

# Perbandingan Kinerja Kernel SVM dalam Klasifikasi Kategori Kanker Kulit Menggunakan Transfer Learning

Muhammad Mizan Siregar<sup>1)\*</sup>, Rahmatika Hizria<sup>2)</sup>, Douglas Pardede<sup>3)</sup>

<sup>1,2,3)</sup> Universitas Deli Sumatera

<sup>1)</sup> [mizan.siregar1@gmail.com](mailto:mizan.siregar1@gmail.com), <sup>2)</sup> [rahmatikahizria@unds.ac.id](mailto:rahmatikahizria@unds.ac.id), <sup>3)</sup> [doug.pardede@gmail.com](mailto:doug.pardede@gmail.com)

Received: 15 September 2024

Accepted: 23 September 2024

Published: 25 September 2024



[\\*mizan.siregar1@gmail.com](mailto:mizan.siregar1@gmail.com)

**Kata Kunci:** Transfer Learning, Support Vector Machines (SVM), Klasifikasi Kanker Kulit, VGG-19, Kernel Polynomial, Kernel Radial Basis Function (RBF)

**DSI: Jurnal Data Science Indonesia** is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

**Abstrak :** Penelitian ini mengkaji efektivitas kombinasi transfer learning dengan Support Vector Machines (SVM) untuk klasifikasi kanker kulit. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan gambar kulit secara akurat ke dalam kelas "jinak" dan "ganas". Model VGG-19 yang telah dilatih sebelumnya digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur mendalam dari gambar kulit, menangkap pola visual yang rumit. Fitur-fitur ini kemudian dimasukkan ke dalam classifier SVM, dengan eksplorasi dilakukan pada kernel Radial Basis Function (RBF) dan Polynomial. Kinerja model-model yang diusulkan dievaluasi menggunakan dataset gambar kulit. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa SVM dengan kernel Polynomial mengungguli SVM dengan kernel RBF dalam hal akurasi dan recall, khususnya untuk kelas "ganas". Hal ini menunjukkan bahwa kernel Polynomial lebih baik dalam menangkap hubungan kompleks dalam data. Pendekatan transfer learning, yang memanfaatkan model VGG-19 yang telah dilatih sebelumnya, secara signifikan meningkatkan kemampuan model untuk mengekstraksi fitur yang bermakna dari gambar, berkontribusi pada peningkatan akurasi klasifikasi. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi transfer learning dan SVM, terutama dengan kernel Polynomial, menawarkan pendekatan yang menjanjikan untuk klasifikasi kanker kulit. Metode yang diusulkan dapat membantu dalam deteksi dini penyakit dan meningkatkan akurasi diagnosis, yang berpotensi mengarah pada hasil pasien yang lebih baik. Penelitian di masa depan dapat mengeksplorasi penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, serta integrasi fitur atau teknik tambahan untuk lebih meningkatkan kinerja klasifikasi.

## PENDAHULUAN

Transfer learning merupakan metode dalam machine learning yang memungkinkan model yang sudah dilatih pada satu masalah digunakan kembali untuk masalah lain, dengan asumsi bahwa fitur-fitur yang dipelajari dari data awal relevan untuk data baru[1]. Dalam klasifikasi berbasis citra digital, transfer learning sangat penting karena memungkinkan penggunaan model pralatih yang kompleks, seperti VGG[2] atau ResNet[3], yang telah dikembangkan menggunakan dataset besar seperti ImageNet. Model-model ini mampu mengekstraksi fitur visual yang mendalam dan kompleks dari citra, yang mungkin sulit dicapai jika memulai dari nol dengan dataset yang lebih kecil. Dalam penerapannya, transfer learning memanfaatkan bobot dari lapisan-lapisan awal model pralatih, yang menangkap pola umum seperti tepi atau tekstur, kemudian mengkombinasikannya dengan algoritma machine learning untuk mengoptimalkan lapisan-lapisan akhir yang spesifik terhadap masalah klasifikasi baru.

Dalam klasifikasi citra, transfer learning sering digunakan untuk ekstraksi fitur dengan memanfaatkan model seperti VGG-19. Sebagai contoh, VGG-19 dapat diterapkan dalam klasifikasi citra hewan[4] atau tumbuhan untuk keperluan ekologi[5], serta dalam mendeteksi anomali pada citra industri seperti kerusakan mesin[6]. Melalui ekstraksi fitur ini, model tidak perlu melatih ulang seluruh lapisan, melainkan cukup melatih

lapisan-lapisan akhir yang spesifik pada tugas klasifikasi baru. Dengan demikian, transfer learning sangat cocok digunakan dalam kombinasi dengan algoritma machine learning, karena mampu meningkatkan efisiensi pelatihan, mengurangi kebutuhan data besar, dan meningkatkan akurasi klasifikasi berdasarkan fitur-fitur berkualitas tinggi yang telah diekstraksi dari model pralatih seperti VGG-19.

