

KLASIFIKASI LESI KULIT MENGGUNAKAN HYBRID DEEP NEURAL NETWORK

Proposal Tugas Akhir

Diajukan untuk Memenuhi
Persyaratan Guna Meraih Gelar Sarjana
Informatika Universitas Muhammadiyah Malang



Suryani Rachmawati
201710370311321

Sains Data

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MALANG
2020**

LEMBAR PERSETUJUAN
KLASIFIKASI LESI KULIT MENGGUNAKAN HYBRID NEURAL NETWORK

Suryani Rachmawati
201710370311321

Telah Direkomendasikan Untuk Diajukan Sebagai
Judul Tugas Akhir Di
Program Studi Informatika Universitas Muhammadiyah Malang

Menyetujui,

Dosen 1



Agus Eko Minarno, S.Kom, M.Kom
NIP. 108.1410.0540

Dosen 2



Yufis Azhar, S.Kom, M.Kom
NIP. 108.1410.0544

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Kanker merupakan suatu penyakit yang ditandai dengan pertumbuhan dan penyebaran sel abnormal yang tidak terkendali. Jika penyebarannya tidak terkontrol bisa mengakibatkan kematian. Meskipun alasan mengapa penyakit berkembang masih belum diketahui untuk banyak kanker, terutama yang terjadi selama masa kanak-kanak, ada banyak penyebab kanker yang diketahui seperti faktor gaya hidup, kelebihan berat badan, dan faktor yang tidak dapat dimodifikasi seperti faktor genetik yang diturunkan mutasi, hormon, dan kondisi kekebalan. Faktor resiko ini dapat bertindak secara bersamaan atau berurutan untuk memulai atau mendorong pertumbuhan kanker [1].

Salah satu jenis kanker yang paling umum di seluruh dunia ialah kanker kulit. Menurut [2] sebagai contoh kanker kulit ialah jenis kanker yang paling umum di Amerika Serikat, pernyataan itu selaras dengan [1] yang tertuang dalam artikel Cancer facts & Figure 2018 yang menyebutkan bahwa kanker yang paling sering didiagnosa di AS, dari semua kasus kanker kulit, Melanoma insvasive menyumbang sekitar 1%. Diperkirakan 91.270 kasus baru melanoma akan didiagnosis di AS di tahun 2018. Jika ditangani dan dideteksi sejak dini kanker kulit ini dapat disembuhkan melalui eksisi sederhana sementara diagnosis.

Terdapat sejumlah alat yang dapat membantu dokter kulit dalam mendiagnosa suatu penyakit kulit, seperti gambar mikroskopik yang diperoleh dengan kamera standar dan ponsel. Namun gambar-gambar yang diperoleh biasanya mempunyai hasil kualitas dan resolusi yang buruk, kualitas gambar yang baik dihasilkan oleh perangkat yang bernama dermoskopik, yang mana alat ini menjadi alat non-invasif penting untuk mendeteksi melanoma dan lesi kulit berpigmen lainnya. Dermoskopi mendukung diferensiasi yang lebih baik antara jenis lesi yang berbeda berdasarkan penampilan dan fitur morfologinya. Melalui hasil deteksi lesi kulit dari dermoskopik tersebut kita bisa melihat apakah lesi kulit yang terdeteksi tersebut didagnosa mengidap melanoma atau tidak, tentunya kita manusia dapat mendeteksi dengan mudah, lain halnya jika kita mendeteksi menggunakan kecerdasan yang terdapat dalam komputer. Kita bisa melakukan hal tersebut jika kita melatih komputer untuk mengenali diagnosa lesi kulit untuk melanoma ini.

Dari permasalahan di atas bisa diatasi dengan kemunculan metode yang bernama deep learning. Deep learning ialah salah satu bagian dari metode machine learning yang menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) atau metode pembelajaran yang dilakukan

oleh mesin dengan cara kerja meniru sistem dasar otak manusia. Sistem dasar otak manusia bekerja disebut neural network. Itulah mengapa sistem kerja deep learning menggunakan *artificial neural network*, dengan kata lain menggunakan neural network buatan. Di dalam metode deep learning terdapat suatu supervised metode yang bernama *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan pengembangan dari multi layer perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi [3]. CNN juga memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah jumlah data yang banyak menurut [4]. Selaras dengan pernyataan tersebut terdapat arsitektur CNN yang menangani permasalahan jumlah data yang cukup banyak dan juga digunakan dalam pengenalan objek visual penelitian pada perangkat lunak, Proyek tersebut bernama ImageNet.

