

## PERBANDINGAN PRESKRINING LESI KULIT BERBASIS *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*: CITRA ASLI DAN TERSEGMENTASI

Agung Wahyu Setiawan <sup>\*1</sup>

<sup>1</sup>Teknik Biomedika, Sekolah Teknik Elektro dan Informatika ITB

Email: <sup>1</sup>awsetiawan@stei.itb.ac.id

\*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 25 November 2020, diterima untuk diterbitkan: 21 Juli 2021)

### Abstrak

Seiring dengan bertambahnya prevalensi lesi kulit, maka diperlukan adanya preskrining lesi kulit mandiri yang mudah dan akurat. Pada studi ini, dilakukan perbandingan kinerja preskrining lesi kulit berbasis *Convolutional Neural Network* antara citra asli dan citra tersegmentasi *Grabcut* sebagai masukan. Ada dua parameter kinerja yang digunakan sebagai evaluasi, yaitu akurasi serta waktu pembuatan model. Tidak ada perbedaan kinerja akurasi pelatihan dan validasi pembelajaran mesin menggunakan citra asli dengan citra tersegmentasi. Meskipun terdapat proses tambahan berupa penghilangan latar belakang citra menggunakan algoritma *Grabcut*, akurasi pelatihan maupun validasi preskrining lesi kulit tidak mengalami peningkatan yang signifikan. Pada parameter kinerja yang kedua, waktu pembuatan model dipengaruhi oleh jumlah data latih dan validasi. Semakin kecil jumlah data latih yang digunakan, maka waktu pembuatan model akan semakin cepat, dan sebaliknya. Disamping itu, proporsi antara jumlah data latih dengan validasi juga berpengaruh ke akurasi validasi. Pada studi ini, dengan menggunakan jumlah data latih yang lebih kecil dibandingkan data validasi, akurasi validasi mengalami peningkatan dari 0,82% menjadi 0,90%. Studi ini telah memberikan bukti bahwa pada preskrining lesi kulit menggunakan pembelajaran mesin berbasis CNN tidak diperlukan mekanisme adanya penghilangan latar belakang citra. Selain itu, pembuatan model pembelajaran mesin berbasis CNN dapat dilakukan dengan menggunakan data latih sekitar 22,41% dari data total. Diharapkan, hasil studi ini dapat dimanfaatkan untuk pengembangan aplikasi preskrining lesi kulit menggunakan pembelajaran mesin berbasis CNN pada komputer atau gawai dengan sumber daya komputasi yang rendah.

**Kata kunci:** *CNN, grabcut, lesi kulit, pembelajaran mesin, preskrining, segmentasi*

## COMPARISON OF PRESCREENING OF SKIN CANCER USING *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*: ORIGINAL AND SEGMENTED IMAGE

### Abstract

*It is necessary to develop a self-prescreening of skin lesion due to the prevalence is increasing every year. This study tries to compare and evaluate the performance of prescreening of a skin lesion in the original and segmented images using Convolutional Neural Network. The Grabcut algorithm is used in the image segmentation process. Two parameters are used to evaluate the performance of the classification, i.e. accuracy and time to build the model. The results show that there is no significant difference in training and validation accuracy between original and segmented images. Even though there is an additional process in removing image background using Grabcut, the accuracy of training and validation do not increase significantly. In the second performance indicator, the time to build the model is influenced by the numbers of training and validation data that are used. The smaller the amount of training data used, the faster the model creation time will be. In addition, the proportion between the amount of training data and validation also affects the accuracy of validation. In this study, using a smaller amount of training data than the validation data, the validation accuracy increased from 0.82 to 0.90. This study has provided evidence that prescreening of skin lesions using machine learning based on CNN does not require image background removal and only about 22.41% of the total data are needed to build the model. One of the contributions of this study is that the results of this study can be used for the development of a skin lesion prescreening application using CNN-based machine learning on computers or devices with low computational resources.*

