorikan sesuai label kelasnya, lalu dilanjutkan dengan tahap prapemrosesan. Tahap ini mencakup proses *resize* citra ke ukuran yang seragam, konversi ke *grayscale*, normalisasi intensitas piksel, serta penerapan *median filter* untuk mengurangi *noise* dan meningkatkan kualitas citra sebagai persiapan untuk ekstraksi fitur. Setelah citra diproses, fitur tekstur diekstraksi menggunakan metode GLCM dengan parameter arah tertentu untuk memperoleh nilai kontras (*contrast*), homogenitas (*homogeneity*), energi (*energy*), dan korelasi (*correlation*). Fitur-fitur ini kemudian dijadikan *input* dalam proses klasifikasi menggunakan SVM. Model dilatih dan diuji menggunakan beberapa jenis fungsi *kernel* seperti *linear*, *polynomial*, *radial basis function* (RBF), dan *sigmoid*. Evaluasi performa dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, serta digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil analisis terhadap *confusion matrix* memberikan gambaran menyeluruh mengenai efektivitas model dalam membedakan citra terinfeksi *Monkeypox* dan citra normal berdasarkan pola tekstur yang teridentifikasi. Tahapan lengkap penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

## 2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, dilakukan pencarian *dataset* yang relevan dengan penelitian. *Dataset* yang dikumpulkan terdiri atas citra lesi kulit yang terinfeksi *Monkeypox* dan citra kulit normal tanpa lesi. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan *dataset* yang dibuat oleh Sanzida Sultana dengan judul *Monkeypox Skin Images Dataset* (MSID). *Dataset* ini tersedia secara publik di situs Kaggle dan berisi total 3.200 citra kulit, yang terdiri atas 1.600 gambar dengan label "*monkeypox*" dan 1.600 gambar dengan label "*others*" (kulit normal). *Dataset* ini memiliki dua subkelas, yaitu "*monkeypox*" dan "*others*". Kelas "*monkeypox*" berisi citra kulit dengan indikasi infeksi berupa lesi atau ruam yang khas, sedangkan kelas "*others*" berisi citra kulit normal tanpa tanda-tanda infeksi.



Gambar 2. Contoh *Dataset Monkeypox Skin Images Dataset (MSID)*

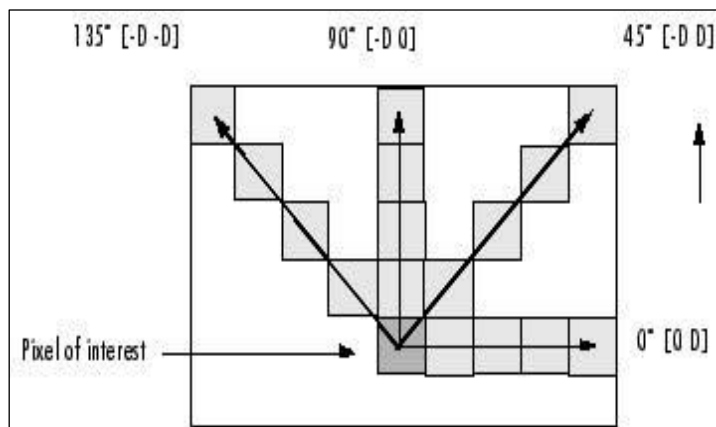
Gambar 2 merupakan contoh sampel *dataset* citra kulit dengan dan tanpa infeksi *monkeypox*. Citra pada bagian kiri menunjukkan kondisi kulit dengan ruam pustular yang menonjol khas *monkeypox*, sedangkan citra pada bagian kanan menunjukkan kondisi kulit normal tanpa lesi.

