

SKIN CANCER IMAGE DETECTION SYSTEM USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL

Muhamad Suhaedi^{1*}, Hamid Abdillah¹, Annisa Rizki Liliandari²

¹Mechanical Engineering Vocational Education, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Indonesia

²Synthesis Academy, Indonesia

ARTICLE INFO

History of the article:

Received February 3, 2023

Revised February 21, 2023

Accepted February 23, 2023

Published March 1, 2023

Keywords:

Artificial Intelligence

Convolutional Neural Network

Skin Cancer

ABSTRACT

The development of science and technology (IPTEK) in the current era is growing very rapidly in various fields such as industry, education, especially the health sector. Many technologies can be used, one of which is artificial intelligence technology. This study aims to detect skin cancer images using CNN so that they can be efficient and precise. This research method uses the convolutional neural network (CNN) method, namely image processing, the development of a multilayer perceptron (MLP), in which the neurons of the data are propagated in two dimensions. Because this method has very high accuracy compared to the fuzzy k-nearest neighbors. The results of this study are that there are 7 classes of skin cancer images including actinic keratosis, basal cell carcinoma, dermatofibroma, benign keratosis, melanocytic nevi, vascular lesions and melanoma. From the results of testing the 7 classes using the convolutional neural network (CNN) method with a very high accuracy rate of 99%, 96%, 98%, 99%, 100%, 99% and 96%, respectively. With the conclusion that using the convolutional neural network (CNN) method produces an average accuracy of 98% compared to the Mobilnetv2, Resnet50 and VGG16 models, which means that the CNN model is proven to be more accurate. So it is hoped that this detection system can be applied as a skin cancer detection system for the world of health.

This is an open access article under the CC BY-ND license.



Kata Kunci :

Artificial Intelligence

Covolutional Neural Network

Kanker Kulit

ABSTRAK

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi (IPTEK) di era sekarang berkembang sangat pesat di berbagai bidang seperti industri, Pendidikan terutama bidang Kesehatan. Banyak teknologi yang dapat digunakan salah satunya teknologi artificial intelligence. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi gambar kanker kulit menggunakan CNN sehingga dapat efisien dan tepat. Metode penelitian ini menggunakan metode convolutional neural network (CNN) yaitu pengolahan citra, pengembangan dari multilayer perceptron (MLP), yang pada neuronnya data dipropagasikan dalam dua dimensi. Karena metode ini memiliki akurasi yang sangat tinggi di dibandingkan dengan fuzzy k-nearest neighbor. Hasil penelitian ini yaitu terdapat 7 kelas gambar kanker kulit diantaranya actinic keratoses, basal cell carcinoma, dermatofibroma, benign keratosis, melanocytic nevi, vascular lesions dan melanoma. Dari hasil pengujian 7 kelas tersebut menggunakan metode convolutional neural network (CNN) dengan menghasilkan tingkat akurasi yang sangat tinggi secara berturut-turut yaitu sebesar 99%, 96%, 98%, 99%, 100%, 99% dan 96%. Dengan kesimpulan menggunakan metode convolutional neural network (CNN) menghasilkan rata-rata akurasinya sebesar 98% di dibandingkan dengan model Mobilnetv2, Resnet50 dan VGG16 yang artinya model CNN terbukti lebih akurat Sehingga diharapkan system deteksi ini dapat diterapkan sebagai system deteksi kanker kulit bagi dunia kesehatan.

Correspondence:

Muhamad Suhaedi
 Universitas Sultan Ageng Tirtayasa,
 Indonesia,
 Email: muhamadsuhaedi26@gmail.com

PENDAHULUAN

Perkembangan ilmu pengetahuan serta teknologi (IPTEK) di era sekarang berkembang dengan sangat pesat. Yang meliputi berbagai bidang salah satunya adalah bidang sains dan teknologi ilmu kedokteran terutama dalam menggunakan model deep learning untuk mendeteksi penyakit yang pengolahannya menggunakan citra. Sehingga pada penelitian ini untuk mendeteksi kanker kulit secara tepat dan cepat [1]. Deep Learning adalah suatu bagian dari ilmu machine learning yang sistemnya menggunakan perkembangan dari basis saraf jaringan tiruan [2] [3]. hal itu termasuk ke dalam suatu sistem artificial intelligence atau kecerdasan buatan yang diibaratkan berupa jaringan saraf pada otak manusia.