VGG-19 memiliki keunggulan dalam konteks transfer learning karena arsitekturnya yang lebih dalam dengan 19 lapisan, memungkinkan model ini mengekstraksi fitur visual yang lebih kompleks dan mendetail dari citra[7]. Hal ini menjadikannya sangat efektif dalam berbagai tugas klasifikasi, termasuk dalam bidang medis. VGG-19 telah diterapkan dalam beberapa penelitian untuk mendeteksi penyakit, seperti klasifikasi kanker payudara melalui citra histopatologi[8], deteksi malaria dari citra darah mikroskopis[9], dan diagnosis penyakit tumor melalui analisis citra ultrasound[10]. Penelitian-penelitian ini menunjukkan bahwa VGG-19, melalui pendekatan transfer learning, mampu meningkatkan akurasi model dalam mendeteksi penyakit dengan memanfaatkan fitur-fitur mendalam yang diekstrak dari citra medis. Dengan hasil yang konsisten dalam studi-studi tersebut, VGG-19 dianggap cocok untuk diimplementasikan dalam model penelitian karena kemampuannya dalam menangkap detail penting yang meningkatkan kinerja klasifikasi, terutama dalam analisis citra medis.

Algoritma Support Vector Machine (SVM) merupakan metode supervised learning yang bertujuan untuk memisahkan data ke dalam kategori yang berbeda dengan memaksimalkan margin antara kelas-kelas tersebut[11]. Keunggulan utama SVM dalam konteks klasifikasi adalah kemampuannya untuk menangani data dengan dimensi tinggi dan kemampuan untuk menggunakan fungsi kernel, yang memungkinkan model untuk menangani data yang tidak linier dengan mentransformasikan data ke ruang fitur yang lebih tinggi[12]. Kernel Radial Basis Function (RBF) dan kernel Polynomial adalah dua jenis fungsi kernel yang sering digunakan dalam SVM[13]. Kernel RBF efektif dalam menangani data dengan hubungan non-linier kompleks karena kemampuannya untuk memperhitungkan jarak antar data titik dalam ruang fitur yang lebih luas[14]. Sementara itu, kernel Polynomial memungkinkan model untuk memodelkan interaksi data dengan derajat polinomial tertentu, memberikan fleksibilitas dalam menangani data yang memiliki hubungan non-linier yang lebih terstruktur[15]. Algoritma ini sering digunakan dalam kombinasi dengan transfer learning, khususnya dengan model pralatih seperti VGG-19, untuk meningkatkan akurasi klasifikasi setelah fitur-fitur diekstraksi[16]. Misalnya, kombinasi VGG-19 dengan SVM telah diterapkan dalam pengelompokan citra untuk deteksi objek[17], klasifikasi citra retinopati diabetik[18], dan analisis tugas mental berbasis Brain-Computer Interface (BCI)[19].

Penelitian ini mengkombinasikan VGG-19 dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi kanker kulit, dengan tujuan mengelompokkan citra kanker kulit ke dalam dua kategori: "Jinak" dan "Ganas." Model transfer learning VGG-19 digunakan untuk mengekstraksi fitur visual dari citra, yang kemudian dianalisis menggunakan SVM dengan variasi kernel Radial Basis Function (RBF) dan Polynomial. Kernel RBF efektif dalam menangani data dengan hubungan non-linier kompleks, sementara kernel Polynomial memungkinkan pemodelan interaksi data dengan derajat polinomial yang bervariasi. Kombinasi ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi dalam klasifikasi kanker kulit, sekaligus mempermudah identifikasi jenis kanker dengan pemrosesan citra yang lebih efisien. Metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi akurasi, presisi, dan recall, yang akan memberikan gambaran menyeluruh tentang performa model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kanker kulit. Penelitian ini juga diharapkan memberikan manfaat praktis dalam diagnosis dini kanker kulit, sehingga mendukung pengambilan keputusan medis yang lebih tepat dan cepat.