Pada tahun 2010 proyek ini diluncurkan dan selang dua tahun proyek ini berlangsung ada suatu arsitektur CNN yang tercipta yang menjadi pemenang proyek ini. Arsitektur itu bernama AlexNet, menurut [5] AlexNet yang berfungsi untuk klasifikasi dan deteksi citra yang terdiri dari jutaan citra dengan puluhan ribu kelas. AlexNet terdiri dari 25 layer dengan 8 *convolutinal layer* dan 60 juta parameter. Sukses dengan AlexNet beberapa tahun kemudian mulai bermunculan arsitektur-arsitektur CNN diantaranya VGGNet, GoogleNets, ResNet, Inception-V3, InceptionResNet-V2, SqueezeNet, DenseNet.

Pada machine learning konvensional dilakukan ekstraksi fitur manual, artinya ditentukan terlebih dahulu fitur-fitur yang diekstraksi [5]. Menurut [5] CNN melakukan ekstraksi fitur secara otomatis pada convolutional layer, pooling layer, dan juga aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU). Selanjutnya fitur-fitur dilakukan proses klasifikasi pada Fully Connected Layer (FCL) dan aktivasi softmax.

Penelitian ini membahas tentang klasifikasi citra lesi kulit untuk mendeteksi melanoma menggunakan CNN. Sebelumnya dilakukan penelitian tentang klasifikasi menggunakan arsitektur CNN ini diantaranya yaitu Amirreza Mahbod dkk yang mengklasifikasi lesi kulit menggunakan arsitektur CNN VGGNet, ResNet dan AlexNet yang menghasilkan akurasi sebesar 97.55% [2]. Sedangkan yang dilakukan oleh Wahyudi Setiawan [5] dalam membandingkan arsitektur CNN yang dilakukan dua tahap, yang mana pada uji coba tahap pertama dihasilkan akurasi sebesar 87.8%, 90.7% dan 89.3%. dan pada tahap kedua dihasilkan akurasi sebesar 94.2%, 90.4% dan 92.31%, dengan menambahkan optimizer GSM, RMSprop dan adam. Berikutnya yang dilakukan oleh muhammad Talo dkk [6], tentang mendeteksi penyakit otak menggunakan arsitektur CNN AlexNet, VggNet, ResNet-18, ResNet-34, dan ResNet-50 menghasilkan akurasi sebesar 95.23% . selanjutnya yang dilakukan oleh Wahyu Setiawan dan Fitri Damayanti [7] tentang modifikasi layer

CNN untuk mendeteksi pneumonia dengan akurasi yang dihasilkan sebesar 94.1%, VggNet-19 dengan akurasi 95.7%, dan untuk CNN 35 layer dengan akurasi 98.5%. berikutnya yang dilakukan oleh Md. Kamrul Hasan dkk [8] tentang segmentasi lesi kulit dermoscopic otomatis menggunakan metode DSNet dengan dua dataset yaitu ISIC-2017 dan PH2 yang masing-masing mempunyai akurasi sebesar 77.5% dan 87.0% selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Fengyi Xie dkk [9] tentang segmentasi lesi kulit menggunakan Convolutional Neural Network resolusi tinggi menggunakan dataset citra biomedis pada tahun 2016, 2017, dan PH2 dengan indeks jaccard masing-masing sebesar 0.783, 0.858, 0.857.

Berdasarkan permasalahan yang dijelaskan pada penelitian [2], dalam penelitian kali ini mengusulkan metode VGG-19, ResNet, dan DenseNet yang termasuk kedalam arsitektur model Convolutional Neural Network untuk mendeteksi melanoma pada citra lesi kulit. Di harapkan model tersebut dapat meningkatkan akurasi pada penelitian sebelumnya.

Paragraf gap analysis dan kontribusi

1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka yang menjadi rumusan masalah dalam penelitian ini ialah bagaimana hasil akurasi terbaik menggunakan *Hybrid Deep Neural Network* untuk data citra lesi kulit.

1.3.Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan diatas, maka tujuan penelitian ialah

1. Mengetahui pengimplementasian metode CNN menggunakan arsitektur didalamnya untuk mendeteksi melanoma pada lesi kulit.
2. Mengetahui hasil pengukuran akurasi klasifikasi pada lesi kulit menggunakan arsitektur CNN.