## 2.2 Preprocessing Data

Setelah proses pengumpulan data selesai, seluruh citra yang diperoleh selanjutnya melalui tahap *preprocessing* guna meningkatkan kualitas visual, mengurangi *noise*, serta menyederhanakan proses analisis pada tahapan berikutnya. Langkah awal dari *preprocessing* adalah mengubah ukuran (*resize*) seluruh citra menjadi 200×200 piksel. Ukuran ini dipilih untuk menyamakan dimensi seluruh data guna memastikan konsistensi dalam proses pelatihan model. Ukuran 200×200 dinilai optimal karena mampu menjaga keseimbangan antara efisiensi komputasi dan kelengkapan informasi visual, menghindari hilangnya detail penting akibat ukuran yang terlalu kecil, serta mencegah peningkatan beban komputasi yang tidak perlu akibat ukuran yang terlalu besar. Tahap selanjutnya adalah konversi citra ke dalam format *grayscale* (Septihadi *et al.*, 2024). Proses ini dilakukan dengan mengubah citra berwarna (RGB) menjadi satu kanal intensitas tunggal, yang bertujuan untuk menyederhanakan kompleksitas data tanpa menghilangkan informasi penting seperti pola atau tekstur. Konversi ini juga mempercepat proses pelatihan model dan meningkatkan efisiensi komputasi. Apabila citra yang digunakan sudah dalam format *grayscale*, maka proses ini dilewati guna menjaga efisiensi pemrosesan. Langkah akhir dari *preprocessing* mencakup proses normalisasi dan *filtering*. Normalisasi dilakukan dengan mengubah skala nilai piksel dari 0–255 menjadi 0–1 melalui pembagian setiap nilai dengan 255. Tujuan normalisasi adalah untuk meningkatkan stabilitas pelatihan model, mempercepat konvergensi, serta mencegah dominasi fitur tertentu yang dapat menyebabkan bias. Setelah normalisasi, citra difilter menggunakan *median filter* untuk menghilangkan *noise* yang muncul akibat gangguan pencahayaan atau kesalahan sensor. *Median filter* menggantikan nilai piksel berdasarkan nilai median dari lingkungan sekitarnya, sehingga mampu membersihkan citra dari *noise* tanpa merusak detail penting seperti bentuk dan pola. Hasil akhir dari seluruh tahap *preprocessing* ini adalah citra yang lebih bersih, seragam, dan siap untuk dianalisis lebih lanjut melalui proses ekstraksi fitur dan klasifikasi (Fransisca & Matondang, 2023).

## 2.3 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM merupakan metode ekstraksi fitur tekstur citra yang menghitung frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu. Dengan menganalisis hubungan spasial antarpiksel, GLCM mampu menggambarkan karakteristik tekstur citra secara statistik. Beberapa parameter utama yang dihasilkan dari GLCM antara lain adalah *contrast*, *homogeneity*, *energy*, dan *correlation*, yang masing-masing merepresentasikan pola perubahan intensitas, keseragaman, kekompakan tekstur, dan keterkaitan antarpiksel.

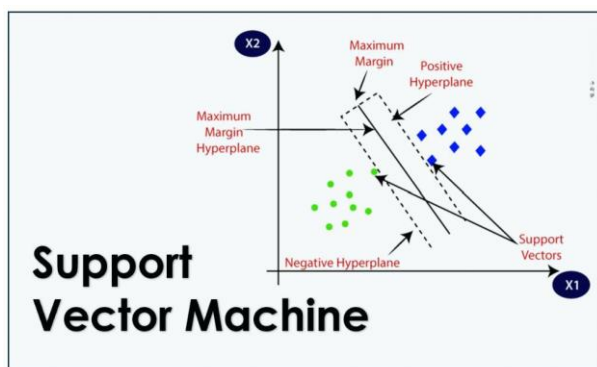


Gambar 3. Sudut GLCM

Dalam penelitian ini, fitur-fitur GLCM digunakan untuk merepresentasikan ciri tekstur dari citra kulit yang mengandung lesi *monkeypox* maupun citra kulit normal. Citra *grayscale* yang telah dipraproses dievaluasi dalam empat arah sudut ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ ) untuk memperoleh informasi tekstur yang komprehensif. Hasil ekstraksi fitur kemudian dinormalisasi agar berada dalam skala yang sama sebelum dimasukkan ke dalam model klasifikasi (Krisna & Hasan, 2025).

#### 2.4 Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang sangat populer dalam bidang pembelajaran mesin (*machine learning*) karena kemampuannya dalam menghasilkan pemisahan kelas yang optimal. Algoritma ini bekerja dengan mencari sebuah *hyperplane* terbaik di ruang fitur berdimensi tinggi yang berfungsi sebagai batas pemisah antara dua kelas data. Pemilihan *hyperplane* ini tidak dilakukan secara sembarangan, melainkan didasarkan pada prinsip dasar SVM, yaitu memaksimalkan margin atau jarak antara *hyperplane* dan titik data terdekat dari masing-masing kelas. Semakin besar margin yang dihasilkan, semakin baik generalisasi model terhadap data baru, sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dan stabil. Selain itu, SVM dirancang tidak hanya untuk menangani data yang dapat dipisahkan secara *linear*, tetapi juga mampu mengklasifikasikan data yang memiliki pola distribusi *non-linear*. Kemampuan ini dimungkinkan melalui penggunaan fungsi *kernel* (*kernel trick*) yang secara implisit memetakan data *input* ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi tanpa harus menghitung transformasi tersebut secara eksplisit. Beberapa fungsi *kernel* yang umum digunakan antara lain *kernel linear*, *polynomial*, *radial basis function* (RBF), dan *sigmoid*. Dengan demikian, SVM menjadi algoritma yang fleksibel dan kuat dalam menangani berbagai jenis permasalahan klasifikasi, baik yang *linear* maupun *non-linear*, serta memiliki kinerja yang baik meskipun dalam kondisi data yang kompleks dan berdimensi tinggi.