## TINJAUAN LITERATUR

### A. Transfer Learning VGG-19

Berbagai penelitian telah mengeksplorasi penerapan transfer learning dengan VGG-19 dan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi penyakit berdasarkan citra medis. Misalnya, studi oleh [20] mengaplikasikan VGG-19 yang diintegrasikan dengan SVM untuk mendiagnosis kanker payudara dari citra histopatologi, dan menunjukkan peningkatan akurasi klasifikasi dibandingkan metode tradisional. Selain itu, penelitian oleh [21] menggunakan VGG-19 dan SVM dengan kernel RBF untuk mendeteksi kanker kulit dari dataset ISIC-2020, menghasilkan performa yang signifikan dalam hal presisi dan recall. Terakhir, penelitian

oleh [22] mengadopsi pendekatan serupa untuk mengidentifikasi tumor otak dari citra MRI, memanfaatkan VGG-19 bersama dengan SVM dengan kernel Polynomial, dan melaporkan peningkatan akurasi yang substansial dalam klasifikasi penyakit. Ketiga studi ini menunjukkan bahwa kombinasi VGG-19 dan SVM dapat secara efektif meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam menganalisis citra medis untuk diagnosis penyakit.

## B, Fungsi Kernel SVM

Beberapa penelitian telah membandingkan kinerja fungsi kernel dalam SVM, khususnya kernel Radial Basis Function (RBF) dan Polynomial, untuk klasifikasi penyakit berdasarkan citra medis[23]. Misalnya, penelitian oleh [24] membandingkan kedua kernel dalam konteks deteksi penyakit toraks dari citra histopatologi dan menemukan bahwa kernel RBF memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan kernel Polynomial, terutama dalam menangani kompleksitas data citra. Dalam studi oleh [25], kernel RBF dan Polynomial diuji untuk klasifikasi citra MRI otak dalam diagnosis tumor, di mana kernel Polynomial menunjukkan performa yang superior dalam hal presisi dan recall, terutama pada dataset dengan variasi tinggi. Selain itu, penelitian oleh [26] mengevaluasi penggunaan kedua kernel untuk klasifikasi retinopati diabetik dari citra retina dan melaporkan bahwa kernel Polynomial menawarkan keunggulan dalam kasus di mana data memiliki hubungan polinomial yang jelas, meskipun kernel RBF tetap lebih unggul dalam kondisi data yang lebih kompleks. Ketiga studi ini menunjukkan bahwa pemilihan kernel yang tepat dapat mempengaruhi kinerja SVM secara signifikan dalam berbagai aplikasi klasifikasi citra medis.

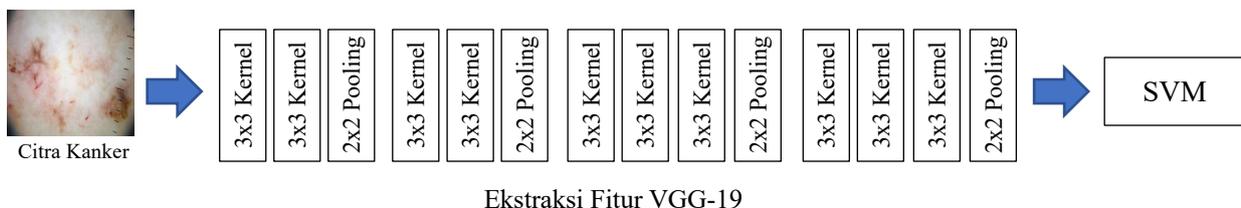
## METODE PENELITIAN

### A, Dataset Penelitian

Arsitektur VGG-19 merupakan salah satu model jaringan saraf konvolusional yang terkenal dalam bidang pengolahan citra, terutama dalam hal ekstraksi fitur. Model ini terdiri dari 19 lapisan, termasuk 16 lapisan konvolusi dan 3 lapisan pooling, yang bekerja secara berurutan untuk mengekstraksi fitur visual dari citra input. Setiap lapisan konvolusi di VGG-19 bertugas untuk mengidentifikasi pola-pola sederhana pada citra, seperti tepi dan tekstur, yang kemudian digabungkan di lapisan-lapisan berikutnya untuk membentuk representasi fitur yang lebih kompleks dan mendalam. Proses ini memungkinkan model untuk menangkap detail yang signifikan dan pola-pola yang relevan dari citra medis.

### B, Arsitektur Model

Proses ekstraksi fitur dilakukan dengan memanfaatkan lapisan konvolusi dari VGG-19, yang memungkinkan model untuk menangkap pola-pola visual kompleks dalam citra. Hasil ekstraksi fitur ini kemudian dipindahkan ke algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk dilakukan klasifikasi lebih lanjut. Dalam tahap klasifikasi, model SVM digunakan dengan variasi fungsi kernel Radial Basis Function (RBF) dan Polynomial, untuk mengevaluasi performa klasifikasi berdasarkan jenis kernel yang digunakan. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi kategori citra "Jinak" dan "Ganas". Gambar 1 menunjukkan arsitektur VGG-19 yang digunakan dalam penelitian ini.