1.4.Batasan Masalah

Dalam penelitian ini diberikan batasan-batasan masalah, adapun batasan masalah pada penelitian ini ialah :

1. Dataset berupa citra lesi kulit
2. Menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model Vgg-19, ResNet-50 dan DenseNet.
3. Menggunakan bahasa pemrograman python

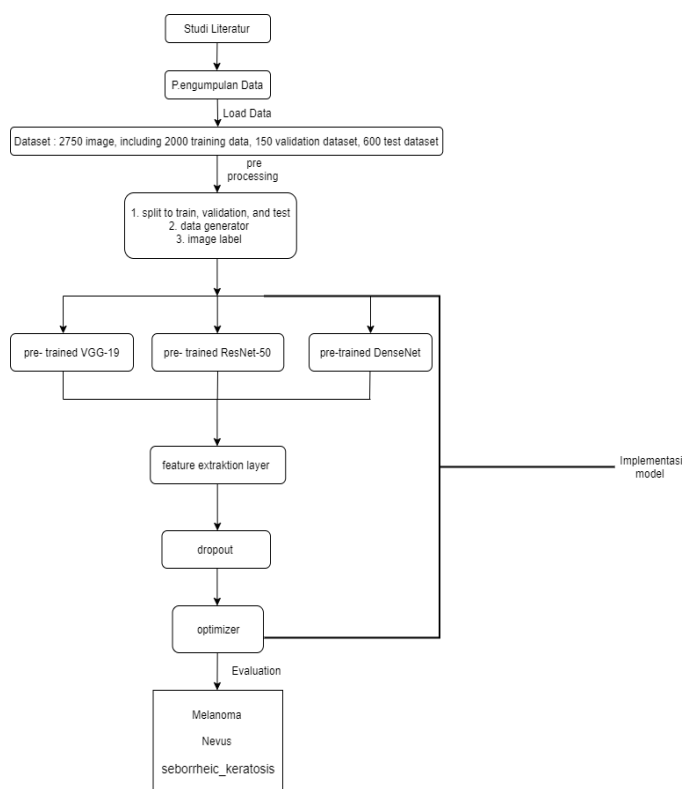
BAB II

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dijelaskan tentang analisa dan perancangan sistem dalam penelitian ini. Terdapat beberapa tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini diantaranya sebagai berikut :

2.1. Alur Penelitian

Dalam melakukan penelitian kali ini, untuk mempermudah proses penelitian maka dijabarkan langkah-langkah. Alur dari penelitian ini akan dipresentasikan melalui gambar flowchart dibawah ini.



Gambar 2.1 alur penelitian

Berdasarkan gambar diatas dapat dilihat langkah-langkah apa saja yang dilakukan untuk mendapatkan hasil dalam penelitian kali ini. Langkah pertama yang dilakukan yaitu studi literatur, yang mana pada langkah ini peneliti mencari sebuah referensi jurnal untuk menjadikan acuan dalam penelitian kali ini dan untuk menjadi sumber informasi mendukung penelitian. Langkah berikutnya yaitu pengumpulan data untuk penelitian, data ini berupa citra lesi kulit yang didalamnya berupa data testing, training, dan validasi yang disetiap data tersebut terdapat 3 macam class. Pada subbab yang dipaparkan sebelumnya bukan hanya sebagai

informasi atau materi tambahan saja, tetapi juga sebagai dasar penelitian ini dijalankan, sekaligus memaparkan perbandingan antara penelitian yang akan dilaksanakan dengan penelitian sebelumnya sehingga hal tersebut bisa dijadikan sebagai pembelajaran untuk keberlangsungan penelitian ini. Langkah selanjutnya yang harus dikerjakan ialah proses load data, yang mana pada proses ini akan membagi setiap datanya menjadi tiga bagian yaitu training testing dan validasi. Langkah selanjutnya ialah pre-processing dimana pada tahap ini meliputi penyeragaman ukuran citra yang akan diinput. Yang mana untuk memastikan kemampuan generalisasi yang lebih baik ketika menguji kumpulan data lesi kulit. Pada proses ini menerapkan 3 tahap yaitu menormalkan gambar dengan mengurangi nilai rata-rata RGB dari set data ImageNet, selanjutnya gambar diubah ukuran menggunakan interpolasi, dan yang terakhir memutar gambar. Lalu diteruskan dengan proses pengimplementasian model yang digunakan pada penelitian ini. Yang mana menerapkan arsitektur yang terdapat dalam jaringan konvolusional, pemilihan model ini dikarenakan tingkat akurasi yang dihasilkan cukup tinggi dibandingkan dengan model CNN biasanya. Oleh karena itu penulis berharap dengan menggunakan model ini dapat mengenali sesuatu dengan akurasi tinggi.