Gambar 4. Visualisasi SVM

Pada penelitian ini, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan citra berdasarkan fitur tekstur hasil ekstraksi GLCM. Setiap *kernel* diuji performanya untuk menentukan jenis *kernel* yang paling sesuai dalam memisahkan citra *monkeypox* dan *others*. Evaluasi performa model dilakukan dengan menghitung metrik klasifikasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap *kernel* SVM (Pratama *et al.*, 2024).

### 2.5 Model Evaluasi

Tahap evaluasi model merupakan bagian akhir dari penelitian, di mana model GLCM-SVM yang telah dilatih dengan berbagai jenis *kernel*—yaitu *linear*, *polynomial*, RBF, dan *sigmoid*—akan dibandingkan untuk menilai efektivitas masing-masing dalam mengklasifikasikan data. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik utama berbasis *confusion matrix*. *Confusion matrix* digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap nilai aktual dari data uji (Farida & Bahri, 2024). Melalui pendekatan ini, dapat diketahui sejauh mana model mampu mengidentifikasi kelas dengan benar, serta mendeteksi kesalahan prediksi yang terjadi. Evaluasi ini mencakup serangkaian percobaan menggunakan algoritma GLCM-SVM dengan masing-masing *kernel*. Dalam penelitian ini, *confusion matrix* digunakan untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, sebagai indikator performa dari setiap *kernel*. Perbandingan nilai-nilai tersebut akan memberikan gambaran menyeluruh mengenai *kernel* mana yang paling optimal dalam melakukan klasifikasi citra berdasarkan fitur tekstur yang dihasilkan oleh metode GLCM (Astutik & Widiyanto, 2022).

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1 Hasil

Pengujian dalam penelitian dilakukan terhadap empat jenis *kernel* pada algoritma *Support Vector Machine* (SVM), yaitu *kernel linear*, *polynomial*, *radial basis function* (RBF), dan *sigmoid*. Setiap *kernel* diujikan dengan parameter tertentu untuk melihat pengaruhnya terhadap performa klasifikasi. Tabel 1 menunjukkan parameter *default* yang digunakan dalam setiap *kernel*. Parameter yang digunakan meliputi nilai C, *Gamma*, dan *Degree* (khusus untuk *kernel polynomial*). Penggunaan variasi parameter ini bertujuan untuk menentukan kombinasi parameter yang paling optimal dalam menghasilkan klasifikasi yang akurat.

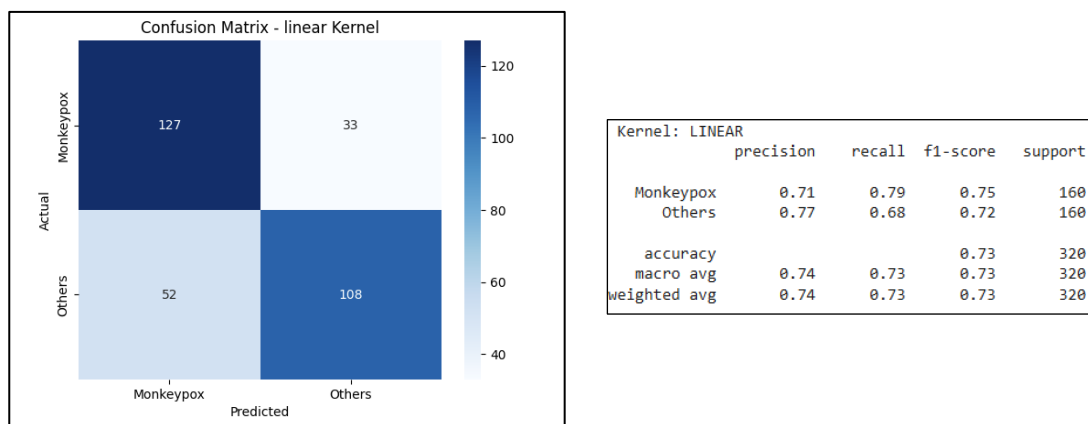
Tabel 1. Parameter *Kernel* SVM

Kernel	Parameter		
	C	Gamma	Degree
Linier	10	-	-
Polynomial	10	0,1	2
RBF	10	0,1	-
Sigmoid	10	0,1	-