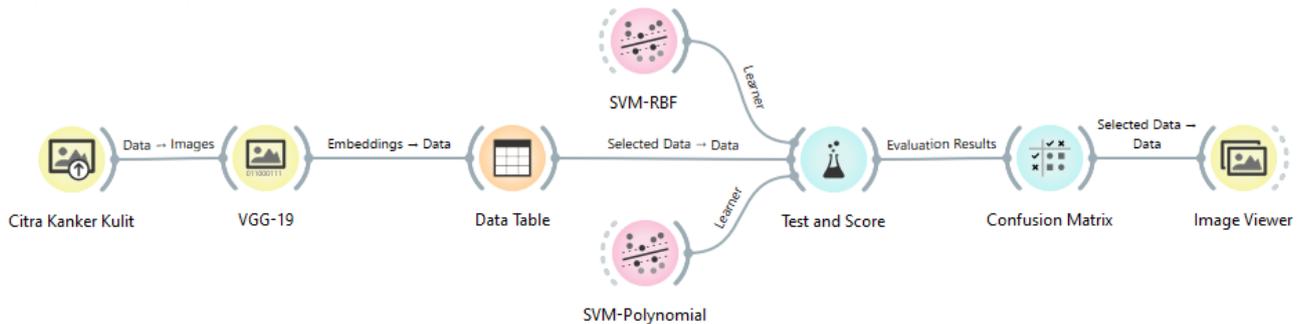


Gambar 1 Arsitektur VGG-19 Dalam Transfer Learning

Klasifikasi dalam penelitian ini menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) dengan memanfaatkan dua variasi fungsi kernel: Radial Basis Function (RBF) dan Polynomial. Kernel RBF, yang dinyatakan dengan formula  $K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)$  [27], menghitung kemiripan antara dua titik data  $x_i$  dan  $x_j$  dengan menerapkan fungsi Gaussian, di mana parameter  $\gamma$  mengontrol jangkauan pengaruh dari

setiap titik data, memungkinkan penanganan hubungan non-linier yang kompleks. Sementara itu, kernel Polynomial didefinisikan dengan formula  $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + c)^d$  [27], di mana  $c$  adalah konstanta, dan  $d$  adalah derajat polinomial yang mengatur kompleksitas model dalam memodelkan interaksi antar fitur. Kombinasi kedua kernel ini bertujuan untuk mengevaluasi performa klasifikasi dalam menangani data citra medis dengan berbagai karakteristik dan struktur non-linier.

Model dalam penelitian ini dirancang menggunakan aplikasi Orange Data Mining, dengan tampilan seperti terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Model Klasifikasi Kanker Kulit

Gambar 2 menunjukkan alur kerja dari proses klasifikasi citra digital dalam penelitian ini. Pertama, citra digital diunggah menggunakan widget Import Image, yang secara otomatis memberikan label berdasarkan kategori citra yang ada. Setelah itu, citra tersebut diproses melalui widget Image Embedding yang memanfaatkan arsitektur VGG-19 untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari citra tersebut. Fitur yang diekstrak kemudian digunakan dalam dua widget learner SVM, yaitu SVM-RBF yang berisi konfigurasi algoritma SVM dengan fungsi kernel Radial Basis Function (RBF) dan SVM-Polynomial yang berisi konfigurasi algoritma SVM dengan fungsi kernel Polynomial. Dataset dan masing-masing learner dihubungkan ke widget Test & Score untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan 10-fold cross validation. Hasil evaluasi, termasuk nilai true positive, false positive, true negative, dan false negative, ditampilkan oleh widget Confusion Matrix. Berdasarkan hasil pada tabel confusion matrix, nilai akurasi, presisi, dan recall dihitung untuk membandingkan performa masing-masing model dan menentukan model terbaik.

## HASIL PENELITIAN

Tabel 1 berupa confusion matrix yang dihasilkan untuk model SVM-RBF memberikan gambaran mendetail mengenai kinerja model dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit ke dalam kategori 'Ganas' dan 'Jinak'. Dalam tabel tersebut, baris pertama menunjukkan data aktual untuk kategori 'Ganas', di mana model berhasil mengidentifikasi 239 kasus dengan benar sebagai 'Ganas' (True Positive) dan hanya satu kasus yang keliru diklasifikasikan sebagai 'Jinak' (False Negative). Baris kedua mencerminkan data aktual untuk kategori 'Jinak', dengan model mengidentifikasi 8 kasus dengan benar sebagai 'Jinak' (True Negative) dan 22 kasus yang seharusnya 'Jinak' diklasifikasikan secara keliru sebagai 'Ganas' (False Positive).