Setelah proses pengaplikasian model berhasil, langkah selanjutnya ialah tahap interpretasi hasil, yang mana akan diuraikan kemampuan model dalam pengklasifikasian citra lesi kulit dengan tepat sesuai dengan jumlah data yang tersedia.

2.2. Studi Literatur

2.2.1. Penelitian Sebelumnya

No	Penulis (tahun)	Judul	Dataset	Metode	Hasil Akurasi
1	Amirreza Mahbod dkk.	SKIN LESION CLASSIFICATION USING HYBRID DEEP NEURAL NETWORKS	2037 gambar	Deep Convolutional Neural Network model VGG-16, ResNet-18, AlexNet	97.55% klasifikasi melanoma
2	Wahyudi Setiawan	PERBANDINGAN ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL	128 citra fundus	Arsitektur Convolutional	94,2%, 90,4% dan 92,31%.

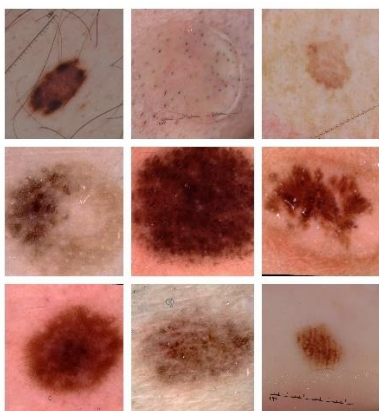
		NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI FUNDUS		Neural Network	
3	F'abio Perez dkk	Data Augmentation for Skin Lesion Analysis	Skin lesion ISIC Challenge 2017	Arsitektur Convolutional Neural Network	0.874
4	Wahyudi Setiawan dan Fitri Damayanti	Layers Modification of Convolutional Neural Network for Pneumonia Detection	5860 images	Convolutional Neural Network	96.3%

Tabel 2.1 penelitian sebelumnya

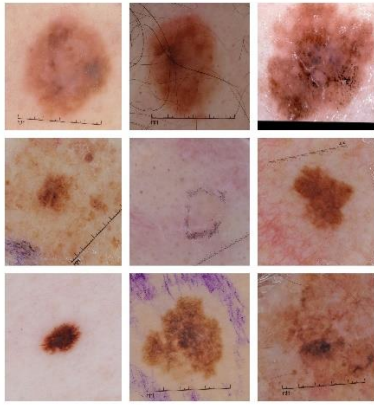
2.3 Pengumpulan Data

2.3.1 Jenis Data dan Sumber Data

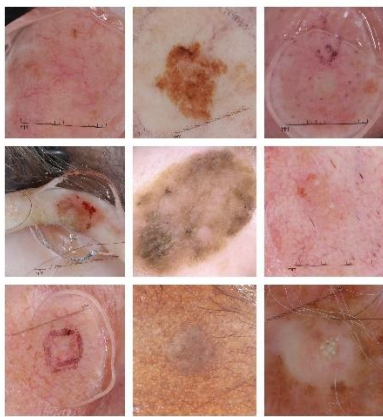
Jenis data dalam penelitian ini menggunakan data citra lesi kulit, karena data ini memiliki kualifikasi sesuai dengan permasalahan dalam penelitian kali ini. Data yang digunakan berjumlah 2750 yang terdiri dari 3 class, yaitu melanoma, nevus, seborrheic_keratosis. Sumber data dalam penelitian ini adalah data citra lesi kulit yang diperoleh dari kaggle.com yang bernama ISIC_2017.