Kecerdasan buatan (artificial intelligence) yaitu suatu cabang ilmu komputer yang dapat digunakan dalam berbagai bidang, tidak terkecuali bidang kesehatan sebagai sistem deteksi kanker kulit [4]. Kanker kulit merupakan massa atau hiperplasia jaringan kulit, yang dapat mempengaruhi bagian dan bahkan semua lapisan kulit yang strukturnya sudah tidak sesuai dengan tingkat diferensial sel pada nukleus, kromatin, serta sitoplasma, yang menunjukkan ekspansi, infiltrasi, menghancurkan jaringan di sekelilingnya, serta bermetastasis dengan cara berawal dari darah, pembuluh dan / atau pembuluh limfatik [5]. Kanker kulit salah satu jenis kanker yang serius serta belum bisa diobati maka akan menyebabkan kematian, atau menimbulkan cacat dan biaya pengobatan yang besar [6]. Penyakit kanker kulit sangat berbahaya menurut biro statistik Australia, sebanyak 32,6 persen dari warga negara Australia yang menderita kanker yaitu pengidap kanker kulit dengan rincian pada tahun 2012, terdiri dari 971.279 kasus kanker kulit, termasuk 2.162 kematian. Sedangkan pada tahun 2015, mempunyai 80.442 kasus melanoma kulit di Amerika Serikat dan 8.885 kematian, menurut Pusat Pengendalian dan Pencegahan Penyakit [6]. Sedangkan secara global tahun 2012 terdapat 14 juta kasus baru serta 8,2 juta kematian yang diakibatkan oleh kanker kulit [7]. Sedangkan Di Indonesia, penyakit kanker kulit masih di bawah kanker Rahim dan kanker payudara walaupun penyakit kanker kulit peringkat ketiga terbanyak di Indonesia harus tetap di waspadai dan di cegah

sejak dini agar tidak terus bertambah serta diperlukan teknologi pendeteksi yang modern [9].

Di era modern ini, ada banyak teknologi canggih untuk mendeteksi gambar seperti wajah, objek, tipe, dan lain-lain. Dalam pemrosesan gambar akan lebih efektif di pelajari pembelajaran secara mendalam di dibandingkan dengan pembelajaran mesin [10]. Kecanggihan teknologi tersebut dapat digunakan dalam mendeteksi suatu penyakit terutama kanker yang berbasis aplikasi website dengan sistem artificial intelligence. Pada penelitian sebelumnya oleh Mustika Mentari telah melakukan paper tentang dua jenis kanker kulit diantaranya, melanoma serta non-melanoma dengan cara menggunakan 200 data citra dermoscopic yang berbeda dengan judul penelitiannya "Using linear discriminant analysis fuzzy k-nearest neighbor Lp-norm for melanoma Skin Cancer Detection", dimana nilai akurasi yaitu 72%. Sedangkan pada penelitian Tama Loy Dennis Munthe juga dilakukan dengan mengklasifikasikan gambar kanker kulit menggunakan deep convolutional neural network sesuai dengan keganasan kanker pada melanosit dan data pelatihan menggunakan hingga 1500 gambar termasuk 3 kategori tahi lalat, untuk melanoma serta melanoma ganas, akurasi penilaiannya sebesar 84% [11].

Sedangkan penelitian sebelumnya dengan model ResNet untuk klasifikasi kanker melanoma menghasilkan akurasi 83%, model MobileNet dan DenseNet-121 untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dengan hasil 82.6% dan 71.9%, model CNN, Alexnet, VGGNet dan GoogleNet dengan akurasi penggabungan model masing-masing 79% nevus, 85% melanoma dan keratosis sebarok 86%, sedangkan metode CNN untuk mengklasifikasikan benign dan malignant menghasilkan akurasi 80.3% [12].

Maka dengan demikian atas dasar penelitian yang sudah ada tersebut tingkat akurasi masih rendah dan epochnya masih kecil sehingga masih memungkinkan itu bukan kanker kulit oleh karena itu pada penelitian ini mencoba menguji menggunakan model convolutional neural network (CNN) untuk mengklasifikasikan gambar kanker kulit dengan epoch yang digunakan sebanyak 70 epoch. Dengan menguji cobakan gambar kanker kulit dari 7 kelas yaitu basal cell carcinoma, melanocytic nevi, melanoma, benign keratosis, actinic

keratoses, vascular lesions dan dermatofibroma. Dengan Dataset yang di gunakan berjumlah 10015 gambar sehingga dapat mendiagnosa penyakit kanker kulit lebih tepat dan akurat. Tujuan penelitian ini untuk melakukan prediksi klasifikasi gambar kanker kulit dengan menggunakan algoritma convolutional neural network.