Akurasi model sebesar 0,9148 menunjukkan bahwa sekitar 91,48% dari keseluruhan prediksi model adalah benar. Presisi model, yang tercatat pada 0,9127, mengindikasikan bahwa dari semua prediksi 'Ganas' yang dilakukan oleh model, 91,27% di antaranya benar-benar adalah 'Ganas'. Di sisi lain, nilai recall sebesar 0,9148 mengindikasikan bahwa model berhasil mendeteksi 91,48% dari kasus 'Ganas' yang sebenarnya. Meskipun nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model SVM-RBF secara umum berkinerja baik, perhatikan bahwa nilai presisi dan recall yang hampir identik menunjukkan keseimbangan yang baik antara keduanya. Namun, tingkat False Positive yang cukup tinggi menunjukkan adanya area perbaikan potensial dalam mengurangi kesalahan klasifikasi untuk kategori 'Jinak'.

Tabel 1 Confusion Matrix SVM-RBF

		Predicted	
		Ganas	Jinak
Actual	Ganas	239	1
	Jinak	8	22

Jinak	22	8
-------	----	---

Confusion matrix pada Tabel 2 memberikan menggambarkan performa model Support Vector Machine (SVM) dengan kernel polinomial dalam mengklasifikasikan dua kelas: "Ganas" dan "Jinak." Dalam tabel ini, sumbu horizontal menunjukkan kelas yang diprediksi oleh model, sementara sumbu vertikal menunjukkan kelas yang sebenarnya. Dari tabel tersebut, terdapat 235 contoh yang benar-benar merupakan kelas "Ganas" dan juga diprediksi sebagai "Ganas" oleh model, yang menandakan true positive (TP) untuk kelas "Ganas". Di sisi lain, terdapat 5 contoh yang sebenarnya adalah kelas "Ganas" tetapi diprediksi sebagai "Jinak", yang menunjukkan false negative (FN) untuk kelas "Ganas". Untuk kelas "Jinak", terdapat 17 contoh yang benar-benar merupakan kelas "Jinak" dan juga diprediksi sebagai "Jinak", menandakan true positive (TP) untuk kelas "Jinak". Namun, terdapat 13 contoh yang sebenarnya adalah kelas "Jinak" tetapi diprediksi sebagai "Ganas", yang menunjukkan false positive (FP) untuk kelas "Jinak".

Model SVM-Polynomial menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi sebesar 0,9333, artinya model ini benar dalam 93,33% dari semua prediksi yang dibuat. Presisi untuk kelas "Ganas" adalah 0,9282, menunjukkan bahwa 92,82% dari prediksi sebagai kelas "Ganas" adalah benar-benar kelas "Ganas". Recall untuk kelas "Ganas" adalah 0,9333, yang berarti model berhasil mengidentifikasi 93,33% dari semua contoh sebenarnya kelas "Ganas". Metrik-metrik ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi tinggi dan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi kelas "Ganas", meskipun recall untuk kelas "Jinak" tidak diberikan.

Tabel 2 Confusion Matrix SVM-Polynomial

		Predicted	
		Ganas	Jinak
Actual	Ganas	235	5
	Jinak	13	17

Perbandingan kinerja antara model SVM-RBF dan SVM-Polynomial menunjukkan perbedaan yang signifikan dalam efektivitas klasifikasi. Model SVM-Polynomial memiliki akurasi lebih tinggi sebesar 0,9333 dibandingkan dengan model SVM-RBF yang mencapai 0,9148, menandakan bahwa SVM-Polynomial benar dalam 93,33% dari prediksinya, sedangkan SVM-RBF benar dalam 91,48% dari prediksinya. Presisi untuk kelas "Ganas" pada model SVM-Polynomial adalah 0,9282, sedikit lebih rendah dibandingkan dengan 0,9127 pada model SVM-RBF, namun masih menunjukkan performa yang sangat baik. Recall untuk kelas "Ganas" pada model SVM-Polynomial adalah 0,9333, sama dengan akurasi dan lebih tinggi dibandingkan dengan 0,9148 pada model SVM-RBF, menunjukkan bahwa SVM-Polynomial lebih efektif dalam mendeteksi kasus 'Ganas'. Meskipun model SVM-RBF menunjukkan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall, serta beberapa area perbaikan dalam mengurangi false positive, SVM-Polynomial menawarkan kinerja yang lebih unggul secara keseluruhan dalam mengidentifikasi kelas 'Ganas'.