Gambar 2.2 Nevus Skin Lesion



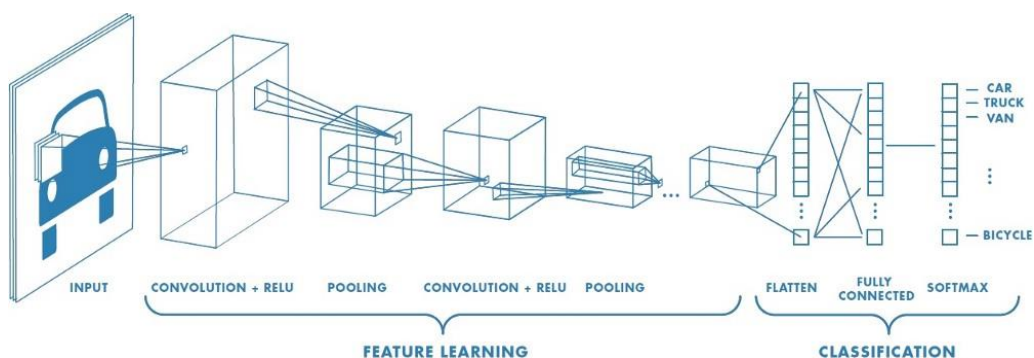
Gambar 2.3 Melanoma Skin Lesion



Gambar 2.4 Seborrheic Keratosis Skin Lesion

2.3 Model Convolutional Neural Network

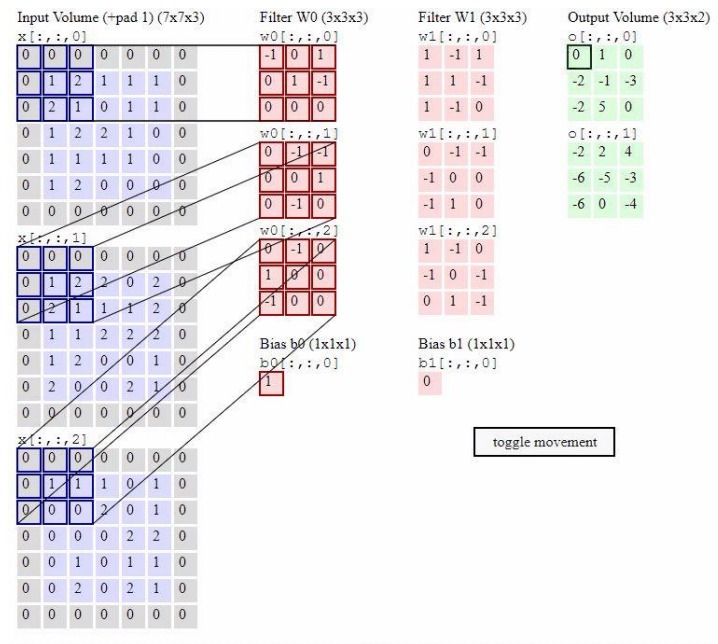
Model yang digunakan dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *convolutional neural network*. Menurut [10] *convolutional neural network* adalah arsitektur yang mampu mengenali informasi prediktif suatu objek (gambar, teks, potongan suara, dsb) walaupun objek tersebut dapat diposisikan dimana saja pada input.



Gambar 2.5 Arsitektur CNN

2.3.1 Convolutional Layer

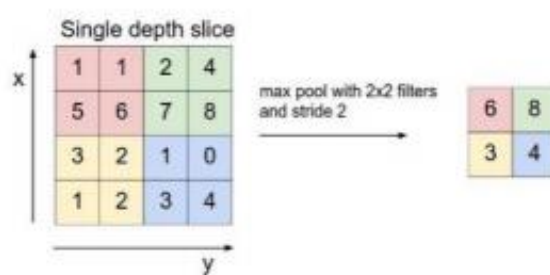
Convolutional layer berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari layer sebelumnya [11].



Gambar 2.6 Convolutional Layer

2.3.2 Pooling Layer

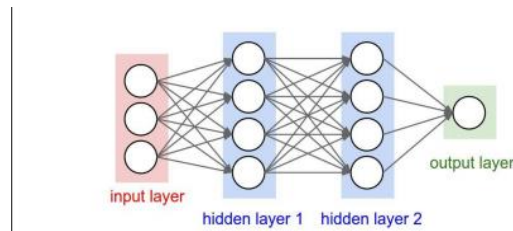
Pooling layer adalah lapisan yang dimasukkan diantara lapisan konvolusi secara berturut-turut dalam susunan arsitektur model CNN dapat secara progresif mengurangi ukuran volume output pada feature maps, sehingga dapat mengurangi jumlah parameter dan perhitungan di jaringan, dan untuk mengendalikan overfitting [12].



Gambar 2.7 Pooling Layer [12].