METODE PENELITIAN

Pada tahap ini, penulis membuat model klasifikasi kanker kulit dengan metode convolutional neural network (CNN) dengan menggunakan google collab sebagai platform untuk menjalankan file jupyter notebook (.ipynb) dan menggunakan framework tensorflow dan keras sebagai framework utamanya. CNN ini salah satu metode deep neural network yang mempunyai keakurasian yang bagus pada image recognition. Dimana CNN merupakan metode untuk pengolahannya melalui citra sebagai upaya pengembangan dari multilayer perceptron (MLP) yang data di propagasikan dalam 2 dimensi pada neuronnya [13]. Teknik pengumpulan data nya yaitu dengan studi literatur dan menggunakan dataset di kaggle. Dimana dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 10015 citra kulit yang memiliki 7 kelas. Pada penelitian ini juga merancang model CNN untuk mendeteksi gambar kanker kulit berdasarkan citra hasil gambar kulit. Oleh karena itu, memilih untuk mengidentifikasi 7 kelas yaitu melanocytic nevi, actinic keratoses, basal cell carcinoma, melanoma, benign keratosis, vascular lesions, dan dermatofibroma. Arsitektur model convolutional neural network (CNN) yang bakal dipakai pada penelitian ini memiliki 8 layer convolutional 2D yang memiliki filters (64, 128, 128, 256, 256, 256, 128, 64, 64,7) input layers pertama adalah (28, 28, 3) dan layer berikutnya (2,2 dan 3,3), jenis polling yang digunakan dalam penelitian ini yaitu MaxPooling serta batch normalization. Fully connected layer yang dimanfaatkan ialah (256, 128) dan menggunakan dropout (0.2) dan model yang telah dibuat perlu dievaluasi terlebih dahulu untuk memastikan model yang telah dibuat sudah baik atau belum metode evaluasi yang digunakan adalah metode confusion matrix. Confusion matrix adalah salah satu tools analitik prediktif yang menampilkan dan membandingkan nilai aktual atau nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi model yang dapat digunakan untuk menghasilkan matrik evaluasi seperti Accuracy (akurasi), Precision, Recall, dan F1-Score atau F-Measure.

Akurasi adalah ukuran nilai yang menjadi ketetapan dari suatu sistem dalam melakukan klasifikasi dengan benar antara true positif dan true negative. Untuk persamaan akurasi sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (1)$$

Sensitivitas atau biasa disebut *Recall* adalah hasil yang menunjukkan bahwa banyak data yang dikatakan terklasifikasi benar dan positif. Untuk persamaann recal sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

Precision merupakan parameter validasi terhadap kedekatan hasil pengukuran sistem data yang di inginkan. Untuk persamaannya sebagai berikut:

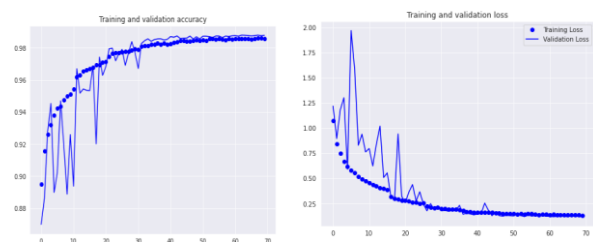
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

F1-score digunakan untuk menghitung nilai kombinasi rata-rata precision dan recall. Untuk persamaannya sebagai berikut:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

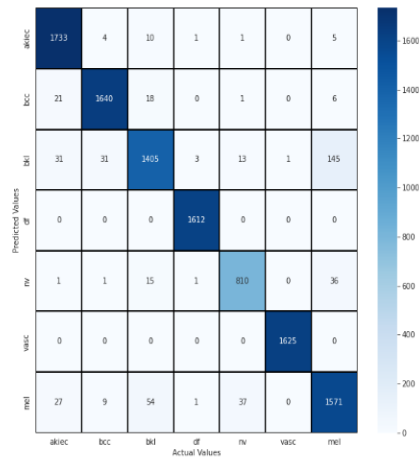
Untuk kurva akurasi, nilai akurasi dari pelatihan mengalami peningkatan mendekati 1. Nilai akurasi pelatihan dan nilai akurasi pada data validasi menunjukkan model ini dalam keadaan goodfit dan bentuk kurva akurasinya pun sangat baik karena tidak terlalu banyak noise atau bias pada kurva akurasi validasinya, noise hanya terjadi pada iterasi awal pelatihan dan bentuknya membaik secara signifikan.

Dari kurva kesalahan (loss) pelatihan pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa kurva loss tersebut memiliki bentuk kurva yang baik dengan nilai akhir loss rendah, yaitu 0.1483 dan nilai validasi loss pelatihan adalah 2.00. Kesalahan (loss) validasi pelatihannya memiliki nilai lebih rendah daripada nilai kurva kesalahannya yang menandakan model berada dalam keadaan goodfit.



Gambar 1. Training dan Validasi Data

Pada gambar 2 merupakan heatmap yang menampilkan hubungan antar variabel pada dataset 7 kelas. Variabel yang memiliki hubungan erat ditunjukkan dengan nilai yang mendekati 1 sedangkan yang nilainya mendekati 0 berarti hubungannya kurang atau bahkan bisa dikatakan tidak memiliki hubungan. Dimana 7 kelas itu merupakan dataset yang terdiri variable id, image_id, dx, dx_type, age, sex, localization.



