

# Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM

Ricky Yohannes<sup>1</sup>, Muhammad Ezar Al Rivan<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Informatika, Universitas Multi Data Palembang; Jl. Rajawali No. 14 0711-376400  
e-mail: <sup>1</sup>rickyohannes9@mhs.mdp.ac.id, <sup>2</sup>meedzhar@mdp.ac.id

## Abstrak

Kanker kulit merupakan pertumbuhan yang berlebihan pada jaringan kulit yang mengenai beberapa atau seluruh lapisan kulit. Untuk dapat mendiagnosa kanker kulit dapat digunakan metode biopsi dimana jaringan kulit diambil lalu diperiksa. Penggunaan biopsi mengeluarkan biaya yang mahal dan merusak kulit. Penelitian ini menerapkan metode CNN-SVM untuk mengklasifikasi jenis-jenis kanker kulit. CNN yang sebagai ekstraksi fitur dengan arsitektur VGG-19 dan ResNet-50. SVM digunakan sebagai pengklasifikasi dengan menggunakan kernel linear dan RBF kemudian dioptimasi menggunakan random dan grid. Dataset terdapat 300 citra per jenis lalu dibagi menjadi 240 data latih, 60 data uji, dan dengan jumlah total 1500 citra. Penelitian ini melakukan 2 skenario pada citra yaitu menggunakan preprocessing resize dan preprocessing patch lalu diterapkan pada model, sehingga terdapat 16 skenario total. Hasil terbaik penelitian ini didapatkan pada preprocessing patch arsitektur VGG-19 menggunakan kernel linear optimasi random dan grid dengan nilai accuracy sebesar 65,33%, nilai recall sebesar 65,33%, nilai precision sebesar 68,51%, dan nilai f1-score sebesar 65,77%.

**Kata kunci**— CNN-SVM, Kanker Kulit, ResNet-50, VGG-19.

## Abstract

Skin cancer is the excessive growth of skin tissue that affects some or all layers of the skin. To be able to diagnose skin cancer, a biopsy method can be used where skin tissue is taken and then examined. The use of a biopsy is expensive and can damage the skin. This study applies the CNN-SVM method to classify the types of skin cancer. CNN as feature extraction with VGG-19 and ResNet-50 architecture. SVM is used as a classifier using a linear kernel and RBF then optimized using random and grid. The dataset contains 300 images per type and is then divided into 240 training data, 60 test data, and a total of 1500 images. This study carried out 2 scenarios on the image, namely using preprocessing resize and preprocessing patch and then applied to the model, so there are 16 scenarios in total. The best results of this study were obtained on the preprocessing patch of the VGG-19 architecture using a linear kernel random and grid optimization with an accuracy value of 65.33%, a recall value of 65.33%, a precision value of 68.51%, and an f1-score value of 65.77%.

**Keywords**—CNN-SVM, ResNet-50, Skin cancer, VGG-19.

## 1. PENDAHULUAN

Kulit merupakan salah satu organ tubuh manusia yang sangat penting karena kulit merupakan lapisan luar yang menutupi tubuh manusia. Kulit memiliki 3 lapisan yang terdiri dari lapisan kulit paling luar (*Epidermis*), lapisan kulit dibawah *Epidermis* (*Dermis*) dan lapisan kulit dalam (*Hipodermis*). Kulit merupakan bagian organ tubuh manusia

yang terpapar langsung dengan matahari. Terpapar matahari berlebihan juga tidak baik untuk kulit karena dapat menyebabkan penyakit kanker kulit.

Pada tahun 2018, *World Health Organization* (WHO) melaporkan bahwa ada lebih dari 14 juta pasien kanker baru dan lebih dari 9,6 juta kematian akibat kanker di seluruh dunia. Angka tersebut menunjukkan bahwa kanker adalah penyebab utama kematian manusia. Kanker kulit adalah salah satu kanker penyebab kematian di dunia. Kanker kulit awalnya terjadi pada lapisan paling luar, yaitu Epidermis, dimana bisa dilihat oleh mata manusia [1].

Kanker kulit salah satu jenis kanker yang dapat menimbulkan kecacatan dengan biaya pengobatan yang tinggi bahkan penyakit ini dapat menyebabkan kematian. Secara umum dokter kulit mendiagnosa kanker kulit menggunakan Biopsi. Proses penggunaan Biopsi dengan mengambil sampel potongan kecil pada jaringan kulit lalu diperiksa di laboratorium. Biaya yang dikeluarkan untuk Biopsi cukup mahal serta dapat melukai atau menggores kulit manusia [2]. Terdapat berbagai macam jenis kanker kulit, yaitu *Actinic Keratosis* (akiec), *Basal Cell Carcinoma* (bcc), *Benign Keratosis* (bkl), *Dermatofibroma* (df), *Melanocytic Nevi* (nv), *Melanoma* (mel), *Vascular* (vasc) [3].

Pada era yang modern ini terdapat banyak teknologi canggih yang dapat mendeteksi muka, benda, jenis dan lain sebagainya. Pengolahan citra dengan deep learning lebih tepat dibandingkan dengan *Machine Learning* [4]. Teknik *Deep Learning* menunjukkan potensi dalam menangani gambar dengan *margin* yang halus dan berhasil memberikan hasil yang akurat [5]. Salah satu contoh *Deep Learning* yang digunakan untuk pengenalan citra adalah *Convolutional Neural Network*. Dalam melakukan klasifikasi citra metode *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu opsi yang banyak digunakan. CNN memiliki berbagai macam arsitektur yang dapat digunakan untuk penelitian, seperti *AlexNet*, *GoogleNet*, *ResNet*, *VGG*, dan *DenseNet*.