## PEMBAHASAN

Dalam perbandingan kemampuan mendeteksi kategori kanker kulit "Jinak" antara model SVM-RBF dan SVM-Polynomial, hasil penelitian menunjukkan perbedaan signifikan dalam performa kedua model. Model SVM-RBF, dengan akurasi sebesar 0,9148, menunjukkan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall, tetapi tingkat false positive yang cukup tinggi menunjukkan adanya kebutuhan untuk perbaikan dalam mengurangi kesalahan klasifikasi untuk kategori "Jinak." Sebaliknya, akurasi yang lebih tinggi pada model ini sebesar 0,9333 menunjukkan bahwa SVM-Polynomial memiliki potensi yang lebih baik dalam mendeteksi kategori "Jinak" secara keseluruhan. Presisi yang sedikit lebih rendah pada model SVM-Polynomial dibandingkan dengan SVM-RBF mengindikasikan bahwa meskipun SVM-Polynomial lebih efektif dalam mengidentifikasi kategori "Jinak," ada kemungkinan peningkatan false positives yang harus diatasi. Dengan demikian, SVM-Polynomial tampak lebih unggul dalam hal kemampuan mendeteksi kategori "Jinak," namun analisis lebih lanjut mengenai recall untuk kategori tersebut akan memberikan gambaran yang lebih komprehensif.

Dalam pembahasan mengenai kemampuan mendeteksi kategori kanker kulit "Ganas" antara model SVM-RBF dan SVM-Polynomial, hasil penelitian mengungkapkan perbedaan yang jelas dalam kinerja kedua

model. Model SVM-Polynomial menunjukkan akurasi yang lebih tinggi sebesar 0,9333 dibandingkan dengan model SVM-RBF yang mencapai 0,9148, menandakan bahwa SVM-Polynomial lebih efektif dalam mengidentifikasi kategori "Ganas." Selain itu, recall untuk kelas "Ganas" pada model SVM-Polynomial adalah 0,9333, lebih tinggi dibandingkan dengan 0,9148 pada model SVM-RBF, menunjukkan bahwa SVM-Polynomial lebih baik dalam mendeteksi kasus-kasus sebenarnya dari kategori "Ganas." Meskipun presisi untuk kelas "Ganas" pada model SVM-Polynomial adalah 0,9282, sedikit lebih rendah dibandingkan dengan 0,9127 pada model SVM-RBF, metrik ini tetap menunjukkan performa yang sangat baik. Dengan akurasi dan recall yang lebih tinggi, SVM-Polynomial secara keseluruhan menawarkan kemampuan yang lebih unggul dalam mengidentifikasi kategori "Ganas," meskipun keseimbangan antara presisi dan recall pada model SVM-RBF juga menunjukkan performa yang baik.

Berdasarkan hasil penelitian, model SVM-Polynomial menunjukkan kinerja yang lebih unggul secara keseluruhan dibandingkan dengan model SVM-RBF. Dengan akurasi lebih tinggi sebesar 0,9333 dibandingkan dengan 0,9148 dari SVM-RBF, serta recall yang lebih tinggi untuk kategori "Ganas," SVM-Polynomial terbukti lebih efektif dalam mendeteksi kasus-kasus kritis yang merupakan kategori "Ganas." Meskipun presisi untuk kategori "Ganas" pada SVM-Polynomial sedikit lebih rendah dibandingkan dengan SVM-RBF, metrik ini masih menunjukkan performa yang sangat baik dan tidak mengurangi keunggulan SVM-Polynomial secara keseluruhan. Sementara model SVM-RBF memiliki keseimbangan yang baik antara presisi dan recall serta menunjukkan performa yang baik dalam mendeteksi kategori "Jinak," namun tingkat false positive yang lebih tinggi menunjukkan bahwa model ini memerlukan perbaikan untuk mengurangi kesalahan klasifikasi dalam kategori tersebut.

Berdasarkan akurasi dan recall yang lebih tinggi, serta efektivitas dalam mendeteksi kategori "Ganas," SVM-Polynomial direkomendasikan sebagai model terbaik untuk aplikasi ini. Model ini menawarkan kemampuan yang lebih baik dalam mengidentifikasi kasus-kasus kritis, meskipun penting untuk terus memantau dan mengoptimalkan presisi untuk mencapai keseimbangan yang lebih baik dalam semua kategori.

## KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa model SVM-Polynomial secara keseluruhan memberikan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan model SVM-RBF dalam klasifikasi kanker kulit. Model SVM-Polynomial memiliki akurasi lebih tinggi sebesar 0,9333 dibandingkan dengan 0,9148 pada SVM-RBF, serta recall yang lebih tinggi untuk kategori "Ganas," yaitu 0,9333 dibandingkan dengan 0,9148 pada SVM-RBF. Meskipun presisi untuk kelas "Ganas" pada SVM-Polynomial sedikit lebih rendah, yaitu 0,9282 dibandingkan dengan 0,9127 pada SVM-RBF, model ini tetap menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengidentifikasi kasus-kasus kritis. Sementara SVM-RBF menunjukkan keseimbangan yang baik antara presisi dan recall serta performa yang baik dalam mendeteksi kategori "Jinak," tingginya false positive menunjukkan bahwa ada kebutuhan untuk perbaikan. Untuk meningkatkan efektivitas deteksi kanker kulit, kombinasi transfer learning dengan VGG-19 dan SVM, khususnya dengan variasi fungsi kernel, dapat diterapkan secara efektif. Transfer learning dengan VGG-19, sebagai model pre-trained yang kuat untuk ekstraksi fitur, dapat memberikan representasi fitur yang mendalam dan kaya dari citra kanker kulit. Menggunakan SVM sebagai classifier dengan berbagai fungsi kernel, seperti kernel polinomial atau RBF, memungkinkan penyesuaian model untuk menangani kompleksitas data dan mengoptimalkan performa deteksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel polinomial pada SVM, dalam kombinasi dengan fitur yang diekstraksi oleh VGG-19, memberikan kinerja yang superior dalam mengidentifikasi kategori "Ganas," sementara kernel RBF menunjukkan keseimbangan yang baik namun dengan beberapa kekurangan. Oleh karena itu, pendekatan kombinasi ini menawarkan potensi yang besar untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas dalam pendeteksian kanker kulit, dengan menyesuaikan fungsi kernel SVM sesuai dengan karakteristik data yang ditangani.

## REFERENCES

- [1] I. Fawwaz, Y. Yennimar, N. P. Dharsinni, and B. A. Wijaya, "The Optimization of CNN Algorithm Using Transfer Learning for Marine Fauna Classification," *Sinkron*, vol. 8, no. 4, pp. 2236–2245, 2023, doi:

- 10.33395/sinkron.v8i4.12893.
- [2] T.-H. Nguyen, T.-N. Nguyen, and B.-V. Ngo, "A VGG-19 Model with Transfer Learning and Image Segmentation for Classification of Tomato Leaf Disease," *AgriEngineering*, vol. 4, no. 4, pp. 871–887, Oct. 2022, doi: 10.3390/agriengineering4040056.
  - [3] M. Ikmal *et al.*, "Classification of nutrient deficiency in oil palms from leaf images using convolutional neural network," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 11, no. 4, pp. 1314–1322, 2022, doi: 10.11591/ijai.v11.i4.pp1314-1322.
  - [4] A. Jinan, Z. Situmorang, and R. Rosnelly, "Bulldog Breed Classification Using VGG-19 and Ensemble Learning," *Int. Conf. Inf. Sci. Technol. Innov.*, vol. 2, no. 1, pp. 29–33, Mar. 2023, doi: 10.35842/icostec.v2i1.29.
  - [5] Z. Al Sahili and M. Awad, "The power of transfer learning in agricultural applications: AgriNet," *Front. Plant Sci.*, vol. 13, no. December, pp. 1–12, 2022, doi: 10.3389/fpls.2022.992700.
  - [6] J. Zhou, X. Yang, L. Zhang, S. Shao, and G. Bian, "Multisignal VGG19 Network with Transposed Convolution for Rotating Machinery Fault Diagnosis Based on Deep Transfer Learning," *Shock Vib.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/8863388.
  - [7] A. W. Salehi *et al.*, "A Study of CNN and Transfer Learning in Medical Imaging: Advantages, Challenges, Future Scope," *Sustainability*, vol. 15, no. 7, p. 5930, Mar. 2023, doi: 10.3390/su15075930.
  - [8] R. Singh, T. Ahmed, A. Kumar, A. K. Singh, A. K. Pandey, and S. K. Singh, "Imbalanced Breast Cancer Classification Using Transfer Learning," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinforma.*, vol. 18, no. 1, pp. 83–93, 2021, doi: 10.1109/TCBB.2020.2980831.
  - [9] T. Jameela, K. Athooha, N. Singh, V. K. Gunjan, and S. Kahali, "Deep Learning and Transfer Learning for Malaria Detection," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/2221728.
  - [10] A. Ciobotaru, M. A. Bota, D. I. Goța, and L. C. Miclea, "Multi-Instance Classification of Breast Tumor Ultrasound Images Using Convolutional Neural Networks and Transfer Learning," *Bioengineering*, vol. 10, no. 12, 2023, doi: 10.3390/bioengineering10121419.
  - [11] D. Pardede, Wanayumini, and R. Rosnelly, "A Combination Of Support Vector Machine And Inception-V3 In Face-Based Gender Classification," *Int. Conf. Inf. Sci. Technol. Innov.*, vol. 2, no. 1, pp. 34–39, Mar. 2023, doi: 10.35842/icostec.v2i1.30.
  - [12] M. Handayani, R. Rosnelly, and Hartono, "Classification of Basurek Batik Using Pre-Trained VGG- 16 and Support Vector Machine," in *2nd International Conference on Information Science and Technology Innovatin (ICoSTEC)*, 2023, pp. 3–7.
  - [13] N. Nirmalajoythi, K. G. Rao, B. B. Rao, and K. Swathi, "Performance of Various SVM Kernels for Intrusion Detection of Cloud Environment," *Int. J. Emerg. Trends Eng. Res.*, vol. 8, no. 10, pp. 7532–7539, Oct. 2020, doi: 10.30534/ijeter/2020/1388102020.
  - [14] S. Ghosh, A. Dasgupta, and A. Swetapadma, "A study on support vector machine based linear and non-linear pattern classification," *Proc. Int. Conf. Intell. Sustain. Syst. ICISS 2019*, no. Iciss, pp. 24–28, 2019, doi: 10.1109/ISS1.2019.8908018.
  - [15] K. E. Dewi and N. I. Widiastuti, "Support Vector Regression for GPA Prediction," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 879, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/879/1/012112.
  - [16] A. A. Mukhlif, B. Al-Khateeb, and M. A. Mohammed, "An extensive review of state-of-the-art transfer learning techniques used in medical imaging: Open issues and challenges," *J. Intell. Syst.*, vol. 31, no. 1, pp. 1085–1111, 2022, doi: 10.1515/jisys-2022-0198.
  - [17] M. Bansal, M. Kumar, M. Sachdeva, and A. Mittal, "Transfer learning for image classification using VGG19: Caltech-101 image data set," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, no. 0123456789, 2021, doi: 10.1007/s12652-021-03488-z.
  - [18] M. K. KAYA and B. TASCİ, "Pretrained Models and the Role of Feature Selection: An Artificial Intelligence-Based Approach in the Diagnosis of Diabetic Retinopathy," *Turkish J. Sci. Technol.*, vol. 18, no. 2, pp. 511–517, Sep. 2023, doi: 10.55525/tjst.1342118.
  - [19] D. Singh and S. Singh, "Realising transfer learning through convolutional neural network and support vector machine for mental task classification," *Electron. Lett.*, vol. 56, no. 25, pp. 1375–1378, 2020, doi: 10.1049/el.2020.2632.
  - [20] M. J. Rao, B. Ramakrishna, K. G. D. Prasad, B. Vijay, T. P. Vital, and M. Ramanaiah, "Optimizing Breast