**Keywords:** *CNN, grabcut, machine learning, prescreening, segmentation, skin lesion*

## 1. PENDAHULUAN

Di Indonesia, meskipun prevalensi lesi kulit melanoma ganas hanya sekitar 7,9% (Cipto & Suriadiredja, 2016), sel melanoma ini dapat berkembang dan menyebar dengan cepat ke bagian tubuh lainnya meskipun masih dalam stadium awal (Tong, 2017). Salah satu studi di Rumah Sakit Umum Pusat Sanglah di Denpasar – Bali pada tahun 2015 sampai 2018, prevalensi melanoma sekitar 24,4%, dimana angka ini lebih tinggi dibandingkan dengan prevalensi nasional, hal ini berhubungan dengan faktor resiko bekerja di luar ruangan (Wardhana, dkk., 2018). Walaupun kanker kulit ini merupakan jenis yang paling invasif, tetapi kurang memperoleh perhatian dan cenderung terabaikan, dan dapat menyebabkan kematian apabila tidak terdeteksi sejak dini (Wilvestra, Lestari, dan Asri, 2018).

Salah satu metode paling umum yang digunakan untuk mendeteksi lesi kulit adalah dengan melakukan penghitungan nilai *Total Dermoscopy Score* (TDS). Persamaan (1) merupakan formula yang digunakan untuk menghitung DTS.

$$TDS = (1,3 \times A) + (0,1 \times B) + (0,5 \times C) + (0,5 \times D) \quad (1)$$

Pada persamaan (1), *A* atau *Asymmetry* merupakan nilai ketidaksimetrisan citra lesi kulit, *B* atau *Border (irregularity)* adalah nilai ketidakteraturan tepian citra lesi kulit, sedangkan *C* atau *Color* adalah jumlah kemunculan variasi enam warna (putih, hitam, merah, coklat muda, coklat tua, dan biru keabu-abuan) pada citra lesi kulit, dan *D* atau *Diameter* lebih besar dari 6 mm. Salah satu kelemahan penggunaan TDS ini pada analisis dermoskopi digital adalah diperlukan alat ukur perbandingan sebagai referensi untuk menghitung nilai diameter. Sehingga hal ini tidak praktis untuk diimplementasikan.

Oleh karena itu, beberapa tahun terakhir, seiring dengan pengembangan perangkat lunak sumber terbuka di bidang pembelajaran mesin, bidang dermatologi juga memanfaatkan teknologi ini untuk melakukan klasifikasi dan penilaian penyakit kulit menggunakan aplikasi berbasis telepon pintar (Chan, dkk., 2020). Deteksi dini lesi kulit praganas dan ganas berbasis aplikasi pembelajaran mesin di telepon pintar memiliki sensitivitas tinggi, 95% (Udrea, dkk., 2020).

Salah satu tahapan penting dalam deteksi lesi kulit dengan menggunakan bantuan komputer adalah segmentasi citra lesi dengan latar belakang (Zafar, dkk, 2020). Kualitas segmentasi citra ini memiliki pengaruh yang signifikan pada proses deteksi (Pereira, dkk, 2020), (Bozorgtabar, dkk, 2017). Terdapat beberapa metode segmentasi citra yang dapat digunakan untuk menghilangkan latar belakang lesi kulit. Metode pertama dengan menggunakan teknik pengolahan citra berbasis nilai

ambang batas beserta turunannya. Teknik yang selanjutnya adalah segmentasi citra berbasis pembelajaran mesin yang sedang marak digunakan beberapa tahun terakhir ini (Bi, dkk., 2020), (Okur & Turkan, 2018).

Pada saat ini, deteksi lesi kulit dengan bantuan komputer menggunakan klasifikasi berbasis pembelajaran mesin telah mengungguli para ahli dan akan memiliki peran penting dalam praktik klinis (Tschandl, dkk, 2019). Meskipun demikian, metode segmentasi berbasis pembelajaran mesin ini memiliki kelemahan utama, yaitu memerlukan sumber daya komputasi yang tergolong tinggi dibandingkan dengan metode pertama. Oleh karena itu, pada studi ini digunakan metode segmentasi berbasis pengolahan citra menggunakan nilai ambang batas, sementara pembelajaran mesin dimanfaatkan untuk melakukan klasifikasi lesi kulit. Dengan metode hibrida ini, kebutuhan akan sumber daya komputasi dapat diminimalkan.