2.3.3 Fully Connected Layer

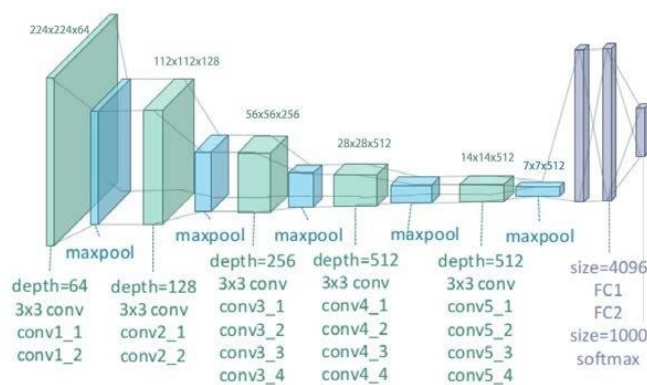
Fully Connected Layer ialah layer yang biasa digunakan pada multilayer perception (MLP) dan bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear [13].



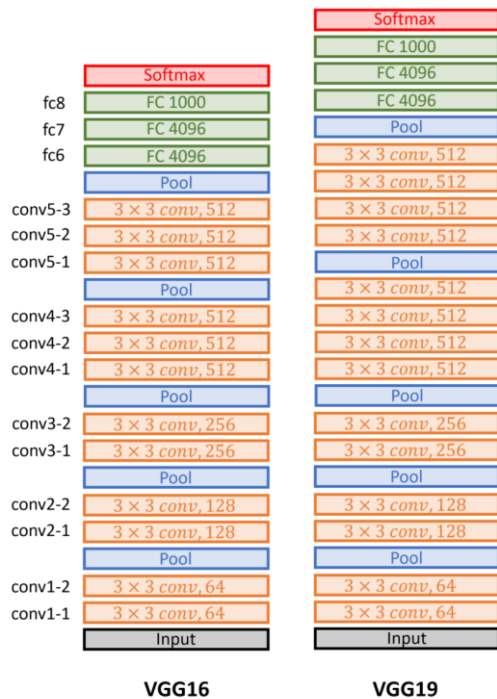
Gambar 2.8 *Fully Connected Layer*

2.4 Model Arsitektur VGG-19

Arsitektur VGG-19 merupakan modifikasi dari arsitektur VGG-16. Arsitektur ini memiliki 19 layer dari 16 *convolutional layer* dan 3 *fully connected layer* ditunjukkan dengan Gambar 2.5. Perbedaan arsitektur ini dengan VGG-16 terletak pada bagian ketiga, keempat, dan kelima. pada masing-masing bagian tersebut hanya ditambahkan dengan sebuah *convolutional layer* dengan bagian yang sama pada setiap bagian [11] ditunjukkan pada Gambar 2.6.



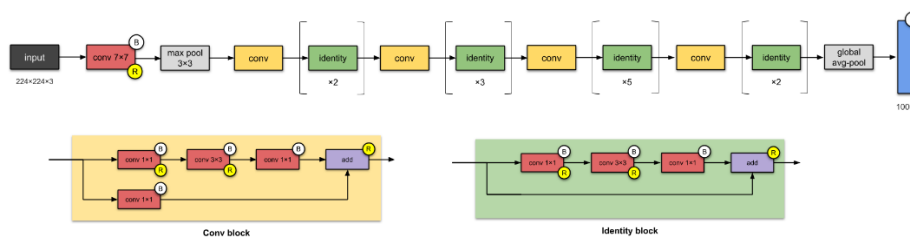
Gambar 2.9 Arsitektur VGG-19



Gambar 2.10 Perbandingan Arsitektur VGG-16 dan VGG-19

2.5 Model Arsitektur ResNet-50

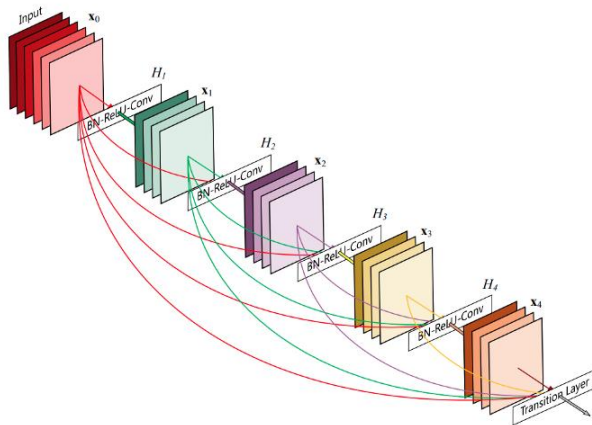
ResNet-50 merupakan salah satu arsitektur CNN yang memperkenalkan sebuah konsep baru yaitu *shortcut connection*. Munculnya konsep shortcut connection pada ResNet-50 memiliki keterkaitan dengan vanishing gradient problem yang terjadi ketika usaha memperdalam struktur dalam suatu network [14]. ResNet-50 ini memiliki 50 layer yang terdiri dari *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected (fc) layer* [15].