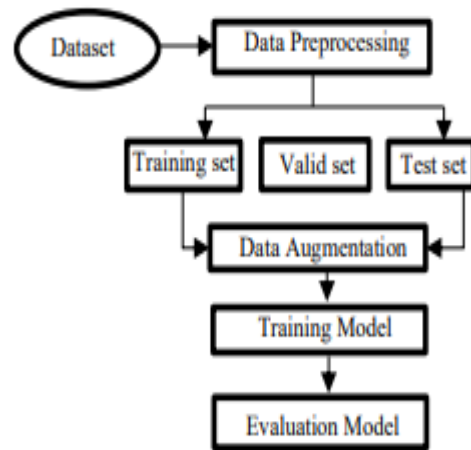
Gambar 2. Korelas antar 7 kelas

Selain itu untuk proses praprocessing data sebagai berikut:

1. Pengecekan info deskripsi dataset. Datastnya antara lain pada hasil pengecekan terdapat 7 variabel dan tidak ada nilai yang kosong. Fitur diantaranya ada Melanocytic nevi, Melanoma, Benign keratosis, Basal cell carcinoma, Actinic keratosis, Vascular lesions, Dermatofibroma.
2. Menghitung nilai statistik statistik dari dataset berupa spin dan test 25%, 75%, max. Berdasarkan hasil dari nilai statistik dataset hasilnya count (frekuensi) pada semua variabel adalah 43473 karena merupakan jumlah data. Kemudian nilai median didapat berdasarkan nilai kuartil pertama ada di 25% dan kuartil kedua ada di 75%. Nilai statistik ini diperlukan untuk menormalisasi data.
3. Membuat kolom HAM10000_images_part1.zip dan HAM10000_images_part2.zip ke dalam satu folder yang berisi hasil dari penggabungan folder lesion_id, image_id, dx, dx_type, age, sex, localization, lesion, lesion_idx
4. Melakukan One Hot Encoding untuk memecah kategori pada kolom baru menjadi kolom baru dengan tipe kategori bilangan biner. menghasilkan variabel atau kolom baru yaitu Melanocytic nevi, Melanoma, Benign

5. keratosis, Basal cell carcinoma, Actinic keratosis, Vascular lesions, Dermatofibroma.
5. Pengecekan info setelah merubah dataset pada hasil pengecekan terdapat 32604 dan 10869 variabel dan tidak terdapat nilai yang kosong dengan tipe integer dan float.
6. Melakukan normalisasi data menggunakan numpy array
7. Melakukan reshape gambar dataset diubah menjadi ukuran yang sama yaitu 64x64
8. Melakukan data augmentation dengan cara memanipulasi atau memodifikasi dari dataset yang ada seperti menjadi miring, berputar posisi 30%, gambar diperbesar sebanyak 2 kali dan merubah arah posisi gambar.

Secara keseluruhan tahapan-tahapan untuk proses penelitian ini dapat dilihat pada flowchart di bawah ini:



Gambar 3. Flowchart

HASIL DAN PEMBAHASAN

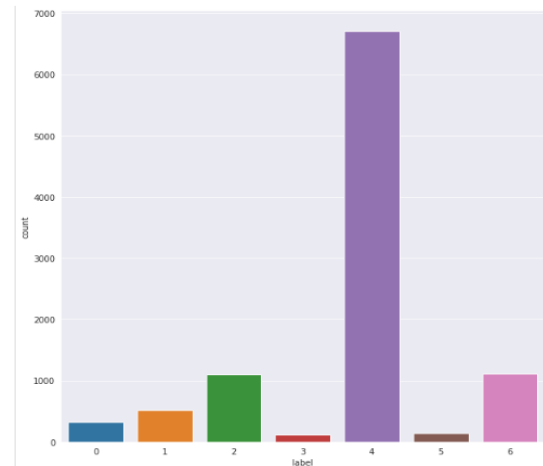
Kulit adalah nagian terluar yang melapisi tubuh manusia, oleh karena itu kulit membutuhkan perawatan dan perlindungan seperti bian tubuh lainnya agar terhindar dari paparan yang dapat menimbulkan kerusakan atau penyakit [14]. Salah satu penyakit yang dapat terjadi pada kulit manusia yait kanker kulit. Kanker kulit yaitu suatu bentuk kanker yang pada umumnya di temukan di Amerika Serikat dimana anggaran perawatannya melebihi \$8 miliar per tahun [12]. Dengan demikian untuk meminimalisir terjadinya penyakit kanker tersebut sehingga tidak terjadi perawatan yang cukup mahal perlu adanya system deteksi kanker kulit yaitu dengan teknologi system artificial intelligence menggunakan google collab dengan Bahasa pemrograman python. Google collab merupakan yang menyediakan GPU dan service cloud secara gratis. Biasanya bisa digunakan untuk melakukan

programming dengan cara menggunakan bahasa python serta dapat di kembangkan melalui aplikasi deep learning pada library diantaranya OpenCV, keras, Tensorflow dan pytorch. Namun seorang programmer tentu memerlukan google collab untuk kegiatan-kegiatan sebagai berikut.

1. Untuk melakukan penulisan serta eksekusi code python.
2. Yang dapat memasukan persamaan matematika dengan dibuat dokumen
3. Terdapat sarana untuk membagikan dan mengupload notebook
4. Mengirim atau menyimpan notebook ke Google Drive
5. Mengirim dan menyebarkan notebook dari github
6. mengirim dataset eksternal yaitu dari Kaggle
7. Menyatukan PyTorch, TensorFlow, Keras dan OpenCV
8. Kemudian service cloud secara gratis menggunakan GPU super.