- Cancer Detection: Deep Transfer Learning Empowered by SVM Classifiers," *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 17, no. 19, pp. 1947–1960, May 2024, doi: 10.17485/IJST/v17i19.3264.
- [21] J. Rashid *et al.*, "Skin Cancer Disease Detection Using Transfer Learning Technique," *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 11, p. 5714, Jun. 2022, doi: 10.3390/app12115714.
- [22] S. Ahmad and P. K. Choudhury, "On the Performance of Deep Transfer Learning Networks for Brain Tumor Detection Using MR Images," *IEEE Access*, vol. 10, no. MI, pp. 59099–59114, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3179376.
- [23] I. S. Al-Mejibli, J. K. Alwan, and D. H. Abd, "The effect of gamma value on support vector machine performance with different kernels," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 5, pp. 5497–5506, 2020, doi: 10.11591/IJECE.V10I5.PP5497-5506.
- [24] R. Khan and T. Mehmood, "Classification of Thoracic Diseases Based on Chest X-ray Images Using Kernel Support Vector Machine," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2022, pp. 1–9, Nov. 2022, doi: 10.1155/2022/9457730.
- [25] P. G. Patil, K. J. Karande, and S. V. Surwase, "Detection of Brain Tumor using Optimized Fuzzy C-Means and SVM Classifier," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2494, no. October, 2022, doi: 10.1063/5.0110527.
- [26] F. NURFAJAR, R. MAGDALENA, and S. SA'IDAH, "Deteksi Glaukoma pada Citra Fundus Retina menggunakan Metode Local Binary Pattern dan Support Vector Machine," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 4, p. 769, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i4.769.
- [27] A. H. Ali and M. Z. Abdullah, "A parallel grid optimization of SVM hyperparameter for big data classification using spark radoop," *Karbala Int. J. Mod. Sci.*, vol. 6, no. 1, 2020, doi: 10.33640/2405-609X.1270.