Penelitian terdahulu menggunakan metode CNN membahas tentang pengenalan gestur angka pada tangan menggunakan arsitektur *AlexNet* dan *LeNet* [6]. Menggunakan *dataset* citra gestur angka yang sebelumnya dilakukan tahap *pre-processing* yang terdiri dari *threshold* dan *resize*. Penelitian ini menggunakan 2 *pooling layer*, yaitu *Average Pooling* dan *Max Pooling* kemudian menggunakan optimasi SGD, *RMSprop*, dan *Adam*. Hasil tertinggi yang didapatkan dalam penelitian ini yaitu penggunaan arsitektur *LeNet* dengan *Average Pooling* dan *optimizer RMSprop* menghasilkan akurasi dan f1-score keseluruhan 99,49%.

Pada penelitian terdahulu tentang perbandingan arsitektur *LeNet* dan *AlexNet* pada metode *Convolutional Neural Network* untuk pengenalan *American Sign Language* [7]. Penelitian ini dilakukan dengan 2 skema jumlah data yang digunakan, skema pertama 100 data per huruf dan skema kedua 1.000 data per huruf untuk menguji kinerja arsitektur *LeNet* dan *AlexNet*. Hasil penelitian pada skema pertama untuk arsitektur *LeNet* menghasilkan akurasi keseluruhan 48,322% dan arsitektur *AlexNet* menghasilkan akurasi keseluruhan 35,584%, lalu pada skema kedua untuk arsitektur *LeNet* menghasilkan akurasi keseluruhan 92,468% dan arsitektur *AlexNet* menghasilkan akurasi keseluruhan 91,618%

Penelitian terdahulu sistem klasifikasi penyakit kulit menggunakan *Convolutional Neural Network* [8], berdasarkan skenario pengujian parameter didapatkan saat hidden layer berjumlah 5, menggunakan *adam optimizer* dan nilai *learning rate* sebesar 0,001. Hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi dengan angka 96,53%, *presisi* 95%, *recall* 95%, *f1-score* 95% dan *loss* dengan angka 0,2486. Penggunaan CNN pada penelitian ini dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, dengan penggunaan CNN untuk mengklasifikasi citra dapat membantu penelitian. Penggunaan CNN juga pernah diterapkan dalam klasifikasi lesi kulit menggunakan *deep learning* dan *image processing* [5]. CNN yang telah dibuat (menggunakan *TensorFlow*) mendapatkan akurasi sebesar 81,24% untuk klasifikasi 7 jenis kanker kulit. Menggunakan 4 model arsitektur, yaitu *VGG-19*, *Wide ResNet-101*, *ResNet-50*, dan *DenseNet-121* dengan akurasi terbaik sebesar 99,04% oleh *VGG-19*.

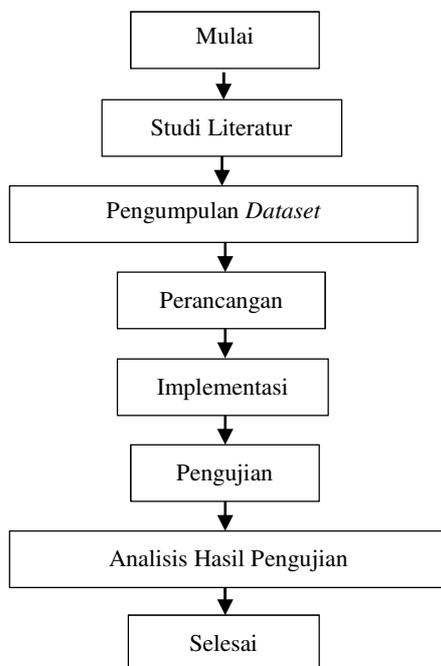
Penelitian terkait yang mengenai perbandingan teknik *deep transfer learning* mengenai luka bakar manusia [9]. *Transfer learning* (TL) dengan hasil pada setiap pendekatan dari masing-masing model menunjukkan akurasi pengenalan yang mendekati sempurna. Untuk TL pertama, *ResNet-50* mencapai akurasi hingga 98,3% dalam waktu 1659 detik, *ResNet-101* mencapai 98,8% akurasi dalam waktu 2116 detik dan *ResNet-152* mencapai akurasi 99,5% dalam waktu 2704 detik. Bisa disimpulkan menggunakan *ResNet-152* menunjukkan kinerja yang luar biasa dibandingkan dua model (*ResNet-50*, *Resnet-101*), tetapi untuk model *ResNet-50* dalam penempatan waktu lebih efisien.

Pada Penelitian terkait yang menggunakan metode CNN-SVM dalam klasifikasi lukisan karya Van Gogh. CNN digunakan sebagai ekstraksi fitur dengan arsitektur *VGG-19* dan *ResNet-50*, serta SVM sebagai klasifikasi. Pada penelitian ini hasil terbaik yang didapatkan oleh *VGG-19* dengan kernel linear pada optimasi grid memiliki akurasi sebesar 93,28% sedangkan *ResNet-50* memiliki akurasi sebesar 90,28% [10].