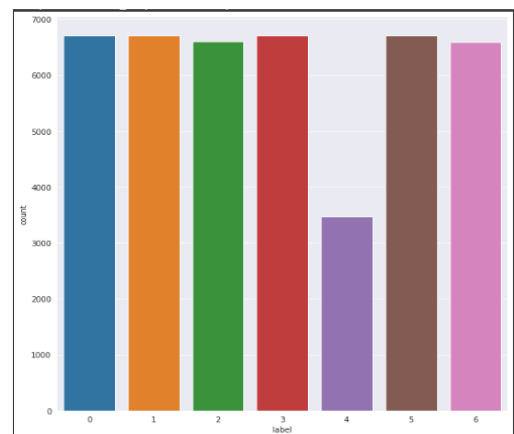
Dengan demikian untuk membuat program deteksi gambar menggunakan tensorflow dengan metode CNN menggunakan Google Collab. Selanjutnya akan melakukan percobaan beberapa perintah untuk menjalankan program dengan menggunakan pemrograman python. Untuk parameter nilainya menggunakan teknik resampling yang digunakan adalah gabungan SMOTE dengan ENN yang termasuk ke dalam metode resampling gabungan (hybrid).

Sebelum dilakukan resampling, maka perlu membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu "Data" yang merepresentasikan karakteristik nilai pixel dari tiap citra dan "Label" yang merepresentasikan label atau jenis kanker kulit lesi berpigmen. Setelah itu, barulah dilakukan resampling menggunakan masing - masing teknik resampling. Setelah itu, dilakukan reshaping, yaitu mengubah nilai pixel array citra masukan menjadi nilai 28x28x3 yang berarti berukuran 28x28 pixel dengan dimensi warna Red Green, Blue (RGB). Gambar di bawah ini menampilkan komposisi distribusi data 7 kelas kanker kulit pada dataset HAM10000. Dapat dilihat bahwa distribusi data antar kelas sangat tidak seimbang.



Gambar 4. Distribusi Dataset Sebelum Dilakukan Resampling

komposisi distribusi dataset antar kelas kanker kulit setelah dilakukan resampling menggunakan metode gabungan teknik oversampling SMOTE dan undersampling undersampling Edited Nearest Neighbour (ENN).



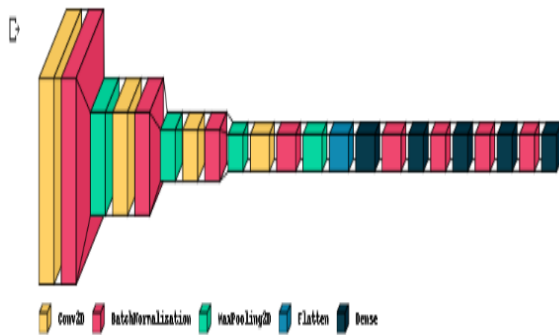
Gambar 5. Distribusi Dataset Setelah Resampling dengan Teknik SMOTE + ENN

Setelah dilakukan resampling, kemudian dataset dibagi menjadi dua bagian menggunakan fungsi train test split dari library sklearn model selection dengan perbandingan 75% data latih (train) dan 25% data uji (test) yang akan digunakan dalam pelatihan model klasifikasi kanker kulit dengan arsitektur Convolutional Neural Network.

Modelling

Pada proyek akhir ini kami menggunakan domain computer vision menggunakan model convolution neural network. Modelling digunakan untuk mengetahui hasil rekomendasi dengan menggunakan algoritma. Algoritma yang digunakan penulis yaitu algoritma convolutional neural network (CNN). Pelatihan model dilakukan

dengan batas iterasi (epoch) sebanyak 70 kali dan dengan memanfaatkan metode callbacks dari framework keras, antara lain callbacks model checkpoint untuk menyimpan model atau weights dalam checkpoint file dalam kualitas terbaik setiap interval tertentu yang ditentukan, kemudian callbacks reduceLronplateau untuk mengurangi nilai koreksi bobot (learning rate) ketika metrik yang ditinjau saat pelatihan tidak mengalami perubahan yang baik, dan callbacks early stopping untuk menghentikan pelatihan sebelum semua iterasi (epoch) selesai jika metrik yang ditinjau tidak lagi mengalami perubahan yang baik. Berdasarkan hal tersebut, untuk arsitektur model CNN sebagai berikut.



Gambar 6. Model Arsitektur CNN

Arsitektur model ini sudah dirancang sebaik-baiknya dan melewati trial and error berkali-kali hingga didapatkan arsitektur model klasifikasi kanker kulit paling baik yang saat ini dapat pada penelitian ini. Layer batch normalization berfungsi untuk menormalisasikan aktivasi pada layer sebelumnya. Untuk mengurangi gerakan kovarian dan distribusinya disamakan ke setiap nilai yang diinputkan yang mengalami perubahan setiap saat akibatnya pada saat proses training layer akan mengalami perubahan terus-menerus maka harus menggunakan batch normalization. Menggunakan batch normalization memungkinkan akurasi menjadi jauh lebih tinggi, meningkatkan kecepatan pada saat pelatihan model CNN dan mengurangi tingkat overfitting model. Untuk jumlah setiap model arsitektur cnn dapat dilihat pada table 1 dibawah ini.