Parameter C berfungsi untuk mengontrol keseimbangan antara margin klasifikasi dan kesalahan pada data latih. Nilai C yang besar seperti pada penelitian (C=10) digunakan untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi, namun dengan risiko *overfitting*. Sementara itu, parameter *Gamma* mengatur sejauh mana pengaruh satu titik data terhadap pembuatan batas keputusan. *Gamma* digunakan pada *kernel non-linear* seperti *polynomial*, RBF, dan *sigmoid* dengan nilai 0,1. *Gamma* yang tinggi dapat menyebabkan batas keputusan menjadi terlalu sempit dan sensitif terhadap *noise*. Parameter *Degree* digunakan hanya pada *kernel polynomial*, di mana nilai *degree* 2 merepresentasikan tingkat kompleksitas batas keputusan. *Degree* yang lebih tinggi dapat meningkatkan kompleksitas model namun berpotensi menyebabkan *overfitting* jika tidak dikontrol dengan baik.

### 3.1.1 Pengujian *Kernel Linear*

Pada tahap pengujian performa model klasifikasi dengan pendekatan *kernel linear*, digunakan nilai parameter regulasi  $C=10$  sebagai salah satu upaya untuk menentukan konfigurasi optimal dalam memisahkan dua kelas citra, yaitu *Monkeypox* dan normal (*Others*). Pemilihan parameter ini bertujuan untuk mengendalikan tingkat kompleksitas model serta menyeimbangkan antara kesalahan klasifikasi dan margin pemisah dalam proses pelatihan. *Kernel linear* sendiri dipilih sebagai pendekatan awal karena sifatnya yang sederhana namun efektif dalam memisahkan data yang secara garis besar masih dapat dibedakan melalui pemisah *linear* di ruang fitur. Pengujian secara khusus bertujuan untuk mengevaluasi seberapa efektif *kernel linear* dalam memproyeksikan fitur-fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) ke dalam ruang fitur, serta sejauh mana kemampuan model dalam mengenali pola-pola karakteristik dari citra *Monkeypox* dibandingkan dengan citra normal. GLCM digunakan karena kemampuannya dalam menangkap informasi spasial dan distribusi tingkat keabuan piksel yang menjadi indikator penting dalam mendeteksi tekstur permukaan kulit yang khas pada kasus *Monkeypox*. Melalui pengujian ini, diharapkan diperoleh gambaran awal mengenai keakuratan serta efisiensi *kernel linear* dalam mendeteksi dan membedakan pola tekstur antarkelas.