Berdasarkan penjelasan yang telah diuraikan tentang penelitian terdahulu dan terkait. Dalam klasifikasi lesi kulit, arsitektur *VGG-19* mendapatkan akurasi yang terbaik dan perbandingan teknik *deep transfer learning* mengenai luka bakar manusia. *ResNet-152* mendapatkan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan *ResNet-50* dan *ResNet-101*. Penggunaan metode CNN-SVM dalam klasifikasi lukisan karya Van Gogh mendapatkan akurasi yang baik. Sehingga dalam penelitian ini dengan menggunakan metode CNN-SVM dengan arsitektur CNN yang digunakan *VGG-19* dan *ResNet-50* sebagai ekstraksi fitur, serta SVM sebagai klasifikasinya.

## 2. METODE PENELITIAN

Dalam melaksanakan penelitian ini terdapat beberapa tahapan yang perlu dilakukan. Guna tahapan penelitian ini untuk meminimalisir kesalahan dalam proses penelitian. Metodologi Penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

## 2.1 Studi Literatur

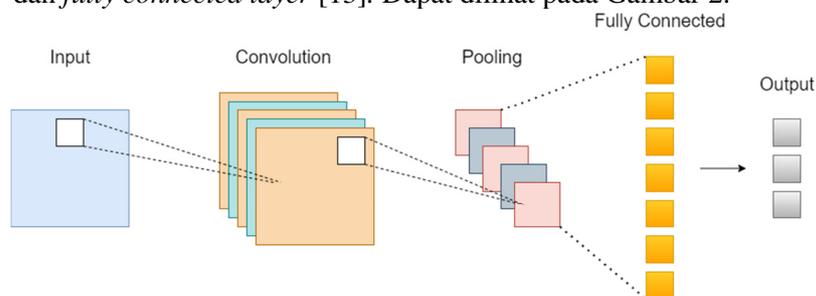
Pada tahap ini dilakukan dengan pembelajaran literatur melalui jurnal dan buku yang berkaitan dengan topik penelitian, seperti penggunaan metode CNN sebagai ekstraksi fitur dan SVM sebagai klasifikasinya dan arsitektur yang digunakan.

### 2.1.1 Kanker Kulit

Kanker kulit merupakan pertumbuhan yang berlebihan pada jaringan kulit yang mengenai beberapa atau seluruh lapisan kulit. Kanker kulit memiliki struktur yang tidak teratur dalam sel kulit dengan berbagai tingkatan pada kromatin, nucleus dan sitoplasma, bersifat ekspansif, infiltratif, bahkan dapat membuat jaringan sekitarnya menjadi rusak, serta dapat melalui jaringan pembuluh darah atau pembuluh getah bening [11].

### 2.1.2 Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) dikenal juga sebagai ConvNet. CNN merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang digunakan untuk mengolah data 2D (dua dimensi) [12]. CNN memiliki proses dari awal masukan melewati *convolution layer*, *pooling layer* dan *fully connected layer* [13]. Dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Convolutional Neural Network

#### a. Convolutional Layer

Pada *Convolutional Layer* merupakan bagian proses utama dalam CNN dengan dilakukan operasi konvolusi. Konvolusi mengaplikasikan sebuah fungsi pada *output* fungsi lain secara berulang [12].

#### b. Pooling Layer

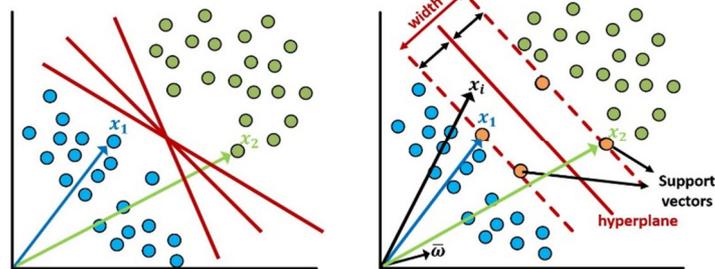
*Pooling Layer* memiliki peran atau fungsi untuk menjaga ukuran data pada saat konvolusi, serta melakukan *downsampling*, sehingga data mudah dikelola dan dikembangkan menjadi bagian paling kecil [10].

#### c. Fully Connected Layer

*Fully Connected Layer* adalah *layer* yang biasa dipakai dalam penerapan *Multilayer Perceptron* (MLP) *Layer* ini bertujuan untuk melakukan transformasi agar data dapat diklasifikasi [13].

### 2.1.3 Support Vector Machine (SVM)

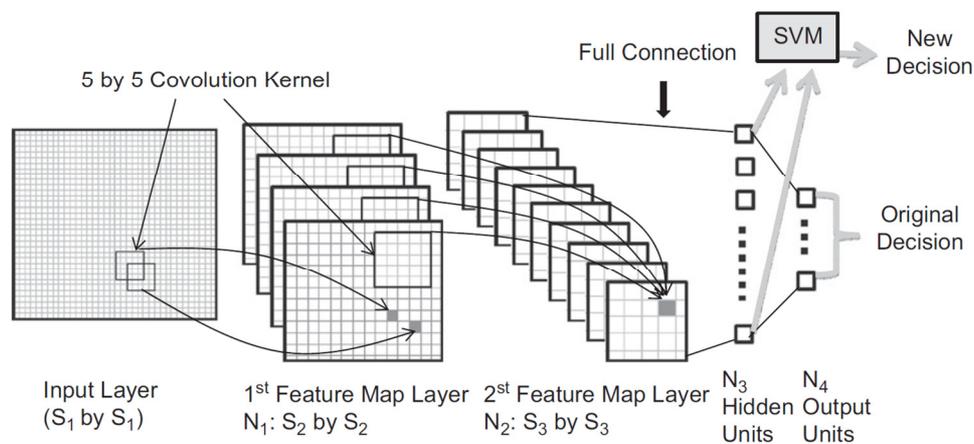
*Support Vector Machine* atau SVM merupakan metode dalam *supervised learning classification* dan *Support Vector Regression*. SVM dapat mengatasi masalah klasifikasi dan regresi dengan *linear* dan *non-linear*. SVM memiliki beberapa jenis, yaitu *Binary Class SVM*, *Multi Class SVM* dan *Fuzzy SVM* [10]. Algoritma SVM mengklasifikasi data dengan mencari *hyperplane* terbaik yang memisahkan semua data dari satu kelas atau beberapa kelas. SVM mendekati masalah melalui konsep jarak terkecil antara batas keputusan dan salah satu sampel data [14]. Dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hyperlane Support Vector Machine