Table 1. Jumlah Input Layer, Output Layer dan Neuron

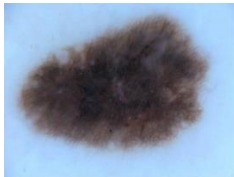
Hidden Layer	Input layer	Output layer	Neuron
conv2d (Conv2D)	(None, 28, 28, 3)	(None, 28, 28, 64)	1792
BatchNormalization	(None, 28, 28, 64)	(None, 28, 28, 64)	256

MaxPooling2D	(None, 28, 28, 64)	(None, 14, 14, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 14, 14, 64)	(None, 14, 14, 128)	73856
batch_normalization_1	(None, 14, 14, 128)	(None, 14, 14, 128)	512
max_pooling2d_1	(None, 14, 14, 128)	(None, 7, 7, 128)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 7, 7, 128)	(None, 7, 7, 128)	147584
batch_normalization_2	(None, 7, 7, 128)	(None, 7, 7, 128)	512
max_pooling2d_2	(None, 3, 3, 128)	(None, 3, 3, 256)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 3, 3, 128)	(None, 3, 3, 256)	295168
batch_normalization_3	(None, 3, 3, 256)	(None, 3, 3, 256)	1024
max_pooling2d_3	(None, 3, 3, 256)	(None, 1, 1, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 1, 1, 256)	(None, 256)	0
dense (Dense)	(None, 256)	(None, 256)	65792
batch_normalization_4	(None, 256)	(None, 256)	1024
Dense_1 (Dense)	(None, 256)	(None, 128)	32896
batch_normalization_5	(None, 128)	(None, 128)	512
Dense_2 (Dense)	(None, 128)	(None, 64)	8256
batch_normalization_6	(None, 64)	(None, 64)	256
Dense_3 (Dense)	(None, 64)	(None, 64)	4160
batch_normalization_7	(None, 64)	(None, 64)	256
Dense_4 (Dense)	(None, 64)	(None, 7)	455

Training CNN

Pada tahap ini semua dataset yang digunakan data training akan di train atau dilatih dengan cara menggunakan model Arsitektur CNN dengan Setelah didapat data training, kemudian dilakukan evaluasi pada masing-masing model. Evaluasi menggunakan teknik resampling yang digunakan, dan parameter yang digunakan pada metode callbacks saat pelatihan hingga menghasilkan model klasifikasi kanker kulit yang memiliki kualitas prediksi baik dan dapat digunakan oleh banyak orang. Semua data dari kelas kanker kulit akan dikenalkan agar bisa mendeteksi gambar dengan tepat serta kelas yang dimilikinya sesuai sesuai. Setiap aplikasi diperlukan data training yang berupa dataset yang telah di train kemudian akan dibaca oleh sistem objek deteksi CNN. Data yang digunakan pada penelitian ini ialah data citra penyakit kanker kulit diantaranya melanocytic nevi, melanoma, benign keratosis, basal cell carcinoma, actinic keratoses, vascular lesions, dan dermatofibroma dengan masing-masing kelas mempunyai 327 dan 115 citra baru. Jumlah data yang dipakai sekitar 10015 data citra kanker kulit dari jumlah tersebut lalu dibagi menjadi beberapa

data pelatihan sebesar 5000 citra, data validasi sebesar 43473 citra, serta pegujian sebesar 32604 dan 10869 citra. Processing data pada penelitian ini dimanfaatkan untuk dikelompokan semua data yang di inputkan citra ke dalam kelas citra yang sesuai dengan kelas penyakit kulit. Untuk sampel pengujian yang dilakukan dari setiap kelas tidak memiliki karakteristik khusus gambarnya maka kelas gambar kanker kulit yang akan di deteksi sebagai berikut.



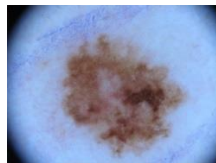
Gambar 7. Melanocytic Nevi



Gambar 8. Actinic keratoses



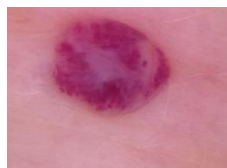
Gambar 9. Basal Cell Carcinoma



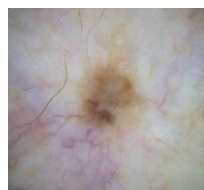
Gambar 10. Melanoma



Gambar 11. Benign Keratosis



Gambar 12. Vascular Lesions



Gambar 13. Dermatofibroma

Running CNN

Untuk mendeteksi gambar perlu adanya inputan yang harus diolah, pada CNN memerlukan penginputan gambar dengan pikselnya berukuran kelipatan dari 64. Hal itu karena semakin besar ukuran gambar inputan, artinya semakin tepat juga yang di peroleh dari hasil pendeteksian tersebut, tetapi komputasi ini membutuhkan waktu yang cukup lama atau sebaliknya. Dengan demikian ukuran piksel dari gambar input harus menyesuaikan pada alat yang digunakan sebagai training dan deteksi. Kemudian setelah diperkirakan cukup selanjutnya dilakukan