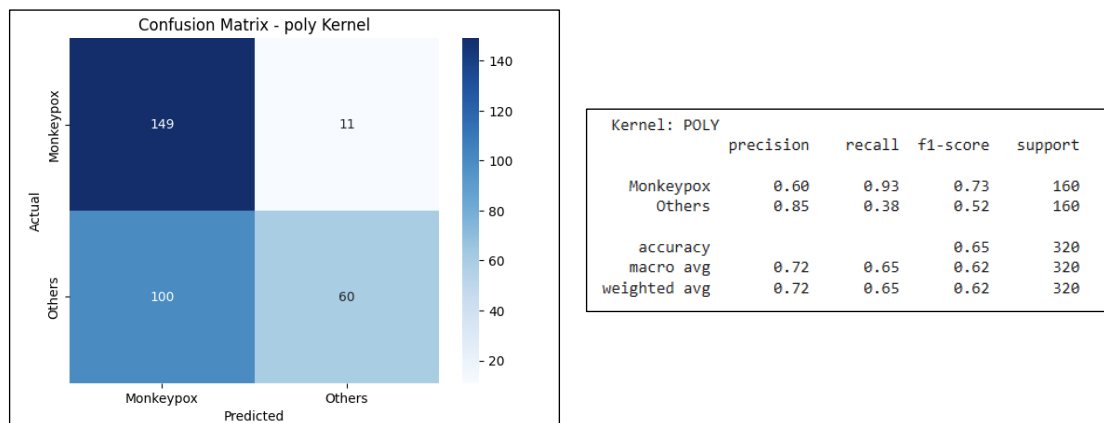
Gambar 5. Hasil Akurasi *Kernel Linear*

Pada Gambar 5 menunjukkan hasil *confusion matrix* dan metrik evaluasi untuk *kernel linear*. Model menghasilkan akurasi sebesar 73% dengan performa deteksi *Monkeypox* yang cukup baik. Sebanyak 127 citra *Monkeypox* berhasil diklasifikasikan dengan benar (*True Positive*), sedangkan 33 citra *Monkeypox* salah diprediksi sebagai *Others* (*False Negative*). Untuk kategori *Others*, terdapat 108 prediksi benar (*True Negative*) dan 52 prediksi salah sebagai *Monkeypox* (*False Positive*). Nilai *Recall* untuk kelas *Monkeypox* adalah 0,79, yang berarti sebagian besar kasus *Monkeypox* berhasil diidentifikasi. Nilai *Precision* sebesar 0,71 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi *Monkeypox* memang benar. Gabungan dari *Precision* dan *Recall* menghasilkan *F1-Score* sebesar 0,75, yang mencerminkan performa model yang seimbang dalam mendeteksi kedua kelas.

### 3.1.2 Pengujian *Kernel Polynomial*

Pengujian *kernel polynomial* dalam penelitian menggunakan kombinasi parameter  $C = 10$ , *degree* = 2, dan *gamma* = 0,1. Tujuan penggunaan kombinasi ini adalah untuk mengevaluasi kemampuan *kernel polynomial* dalam memodelkan hubungan *non-linear* antara fitur tekstur hasil ekstraksi GLCM dan label kelas (*Monkeypox* atau *Others*). *Kernel polynomial* dikenal fleksibel dalam membentuk *decision boundary* kompleks. Parameter  $C$  mengatur keseimbangan antara margin dan kesalahan klasifikasi; nilai tinggi seperti 10 memberikan penalti besar terhadap kesalahan. *Degree* = 2 menunjukkan fungsi *polynomial* derajat dua yang digunakan untuk mentransformasikan fitur ke dimensi lebih tinggi, sedangkan *gamma* = 0,1 mengontrol sejauh mana satu data memengaruhi pembentukan *hyperplane*.

Dengan konfigurasi tersebut, model diharapkan dapat mengenali pola tekstur citra *Monkeypox* secara lebih akurat dan membedakannya dari citra normal. Evaluasi ini penting untuk menilai performa *kernel polynomial* dalam klasifikasi citra medis sekaligus mengoptimalkan parameter agar model bekerja secara maksimal. Pendekatan ini juga menunjukkan potensi *kernel non-linear* dalam mendeteksi pola visual yang tidak dapat dipisahkan secara *linear*.