### 2.1.4 CNN-SVM

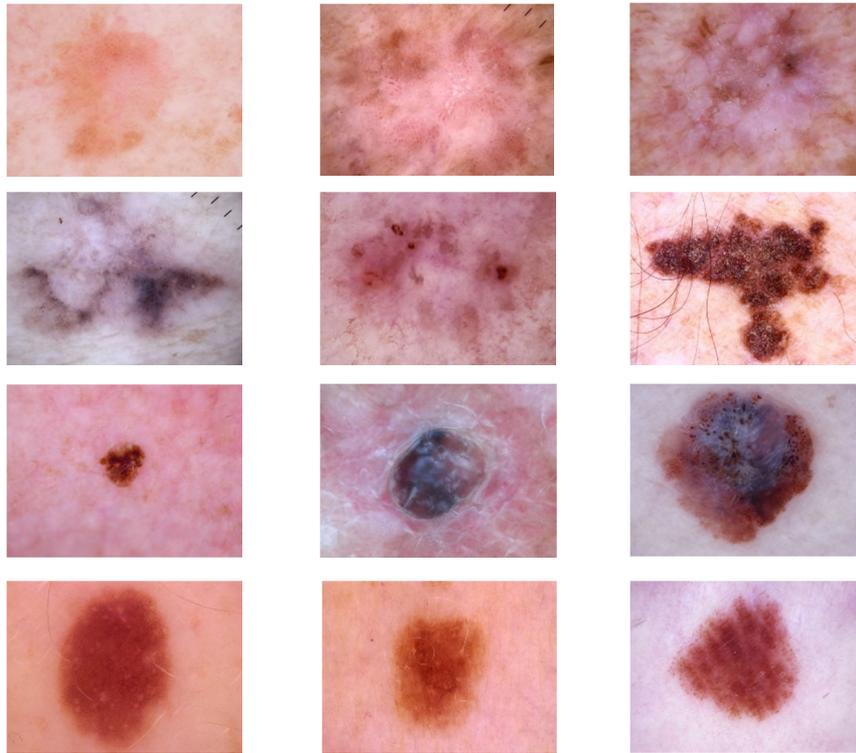
CNN-SVM adalah model gabungan dari CNN dan SVM dengan mengganti *output layer* (lapisan keluaran terakhir) dari model CNN dengan pengklasifikasi SVM. Pada *output layer* model CNN, merupakan lapisan yang melakukan perkiraan probabilitas untuk sampel masukan. Pada Proses CNN-SVM, dengan gambar input yang dinormalisasi dan dipusatkan lalu dikirim ke lapisan input, model CNN dengan lapisan keluaran diatur beberapa *epochs* sampai proses pelatihan menyatu. Kemudian SVM dengan *kernel* yang digunakan pada penelitian ini yaitu *kernel linear* dan *kernel RBF (Radial Basis Function)* akan menggantikan lapisan keluaran. SVM mengambil keluaran dari *hidden layer* (lapisan tersembunyi) sebagai fitur *vector* baru untuk pelatihan. Setelah pengklasifikasi SVM telah terlatih dengan baik, maka dilakukan tugas pengenalan dan membuat keputusan baru pada gambar pengujian dengan fitur yang diekstraksi secara otomatis [15]. Gabungan model CNN-SVM dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hyperlane Support Vector Machine

## 2.2 Pengumpulan Dataset

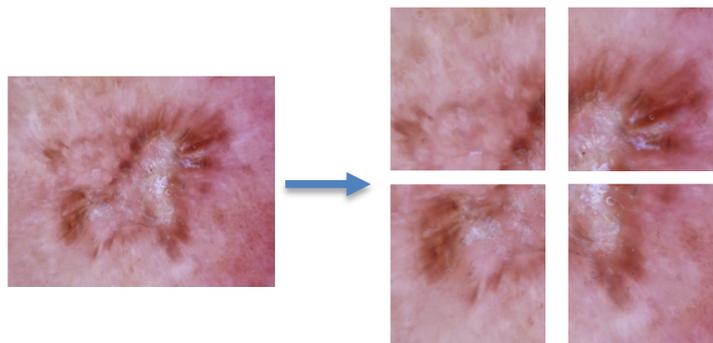
Pada tahapan ini, dilakukan pengumpulan *dataset* yang memiliki citra jenis kanker kulit yang didapatkan dari HAM10000 dan bersifat publik. Citra kanker kulit yang digunakan adalah *Actinic Keratosis, Basal Cell Carcinoma, Benign Keratosis, Melanoctic Nevi, dan Melanoma*. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian sebanyak 1500 citra. Dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Citra Jenis Kanker Kulit