pengujian detetction dengan model CNN agar dapat mengetahui hasilnya. Pada tahap ini disini saya menampilkan objek yang terdeteksi pada gambar, yaitu dengan menggunakan fungsi callbacks, disini akan sedikit memakan waktu jadi kita perlu bersabar atau tunggu sebentar. Untuk masalah lama dan tidaknya ini tergantung dari kecepatan internetnya juga mempengaruhi dan dari komputer yang kita gunakan juga mempengaruhi. Untuk proses running terhadap 7 kelas ini dapat di lihat pada tabel berikut ini.

Tabel 2. Hasil Akurasi Pengujian Model CNN

Kelas	F1				Akurasi
	Scor e	Presisi	Recall	Support	
Actinic Keratoses	97%	96%	98%	1754	99%
Basal Cell Carcinoma	98%	99%	98%	1686	96%
Benign Keratosis	90%	93%	87%	1629	98%
Dermatofibroma	100%	100%	100%	1612	99%
Melanocytic Nevi	93%	94%	92%	864	100%
Vascular Lesions	100%	100%	100%	1625	99%
Melanoma	90%	90%	91%	1699	96%
Rata-Rata					98%

Pada nomor 1 objek yang dideteksi sebesar 99% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit, pada nomor 2 objek yang dideteksi sebesar 96% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit, pada nomor 3 objek yang dideteksi sebesar 98% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit, pada nomor 4 objek yang terdeteksi sebesar 99% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit, pada nomor 5 objek yang terdeteksi sebesar 100% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit, pada nomor 6 objek yang terdeteksi sebesar 99% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit, pada nomor 7 objek yang terdeteksi sebesar 96% yakin bahwa ini sangat benar kanker kulit. Maka dengan persentasi kebenaran tersebut dapat dikatakan bahwa persentasi di angka 96% dan 100% sehingga rata-rata secara keseluruhan didapatkan hasil sebesar 98% artinya itu benar menandakan bahwa itu kanker kulit. Akurasi tersebut di pengaruhi karena set data yang digunakan dimana dataset ini tidak memiliki standar pengambilan gambar yang sama sehingga tingkat kecerahannya pada semua

gambar menjadi beda-beda tetapi binerisasi yang dilakukan untuk melakukan segmentasi gambar mempunyai nilai yang tepat. Maka hal tersebut mempengaruhi performa sistem dalam melakukan segmentasi dan kalkulasi parameter. maka pada kelas Basal Cell Carcinoma paling tidak sesuai dengan standar sedangkan kelas Melanocytic Nevi paling sesuai dengan standar gambar yang tinggi.

Sementara itu Citra di-resize berukuran 64x64 piksel dan menggunakan hyperparameter optimizer SGD, learning rate 0,001, epoch 50 dan batch size 32. Nilai akurasi diperoleh sebesar 99,70%, loss 0,0055, presisi 0,9975, recall 0,9975 dan f1-score 0,9950 [15]. Sebelum melakukan pengujian dengan model CNN sudah ada pengujian model dengan memanfaatkan arsitektur CNN yang lain yang berfungsi untuk membandingkan serta mengetahui hasil arsitektur terbaik yang dihasilkan [16]. Hasil yang diperoleh pada perbandingan arsitektur yang dilakukan dapat dilihat dibawah ini.

Tabel 3. Hasil Akurasi Pengujian Model algoritma lain

Algoritma	Hasil Akurasi
Mobilnetv2	80%
Resnet50	80%
VGG16	88%

Sedangkan untuk model algoritma KNN hasil Akurasinya hanya sebesar 70,61 % dari data sebanyak 3637 data citra training. Dengan demikian telah terbukti bahwa dengan menggunakan model algoritma CNN terbukti lebih akurat di bandingkan dengan model algoritma lain yaitu sebesar 98% di bandingkan dengan model mobilnet (80%), resnet50 (80%), VGG16 (88%) dan KNN 70,61%.

Evaluasi

Setelah melakukan pemodelan maka model yang telah dibuat perlu dievaluasi terlebih dahulu untuk memastikan model yang telah dibuat sudah baik atau belum. Evaluasi yang dilakukan pada proyek akhir ini menggunakan evaluasi confusion matrix. Confusion matrix adalah tools analitik prediktif yang bisa melihatkan, membandingkan nilai nyata dengan suatu nilai hasil prediksi model yang bisa dilakukan untuk mendapatkan matrik evaluasi diantaranya akurasi, presisi, recall serta F1-Score atau F-Measure. Untuk tabel evaluasi confusion matrix yaitu.