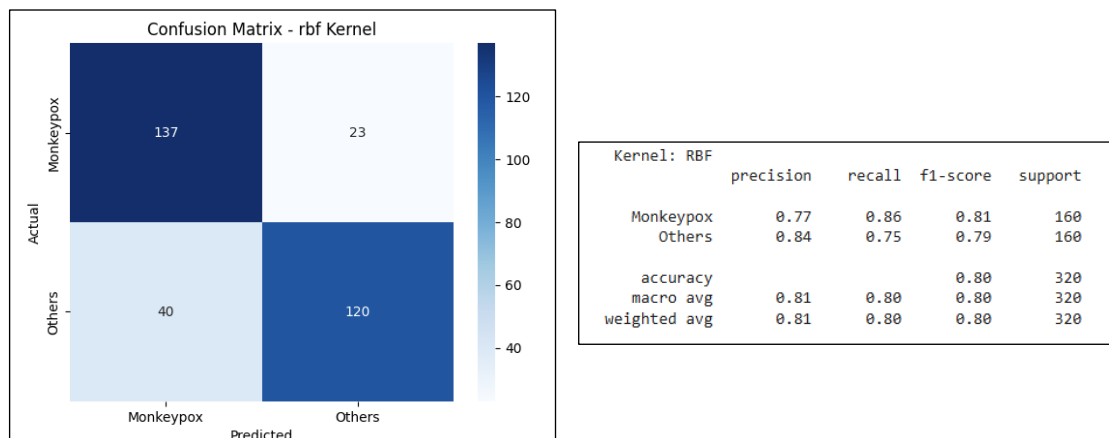


Gambar 6. Hasil Akurasi Kernel Polynomial

Berdasarkan Gambar 6 menampilkan hasil klasifikasi menggunakan *kernel polynomial* dengan akurasi keseluruhan sebesar 65%. Dari *confusion matrix*, model berhasil mengklasifikasikan 149 dari 160 citra *Monkeypox* dengan benar (*True Positive*) dan hanya 11 kasus salah prediksi (*False Negative*). Namun, performa model terhadap kelas *Others* kurang optimal, dengan hanya 60 prediksi benar dari 160 sampel (*True Negative*) dan 100 kasus salah klasifikasi sebagai *Monkeypox* (*False Positive*). Nilai *recall* untuk kelas *Monkeypox* sangat tinggi yaitu 0,93, yang menunjukkan sensitivitas tinggi terhadap deteksi kasus *Monkeypox*, meskipun *precision*-nya lebih rendah (0,60). Sebaliknya, kelas *Others* menunjukkan *precision* tinggi (0,85) namun *recall* rendah (0,38), yang berarti model sering gagal mengenali kelas *Others* dengan benar. *F1-score* keseluruhan berada di angka 0,62, menunjukkan performa model masih belum seimbang antarkelas.

### 3.1.3 Pengujian Kernel RBF

Dalam penelitian, pengujian dilakukan menggunakan *kernel Radial Basis Function* (RBF) pada algoritma SVM dengan kombinasi parameter  $C = 10$  dan  $\text{Gamma} = 0,1$ . Pemilihan parameter ini bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas *kernel RBF* dalam menangkap pola *non-linear* yang kompleks dari fitur tekstur citra hasil ekstraksi GLCM. Parameter  $C$  mengontrol margin klasifikasi, sedangkan  $\text{gamma}$  menentukan pengaruh satu titik data terhadap bentuk *hyperplane*.

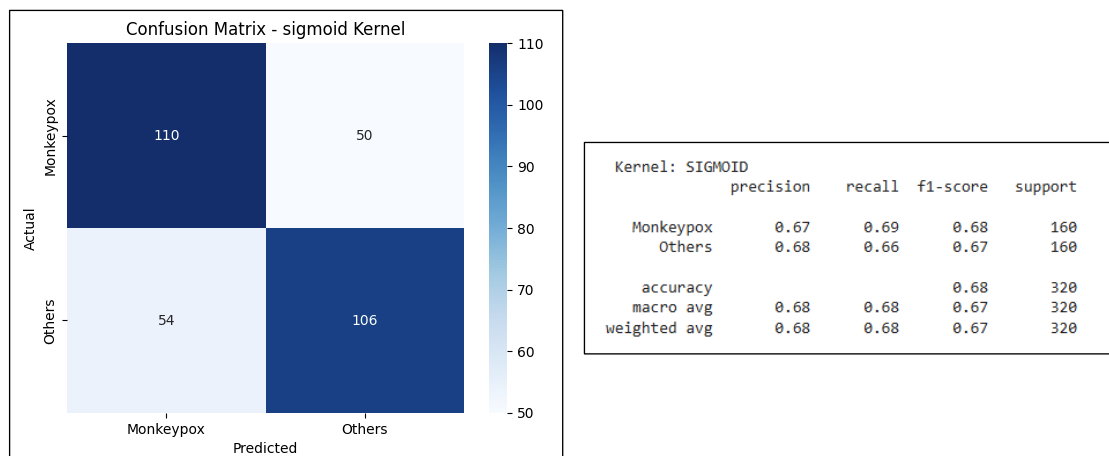


Gambar 7. Hasil Akurasi *Kernel* RBF

Pada Gambar 7 menunjukkan hasil klasifikasi menggunakan *kernel* RBF yang menghasilkan akurasi sebesar 80%, yang menunjukkan performa yang cukup optimal dalam klasifikasi citra. Untuk kelas *Monkeypox*, model berhasil mengklasifikasikan 137 dari 160 citra secara benar (*True Positive*), menghasilkan *Recall* sebesar 0,86 dan *Precision* sebesar 0,77. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra *Monkeypox* dengan cukup baik. Untuk kelas *Others*, model berhasil memprediksi 120 dari 160 sampel secara benar (*True Negative*), dengan nilai *Recall* sebesar 0,75 dan *Precision* sebesar 0,84. Secara keseluruhan, *F1-score* kedua kelas berkisar di angka 0,80, yang menunjukkan keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*, serta menunjukkan bahwa *kernel* RBF memberikan hasil klasifikasi yang cukup stabil dan andal dibandingkan *kernel* lainnya.