### 2.3 Perancangan

Pada tahapan ini, dilakukan perancangan penelitian seperti sistem yang akan dibutuhkan untuk melakukan penelitian. Dimulai dengan membagi *dataset* untuk data *training* dan data *testing*. *Dataset* yang digunakan sebanyak 300 citra per jenis kanker kulit, lalu dibagi menjadi 240 citra untuk data *training* dan 60 citra untuk data *testing* (80:20). Dengan *preprocessing resize*, citra asli yang memiliki ukuran 600 x 450 *pixels* akan dilakukan *resize* menjadi ukuran 224 x 224 *pixels*. *Preprocessing patch* yaitu membagi setiap citra kanker kulit menjadi beberapa bagian yang lebih kecil [16], *preprocessing patch* dapat dilihat pada Gambar 6. Citra asli yang berukuran 600 x 450 *pixels* dibagi menjadi beberapa potongan citra dengan ukuran 224 x 224 *pixels*. sehingga total citra *training* menjadi 60 citra per jenis kanker kulit dan total citra *testing* menjadi 240 citra per jenis kanker kulit.. Pada bagian *training*, metode yang digunakan adalah CNN-SVM. CNN akan melakukan ekstrasi fitur citra kanker kulit dengan arsitektur VGG-19 dan ResNet-50. SVM akan melakukan klasifikasi pada data *training* citra kanker kulit.



Gambar 6. *Preprocessing Patch* pada Citra Kanker kulit

#### 2.4. Implementasi

Pada tahap ini dilakukan implementasi dari penelitian dan sistem yang telah dirancang sebelumnya dengan menggunakan data *training* yang ada pada *dataset*. Data *training* akan dilatih oleh sistem agar dapat melakukan klasifikasi citra kanker kulit.

#### 2.5. Pengujian

Pada tahap ini sistem akan melakukan pengujian terhadap data uji yang telah disiapkan dengan menggunakan sistem yang telah diimplementasi. Pengujian dari data uji dilakukan oleh sistem untuk melakukan klasifikasi citra kanker kulit, lalu hasil dari klasifikasi akan dicatat.

#### 2.6. Analisis Hasil Pengujian

Pada tahap ini hasil yang dicatat pada pengujian akan dilakukan analisis untuk mendapatkan hasil dari tujuan penelitian ini. Hasil pengujian tersebut akan dihitung untuk mendapatkan tingkat keberhasilan dengan menggunakan *Confusion Matrix* untuk menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* yang dapat dilihat pada persamaan berikut (1), (2), (3), dan (4).

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (1)$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2)$$

$$f1-score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (3)$$

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (4)$$

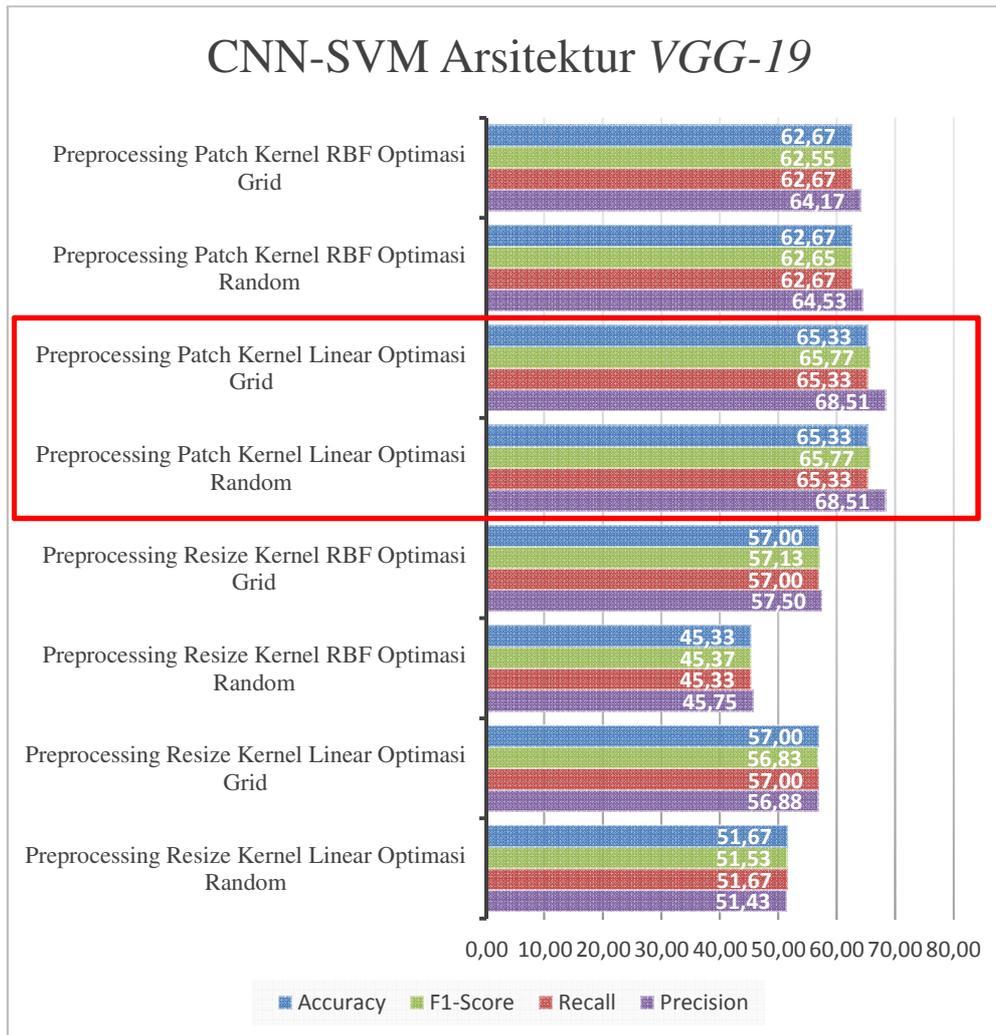
Keterangan:

1. TP (*True Positive*) yaitu jumlah data positif yang terklarifikasi benar oleh sistem.
2. TN (*True Negative*) yaitu jumlah data negatif yang terklarifikasi benar oleh sistem.
3. FP (*False Positive*) yaitu jumlah data positif yang terklarifikasi salah oleh sistem.
4. FN (*False Negative*) yaitu jumlah data negatif yang terklarifikasi salah oleh sistem

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

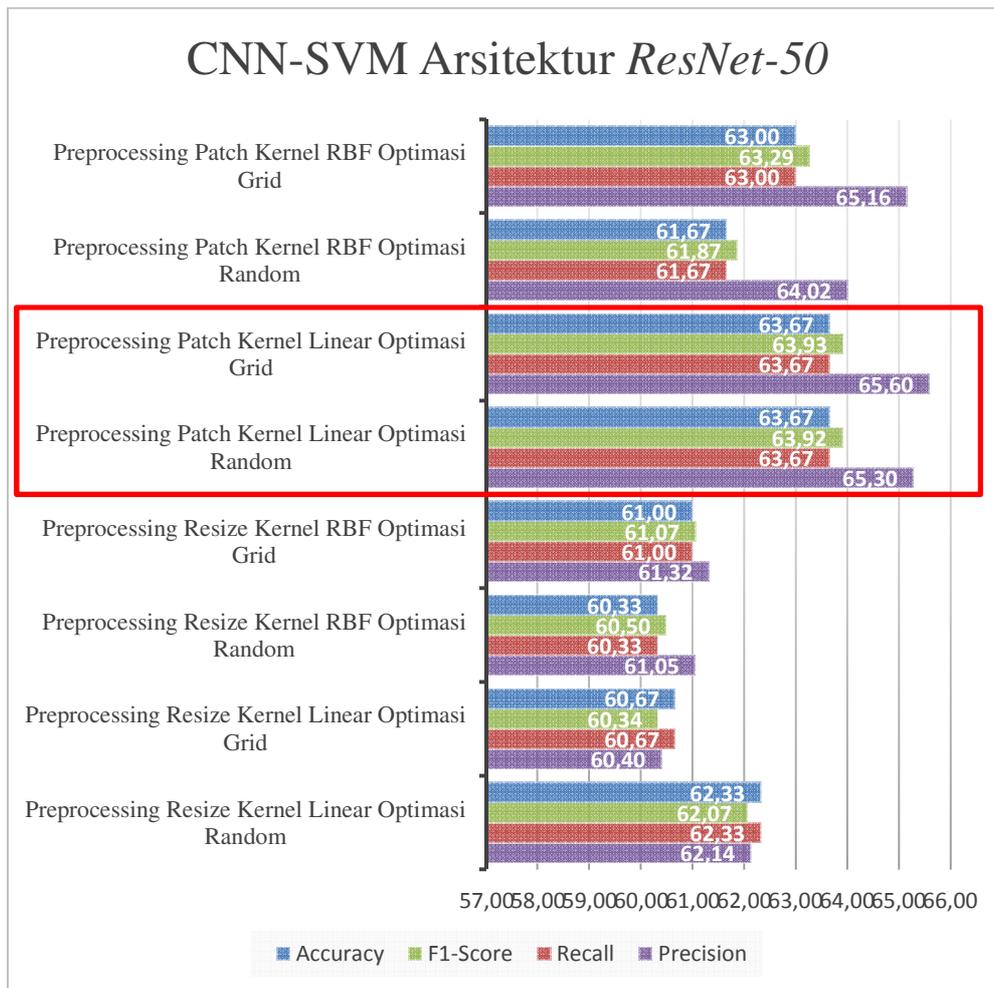
Pada Penelitian ini melakukan klasifikasi kanker kulit menggunakan metode CNN-SVM. Pada CNN digunakan arsitektur *VGG-19* dan *ResNet-50* sebagai ekstraksi fitur. SVM sebagai klasifikasi yang menggunakan *kernel linear* dan *kernel RBF (Radial Basis Fucntion)* dengan optimasi *random* dan *grid*. Terdapat 2 (dua) *preprocessing* yang digunakan yaitu, *resize* dan *patch*.

Berdasarkan Gambar 7 terdapat *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* pada setiap metode pengujian menggunakan metode CNN-SVM dengan arsitektur *VGG-19*. Hasil pengujian pengujian metode pada gambar 7 jika berdasarkan *accuracy*, *kernel linear* optimasi *random* dan *kernel linear* optimasi *grid* dengan *preprocessing patch* memiliki nilai paling tinggi dibandingkan dengan metode yang lain. *Kernel linear* optimasi *random* dan *kernel linear* optimasi *grid* dengan *preprocessing patch* memiliki hasil yang sama, dengan nilai *accuracy* 65,33%, nilai *precision* 68,51%, nilai *recall* 65,33%, dan nilai *f1-score* 65,77%. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 7.