Gambar 2.11 Arsitektur ResNet-50.

2.6 Model Arsitektur DenseNet

Dense Convolutional Network (DenseNet) yang menghubungkan setiap lapisan/blok lainnya dengan cara umpan maju. DenseNet memiliki beberapa keunggulan menarik diantaranya meringankan masalah gradien-gradien, memperkuat penyebaran fitur, mendorong penggunaan kembali fitur dan secara substansial mengurangi jumlah parameter [16].



Gambar 2.12 Arsitektur DenseNet

2.7 Pengujian

2.7.1 Skenario pengujian

Pada penelitian ini menggunakan 3 kategori citra lesi kulit yaitu Nevus, Melanoma, dan Seborrheic keratosis. Kemudian dataset akan dibagi menjadi 3 yaitu testing, training, dan validasi. Data testing, training, dan validasi didalamnya terdapat 3 file dimana masing-masing file itu berisi kategori citra sesuai dengan jumlah yang ada.

Tahap selanjutnya akan dilakukan pre-processing yang mana pada tahap ini akan dilakukan penyeragaman ukuran citra. Setelah melakukan pre-processing langkah selanjutnya ialah pengimplementasian model yang sudah ditentukan untuk mendeteksi melanoma dengan menambahkan optimizer GDM lalu didapatkan hasil evaluasi berupa nilai sensitivity, specificity, dan accuracy.

2.7.2 Parameter pengujian

pada parameter pengujian ini memaparkan pengukuran performa model yang menggunakan confusion matrix, yang mana didalam confusion matrix terdapat 4 istilah untuk mempresesentasikan hasil klasifikasi yaitu. True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan yang terakhir False Negative (FN). Dengan formulasi masing-masing ukuran kinerja sebagai berikut:

1. Sensitivity

Perhitungan ketepatan klasifikasi pada jumlah data positif yang teridentifikasi benar sebagai kelas positif [17]. Berikut persamaan rumus untuk perhitungan sensitivity :

$$sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} [17]$$

2. Specificity

Perhitungan kebenaran memprediksi negatif dengan membandingkan dengan jumlah data negatif. Berikut persamaan rumus untuk perhitungan specificity.

$$specificity = \frac{TN}{TP+FN} \quad [17]$$

3. Accuracy

Sebuah matrik untuk mengevaluasi hasil dari model klasifikasi. Akurasi merupakan pembagian dari prediksi model yang dianggap benar dengan jumlah total yang diprediksi [18]. Berikut persamaan rumus untuk perhitungan accuracy:

$$acc = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} [18]$$

MODEL	SENS	SPEC	ACC	TIME
VGG-19				
RESNET-50				
DENSENET				

Tabel 2. Pengukuran peforma klasifikasi

2.8 Linimasa Penelitian

[illegible]