Actual Class	Predicted Class			Total
	Yes	No	Total	
Yes	TP	FN	P	
No	FP	TN	N	
Total	P'	N'	P+N	

Gambar 6. Contoh Tabel Confusion Matrix

True Positive (TP) ialah total data dengan nilai aslinya positif serta nilai prediksinya positif, False Positive (FP) ialah total data dengan nilai aslinya negatif serta nilai prediksinya positif, False Negative (FN) ialah total data dengan nilai aslinya positif serta nilai prediksinya negative dan True Negative (TN) ialah total data dengan nilai aslinya negatif serta nilai prediksinya negatif.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian di atas, dapat disimpulkan bahwa dari system deteksi kanker kulit terdapat 7 kelas untuk mendeteksi gambar kanker kulit diantaranya basal cell carcinoma, actinic keratoses, benign keratosis, dermatofibroma, melanocytic nevi, vascular lesions dan melanoma. Dari hasil pengujian 7 kelas tersebut menggunakan metode convolutional neural network (CNN) menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 98% di bandingkan dengan model Mobilnetv2, Resnet50 dan VGG16 yang artinya model CNN terbukti lebih akurat. Sehingga metode CNN ini sangat cocok untuk mendeteksi gambar kanker kulit yang akurat serta mendeteksi menggunakan artificial intelligence sangat efisien untuk digunakan pada dunia Kesehatan. Hal itu metode Convolutional neural network dapat dijadikan acuan untuk mendeteksi kanker-kanker yang lain. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya menggunakan metode yang lain seperti recurrent neural networks atau artificial neural networks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terimakasih kepada jurusan Pendidikan Vokasional Teknik Mesin dan Universitas Sultan Ageng Tirtayasa yang telah membimbing dan mendukung dalam menyelesaikan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] B. Niam, Q. Qirom, and D. Sucipto, "Deteksi Kanker Kulit Dengan Menggunakan Metode Sudut Harris," *Power Elektron. J. Power Elektron.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–3, 2020, doi: 10.30591/polekro.v9i1.1791.
- [2] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis

- Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.), vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [3] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia,” *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [4] A. O. P. Dewi, “Kecerdasan Buatan sebagai Konsep Baru pada Perpustakaan,” *Anuva J. Kaji. Budaya, Perpustakaan, dan Inf.*, vol. 4, no. 4, pp. 453–460, 2020, doi: 10.14710/anuva.4.4.453-460.
- [5] S. Wilvestra, S. Lestari, and E. Asri, “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, pp. 47–49, 2018.
- [6] N. N. Faruk, Muhammad, “Telematika Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Fitur Tekstur , Fitur Warna Citra Menggunakan SVM dan KNN,” *Telematika*, vol. 13, no. 2, pp. 100–109, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.amikompurwokerto.ac.id/index.php/telematika/article/view/987>.
- [7] A. W. S. Teresia R. Savera, Winsya H. Suryawan, “Deteksi Dini Kanker Kulit Menggunakan K-Nn Dan Convolutional Neural Network,” *Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 1–212, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202072602.
- [8] F. L. D. Cahyanti, W. Gata, and F. Sarasati, “Implementasi Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Dalam Menentukan Tingkat Keberhasilan Immunotherapy Untuk Pengobatan Penyakit Kanker Kulit,” *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi*, vol. 21, no. 1, p. 259, 2021, doi: 10.33087/jiubj.v21i1.1189.
- [9] N. Khasanah, R. Komarudin, N. Afni, Y. I. Maulana, and A. Salim, “Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Algoritma Random Forest,” *Sisfotenika*, vol. 11, no. 2, p. 137, 2021, doi: 10.30700/jst.v11i2.1122.
- [10] R. Yohannes and M. E. Al Rivan, “Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM,” *J. Algoritm.*, vol. 2, no. 2, pp. 133–144, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2363.
- [11] D. A. Nurlitasari, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu’adah, “Analisis Performansi Sistem Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Electr. Syst. Control Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 91–99, 2022, doi: 10.31289/jesce.v5i2.5691.
- [12] Luqman Hakim, Z. Sari, and H. Handhajani, “Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 379–385, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3001.
- [13] Sofia Saidah, I. P. Y. N. Suparta, and E. Suhartono, “Modifikasi Convolutional Neural Network Arsitektur GoogLeNet dengan Dull Razor Filtering untuk Klasifikasi Kanker Kulit,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 148–153, 2022, doi: 10.22146/jnteti.v11i2.2739.
- [14] K. Ritonga, “Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Kanker Kulit Melanoma Menggunakan Metode Case Based Reasoning,” *J. Inf. dan Teknol. Ilm.*, vol. 7, no. 3, pp. 247–252, 2020.
- [15] R. AGUSTINA, R. MAGDALENA, and N. K. C. PRATIWI, “Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, p. 446, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.446.
- [16] N. Nurkhasanah and M. Murinto, “Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Sainteks*, vol. 18, no. 2, p. 183, 2022, doi: 10.30595/sainteks.v18i2.13188.