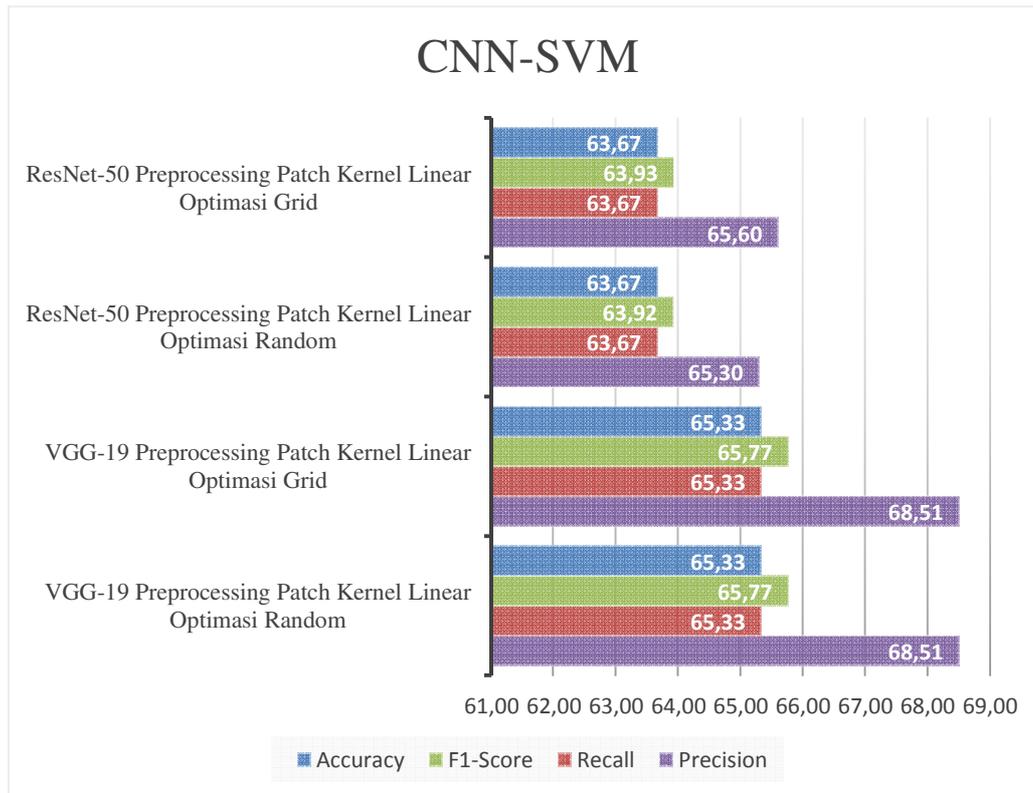
Gambar 7. Grafik Hasil CNN-SVM Arsitektur VGG-19

Berdasarkan Gambar 7 terdapat *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* pada setiap metode pengujian menggunakan metode CNN-SVM dengan arsitektur *ResNet-50*. Hasil pengujian pengujian metode pada gambar 8 jika berdasarkan *accuracy*, *kernel linear* optimasi *random* dan *grid* dengan *preprocessing patch* memiliki nilai paling tinggi dibandingkan dengan metode yang lain. *Kernel linear* optimasi *random* dan *kernel linear* optimasi *grid* dengan *preprocessing patch* memiliki nilai *accuracy*, dan *recall* yang sama sebesar 63,67%. Pada *kernel linear* optimasi *random* memiliki nilai *f1-score* sebesar 63,92% dan *kernel linear* optimasi *grid* memiliki nilai *f1-score* sebesar 63,93%. Pada nilai *precision*, *kernel linear* optimasi *random* memiliki nilai *precision* 65,30% dan *kernel linear* optimasi *grid* memiliki nilai *precision* 65,60%. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Hasil CNN-SVM Arsitektur *ResNet-50*

Berdasarkan hasil pengujian CNN-SVM, pada arsitektur *VGG-19* dan *ResNet-50* terdapat 2 (dua) masing-masing arsitektur yang memiliki nilai *accuracy* yang sama. Dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Grafik Hasil CNN-SVM

Berdasarkan Gambar 9 terdapat *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* pada setiap metode pengujian menggunakan metode CNN-SVM. Jika berdasarkan *accuracy*, VGG-19 kernel linear optimasi random dan grid dengan preprocessing patch memiliki nilai *accuracy* paling tinggi dibandingkan arsitektur ResNet-50, dengan nilai *accuracy* sebesar 65,33%.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang didapat dalam penelitian ini, terdapat beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penggunaan CNN-SVM arsitektur VGG-19 dengan kernel linear pada optimasi random dan grid, memiliki hasil dengan nilai *accuracy* dan *recall* sebesar 65,33%, nilai *precision* sebesar 68,51%, dan nilai *f1-score* sebesar 65,77%.
2. Perbedaan hasil yang tidak terlalu jauh antara arsitektur VGG-19 dengan kernel linear pada optimasi random dan grid yang memiliki *accuracy* sebesar 65,33%, sedangkan arsitektur ResNet-50 dengan optimasi kernel linear optimasi random dan optimasi grid yang memiliki *accuracy* sebesar 63,67%
3. Penggunaan preprocessing patch pada metode CNN-SVM dapat meningkatkan *accuracy* daripada penggunaan preprocessing resize, dengan nilai sebesar 1,34% - 20,00%.