### 3.1.4 Pengujian *Kernel Sigmoid*

Pengujian menggunakan *kernel Sigmoid* dilakukan untuk mengevaluasi performa klasifikasi pada data dengan pola *non-linear* menggunakan kombinasi parameter  $C = 10$  dan  $\Gamma = 0,1$ . Kombinasi ini memungkinkan eksplorasi dalam memahami bagaimana *kernel sigmoid* membentuk batas keputusan dalam ruang fitur yang kompleks, khususnya untuk citra berbasis tekstur.



Gambar 8. Hasil Akurasi *Kernel Sigmoid*

Berdasarkan Gambar 8 memperlihatkan hasil klasifikasi menggunakan *kernel sigmoid* dengan akurasi sebesar 68%, yang menunjukkan performa moderat dalam membedakan citra *Monkeypox* dan *Others*. Dari *confusion matrix*, model mampu memprediksi 110 citra *Monkeypox* dengan benar (*True Positive*) dan salah mengklasifikasikan 50 citra sebagai *Others* (*False Negative*). Sementara itu, untuk kelas *Others*,

model mengklasifikasikan 106 sampel dengan benar (*True Negative*) dan 54 salah diprediksi sebagai *Monkeypox* (*False Positive*). Nilai *Precision* dan *Recall* untuk kelas *Monkeypox* masing-masing adalah 0,67 dan 0,69, menghasilkan *F1-score* sebesar 0,68. Untuk kelas *Others*, *Precision* sebesar 0,68 dan *Recall* sebesar 0,66, menghasilkan *F1-score* sebesar 0,67. Hasil ini menunjukkan bahwa *kernel sigmoid* memiliki performa yang cukup seimbang antarkelas, namun tidak sebaik *kernel RBF* atau *linear* dalam konteks penelitian.

### 3.2 Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian keempat jenis *kernel SVM*, terdapat perbedaan signifikan dalam performa klasifikasi citra *Monkeypox*. *Kernel RBF* menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 80%, diikuti oleh *kernel linear* (73%), *kernel sigmoid* (68%), dan *kernel polynomial* (65%). Keunggulan *kernel RBF* terletak pada kemampuannya menangani pola *non-linear* yang kompleks dalam data tekstur citra. Fitur-fitur GLCM yang diekstraksi dari citra *Monkeypox* memiliki karakteristik yang tidak dapat dipisahkan secara *linear*, sehingga *kernel RBF* dengan fungsi radial dapat memetakan data ke ruang dimensi lebih tinggi dan menemukan *hyperplane* optimal yang lebih baik dibandingkan *kernel* lainnya. *Kernel linear*, meskipun sederhana, menunjukkan performa yang cukup baik (73%) karena beberapa fitur tekstur GLCM masih dapat dipisahkan secara *linear*. Hal ini menunjukkan bahwa tidak semua pola dalam citra *Monkeypox* bersifat kompleks, sehingga pendekatan *linear* masih efektif untuk sebagian data. *Kernel polynomial* menunjukkan hasil yang kurang optimal dengan akurasi terendah (65%). Meskipun memiliki *recall* tinggi untuk kelas *Monkeypox* (0,93), *precision*-nya rendah (0,60), yang mengindikasikan banyaknya *false positive*. Hal ini menunjukkan bahwa *kernel polynomial* dengan *degree 2* terlalu sensitif dan cenderung mengklasifikasikan citra normal sebagai *Monkeypox*. *Kernel sigmoid* memberikan performa moderat (68%) dengan keseimbangan yang cukup baik antara *precision* dan *recall* untuk kedua kelas. Namun, performa ini masih di bawah *kernel RBF* dan *linear*, menunjukkan bahwa fungsi *sigmoid* kurang optimal untuk karakteristik data tekstur citra kulit dalam penelitian ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pemilihan *kernel* yang tepat sangat berpengaruh terhadap performa klasifikasi. *Kernel RBF* terbukti paling sesuai untuk klasifikasi citra *Monkeypox* berbasis fitur GLCM, dengan memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

## 4. Kesimpulan

Hasil pengujian yang dilakukan menunjukkan adanya perbedaan performa dari masing-masing *kernel SVM* dalam mengklasifikasikan citra *Monkeypox*. *Kernel RBF* tampil sebagai yang paling unggul dengan akurasi mencapai 80%, mencerminkan kemampuannya dalam menangkap pola kompleks dari fitur tekstur yang dihasilkan oleh GLCM. *Kernel linear* dan *polynomial* menyusul dengan akurasi masing-masing sebesar 73% dan 65%, yang menunjukkan bahwa keduanya masih cukup andal, terutama dalam menangani data dengan distribusi yang relatif sederhana atau *linear*. Sebaliknya, *kernel sigmoid* mencatatkan hasil dengan akurasi 68%, yang mengindikasikan bahwa *kernel* ini memiliki performa moderat namun masih di bawah *kernel RBF* dan *linear* dalam memisahkan kelas secara efektif pada data penelitian ini.