BAB III

KESIMPULAN

kanker merupakan suatu penyakit mematikan di dunia, tingkat kematian yang disebabkan oleh penyakit ini cukup tinggi selain jantung. Ada beberapa jenis kanker di dunia ini salah satunya ialah kanker kulit. Jenis kanker kulit yang banyak didiagnosa belakangan ini ialah jenis melanoma. Untuk mendeteksi melanoma ini digunakan suatu alat yang menghasilkan gambar bernama dermoskopik, dengan dermoskopik ini kita bisa mendiagnosa kanker yang berada pada lesi kulit manusia. Sekilas manusia dapat mendiagnosa secara langsung ketika melihat hasil dari dermoskopik tersebut untuk mendiagnosanya. Lain halnya dengan komputer, meskipun teknologi komputer begitu canggih tetapi untuk mendeteksi suatu hal perlu adanya pelatihan terlebih dahulu. Untuk memecahkan permasalahan ini, ada suatu metode yang bernama Convolutional Neural Network yang mana metode ini dapat mengklasifikasikan suatu citra, sebenarnya ada beberapa metode yang bisa digunakan untuk pengklasifikasian citra tetapi metode ini memiliki hasil akurasi yang cukup bagus untuk sebuah pengklasifikasian. Di dalam convolutional neural network ini terdapat beberapa arsitektur yang mendukung suatu pengklasifikasian citra. Diantaranya yakni VGG-19, ResNet-50, dan DenseNet. Arsitektur tersebut yang menjadi landasan pada penelitian kali ini, yang mana penelitian kali ini diharapkan bisa mendeteksi suatu melanoma pada lesi kulit dan mendapatkan nilai akurasi yang baik dari penelitian sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Turunen, "Experiences of Sym-Flo Headbox and Automatic Profile Control.," *Papermak. Conf. Proc. Tech. Assoc. Pulp Pap. Ind.*, pp. 233–236, 1986.
- [2] A. Mahbod, G. Schaefer, C. Wang, R. Ecker, and I. Ellinger, "Institute for Pathophysiology and Allergy Research , Medical University of Vienna , Austria
Department of Research and Development , TissueGnostics GmbH , Austria
Department of Computer Science , Loughborough University , U . K . Department of Biomedical," *Ieee*, pp. 1229–1233, 2019.
- [3] D. L. Z. Astuti and Samsuryadi, "Kajian Pengenalan Ekspresi Wajah menggunakan Metode PCA dan CNN," *Annu. Res. Semin. Fak. Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 293–297, 2018.
- [4] R. Septian, D. I. Saputra, and S. Sambasri, "Klasifikasi Emosi Menggunakan Convolutional Neural Networks Emotion Classification Based on Convolutional Neural Networks," no. November 2019, pp. 53–62, 2019.
- [5] W. Setiawan, "Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus," *J. Simantec*, vol. 7, no. 2, pp. 48–53, 2020, doi: 10.21107/simantec.v7i2.6551.
- [6] M. Talo, O. Yildirim, U. B. Baloglu, G. Aydin, and U. R. Acharya, "Convolutional neural networks for multi-class brain disease detection using MRI images," *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 78, no. October, 2019, doi: 10.1016/j.compmedimag.2019.101673.
- [7] W. Setiawan and F. Damayanti, "Layers Modification of Convolutional Neural Network for Pneumonia Detection," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1477, no. 5, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1477/5/052055.
- [8] M. K. Hasan, L. Dahal, P. N. Samarakoon, F. I. Tushar, and R. Martí, "DSNet: Automatic dermoscopic skin lesion segmentation," *Comput. Biol. Med.*, vol. 120, no. April, 2020, doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.103738.
- [9] F. Xie, J. Yang, J. Liu, Z. Jiang, Y. Zheng, and Y. Wang, "Skin lesion segmentation using high-resolution convolutional neural network," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 186, p. 105241, 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2019.105241.

- [10] J. W. G. Putra, “Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning,” vol. 4, pp. 1–235, 2019.
- [11] A. G. Anugerah and D. Informatika, “Klasifikasi Tingkat Keganasan Kanker Paru-Paru Pada Computed Tomography (Ct) Scan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” 2018.
- [12] O. N. Putri, “Implementasi metode cnn dalam klasifikasi gambar jamur pada analisis image processing,” 2020.
- [13] M. A. Pangestu and H. Bunyamin, “Analisis Performa dan Pengembangan Sistem Deteksi Ras Anjing pada Gambar dengan Menggunakan Pre-Trained CNN Model,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 4, pp. 337–344, 2018.
- [14] F. Nashrullah, S. Adhi, and G. Budiman, “Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet- 50 Untuk Klasifikasi Pornografi,” *J. Comput. Electron. Telecommun.*, 2020.
- [15] Y. S. HARIYANI, S. HADIYOSO, and T. S. SIADARI, “Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 8, no. 2, p. 443, 2020, doi: 10.26760/elkomika.v8i2.443.
- [16] J. Pardede, D. Adi, and L. Putra, “Implementasi DenseNet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma,” vol. 6, pp. 425–433, 2020.
- [17] I. SABILLA, AHMAD, “Klasifikasi Jenis Batik Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *Tesis*, no. 201510370311144, 2020.
- [18] R. Rokhana *et al.*, “Convolutional Neural Network untuk Pendeteksian Patah Tulang Femur pada Citra Ultrasonik B–Mode,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 1, p. 59, 2019, doi: 10.22146/jnteti.v8i1.491.