#### 5. SARAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan dalam penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Menambah jumlah citra kanker kulit yang dapat digunakan dalam penelitian selanjutnya.
2. Menggunakan arsitektur CNN seperti *alexnet* atau *googlenet* pada ekstraksi fitur untuk mengembangkan penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Kassem, K. M. Hosny, and M. M. Fouad, 2020, “*Skin Lesions Classification into Eight Classes for ISIC 2019 Using Deep Convolutional Neural Network and Transfer Learning*,” doi: 10.1109/ACCESS.2020.3003890.
- [2] M. Faruk and N. Nafi’iyah, 2020. “*Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Fitur Tekstur, Fitur Warna Citra Menggunakan SVM dan KNN*,” *Telematika*, Vol. 13, No. 2, pp. 100–109,
- [3] P. Tschandl, C. Rosendahl, and H. Kittler, 2018, “*Data Descriptor: The HAM10000 Dataset, A Large Collection of Multi-Source Dermatoscopic Images of Common Pigmented Skin Lesions*,” *Sci. Data*, Vol. 5, pp. 1–9, doi: 10.1038/sdata.2018.161.
- [4] F. Demir, 2021, “*DeepCoroNet: A deep LSTM Approach For Automated Detection of COVID-19 Cases From Chest X-Ray Images*,” *Appl. Soft Comput.*, Vol. 103, p. 107160, doi: 10.1016/j.asoc.2021.107160.
- [5] A. Jibhakte, P. Parnerkar, S. Mondal, V. Bharambe, and S. Mantri, 2021, “*Skin Lesion Classification Using Deep Learning*,” *Lect. Notes Electr. Eng.*, Vol. 703, pp. 575–589, doi: 10.1007/978-981-15-8391-9\_42.
- [6] M. E. Al Rivan and A. Setiawan, 2022, “*Pengenalan Gestur Angka pada Tangan Menggunakan Arsitektur AlexNet dan LeNet pada Metode Convolutional Neural Network Recognition of Number Gesture On Hand Using Architecture AlexNet and LeNet On Convolutional Neural Network*,” Vol. 11, No. 28, doi: 10.34010/komputika.v11i1.5176.
- [7] M. E. Al Rivan and A. G. Riyadi, 2021, “*Perbandingan Arsitektur LeNet dan AlexNet pada Metode Convolutional Neural Network Untuk Pengenalan American Sign Language*,” *J. Komput. Terap.*, Vol. 7, No. 1, pp. 53–61, [Online]. Available: <https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/>.
- [8] M. A. Hanin, R. Patmasari, and R. Y. Nur, 2021 “*Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Skin Disease Classification System Using Convolutional Neural Network (CNN)*,” Vol. 8, No. 1, pp. 273–281,.
- [9] A. Abubakar, M. Ajuji, and I. U. Yahya, 2020, “*Comparison of Deep Transfer Learning Techniques In Human Skin Burns Discrimination*,” *Appl. Syst. Innov.*, Vol. 3, No. 2, pp. 1–15, doi: 10.3390/asi3020020.
- [10] Y. Yohannes, D. Udjulawa, and F. Febbiola, 2021, “*Klasifikasi Lukisan Karya Van Gogh Menggunakan Convolutional Neural Network-Support Vector Machine*,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, Vol. 7, No. 1, doi: 10.28932/jutisi.v7i1.3399.
- [11] S. Wilvestra, S. Lestari, and E. Asri, 2018, “*Studi Retrospektif Kanker Kulit di Poliklinik Ilmu Kesehatan Kulit dan Kelamin RS Dr. M. Djamil Padang Periode Tahun 2015-*

- 2017,” *J. Kesehat. Andalas*, Vol. 7, No. Supplement 3, p. 47, doi: 10.25077/jka.v7i0.873.
- [12] M. A. Pangestu and H. Bunyamin, 2018 “*Analisis Performa dan Pengembangan Sistem Deteksi Ras Anjing pada Gambar Dengan Menggunakan Pre-Trained CNN Model*,” Vol. 4, pp. 337–344,.
- [13] B. Hidayat and G. Hermawan, 2018, “*Deteksi Hama pada Daun Teh Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*,” *SKRIPSI Progr. Stud. Tek. Inform. UNIKOM*, Vol. 1, No. 1, pp. 1–8,.
- [14] C. Savas and F. Dervis, 2019, “*The Impact of Different Kernel Functions On The Performance of Scintillation Detection Based On Support Vector Machines*,” *Sensors (Switzerland)*, Vol. 19, No. 23, pp. 1–16, doi: 10.3390/s19235219.
- [15] X. X. Niu and C. Y. Suen, 2011, “*A Novel Hybrid CNN-SVM Classifier For Recognizing Handwritten Digits*,” *Pattern Recognit.*, Vol. 45, No. 4, pp. 1318–1325, doi: 10.1016/j.patcog.2011.09.021.
- [16] G. Folego and O. Gomes, 2012. “*From Impressionism To Expressionism: Automatically Identifying Van Gogh ’ S PAINTINGS RECOD Lab, Institute of Computing, University of Campinas (Unicamp), Brazil CPqD Foundation, Brazil*,”