Berdasarkan evaluasi metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score*, *kernel RBF* menunjukkan keseimbangan terbaik dengan *F1-score* sebesar 0,80 untuk kedua kelas. *Kernel linear* memberikan performa yang stabil dengan *F1-score* 0,75, sementara *kernel polynomial* menunjukkan ketidakseimbangan dengan *recall* tinggi (0,93) namun *precision* rendah (0,60) untuk kelas *Monkeypox*. *Kernel sigmoid* memberikan hasil yang cukup seimbang antarkelas dengan *F1-score* berkisar 0,67-0,68. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa *kernel RBF* merupakan pilihan terbaik untuk kasus klasifikasi citra berbasis tekstur pada penelitian ini, baik dari segi akurasi maupun kestabilan performa. Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi metode ekstraksi fitur GLCM dengan algoritma SVM menggunakan *kernel RBF* dapat menjadi pendekatan yang efektif untuk deteksi otomatis *Monkeypox* melalui analisis citra medis.

## 5. Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan bantuan selama proses penelitian ini. Ucapan khusus ditujukan kepada dosen pembimbing atas arahan, motivasi, dan masukan berharga yang sangat berarti dalam penyelesaian penelitian ini. Penulis juga berterima kasih kepada keluarga, sahabat, dan rekan-rekan atas dukungan moral dan semangat yang diberikan, serta kepada semua pihak yang telah membantu dalam pengumpulan data, penyediaan fasilitas, dan dukungan teknis lainnya. Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang pengolahan citra medis dan deteksi penyakit menggunakan kecerdasan buatan.

## 6. Daftar Pustaka

- Alessandro, A. P., Rizky, A. N., & Subroto, E. (2024). Klasifikasi penyakit menular dengan algoritma machine learning berbasis SVM. *OKTAL: Jurnal Ilmu Komputer Dan Sains*, 3(10), 2593–2595.
- Anugrah, W., Haerani, E., Yusra, Y., & Oktavia, L. (2024). Klasifikasi penyakit cacar monyet menggunakan metode support vector machine. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 5(3), 558–566. <https://doi.org/10.47065/josyc.v5i3.5149>
- Astutik, Y., Widiyanto, D., & Dewi, C. N. P. (2022, August). Klasifikasi Jenis Pasir Material Bangunan Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm) Berdasarkan Ekstraksi Ciri Tekstur Dan Warna. In *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya* (Vol. 3, No. 2, pp. 914-924).
- Farida, L. N., & Bahri, S. (2024). Klasifikasi gagal jantung menggunakan metode SVM (support vector machine). *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 13(2), 149–156. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i2.11330>
- Fransisca, P. S., & Matondang, N. (2023). Deteksi citra digital penyakit cacar monyet menggunakan algoritma convolutional neural network dengan arsitektur MobileNetV2. *Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika*, 10(2), 200–211. <https://doi.org/10.29244/jika.10.2.200-211>
- Krisna, M. D. D., & Hasan, F. N. (2025). Analisa Kinerja Algoritma Random Forest dan XGBoost dalam Klasifikasi Penyakit Cacar Monyet (Monkeypox). *Journal of Information System Research (JOSH)*, 6(3), 1757-1766. <https://doi.org/10.47065/josh.v6i3.7167>
- Gumandang, H. P. (2022). Monkeypox Disease: Wabah Multi-Nasional. *Jurnal Kesehatan Sainitika Meditory*, 5(1), 30-36. <https://doi.org/10.30633/jsm.v5i1.1425>
- Septihadi, A. N., Hidayatullah, I., & Susanto, F. (2024). Analisis performa deteksi cacar monyet dengan model klasifikasi gambar menggunakan teachable machine dan keras. *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, 14(1), 55. <https://doi.org/10.36448/expert.v14i1.3623>
- Triginandri, R., & Subhiyakto, E. R. (2024). Deteksi dini cacar monyet menggunakan convolutional neural network (CNN) dalam aplikasi mobile. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 8(2), 516–525. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v8i2.27625>

Wijaya, R. S., Qur'ania, A., & Anggraeni, I. (2024). Klasifikasi penyakit cacar monyet menggunakan support vector machine (SVM). *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(4), 1253–1260. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1417>