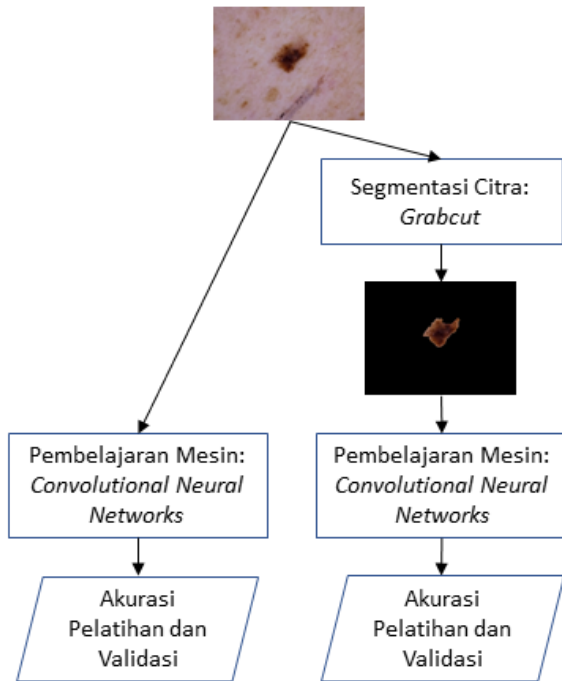
Selanjutnya, beberapa studi tentang penggunaan pembelajaran mesin berbasis CNN untuk deteksi lesi kulit melaporkan bahwa nilai sensitivitas dan spesifisitas klasifikasinya telah mengungguli dermatologis (Haenssle, dkk, 2018), (Brinker, dkk, 2019a), (Brinker, dkk, 2019b), (Hekler, dkk, 2019). Oleh karena itu, pada studi ini dipilih pembelajaran mesin berbasis CNN untuk mendeteksi lesi kulit.

Fokus utama studi ini adalah membandingkan kinerja citra lesi kulit asli dengan yang tersegmentasi *Grabcut*. Salah satu metode segmentasi citra berbasis nilai ambang batas yang dapat digunakan untuk menghilangkan latar belakang lesi kulit adalah *Grabcut* (Ünver & Ayan, 2019), (Jaisakthi, Mirunalini, & Aravindan, 2018). Oleh karena itu, pada studi ini *Grabcut* digunakan sebagai metode segmentasi citra lesi kulit.

Disamping itu, studi ini juga berupaya untuk menjawab salah satu masalah dalam pembelajaran mesin, yaitu bagaimana cara melakukan pemilihan jumlah data yang digunakan sebagai data latih dan validasi. Oleh karena itu, pada studi ini dilakukan perbandingan dua set data yang saling ditukar sebagai set data latih dan set data validasi.

## 2. METODE PENELITIAN

Pada studi perbandingan ini terdapat dua skenario yang akan diujicobakan, yaitu citra lesi kulit asli dan citra lesi kulit tersegmentasi *Grabcut* digunakan sebagai masukan di sistem pembelajaran mesin berbasis CNN. Metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja sistem pembelajaran mesin berbasis CNN untuk preskrining lesi kulit ini adalah akurasi. Blok diagram sistem yang digunakan pada studi ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Blok diagram studi perbandingan

### 2.1. Set Data

Total citra yang digunakan pada studi ini berjumlah 19.042 yang diambil dari *The International Skin Imaging Collaboration (ISIC) 2019 Dataset* (Codella, dkk., 2018), (Combalia, dkk., 2019), (Tschandl, Rosendahl, & Kittler, 2018). Pada studi ini, citra-citra lesi kulit ini dibagi menjadi dua set data, yaitu Set Data A dan Set Data B. Fokus utama pada studi adalah preskrining lesi kulit, sehingga jumlah kelas lesi kulit dibatasi menjadi dua, yaitu jinak (*benign*) dan ganas (*malignant*). Detail jumlah citra serta kelas lesi kulit dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Set Data dan Jumlah Data

Set Data	Jinak	Ganas
A	13.629	1.145
B	3.483	785

Pada studi ini terdapat empat skema pengujian klasifikasi lesi kulit berbasis CNN, yaitu:

1. Skema 1, citra asli pada set data A digunakan sebagai data latih, sedangkan set data B digunakan sebagai data validasi,
2. Skema 2, citra asli pada set data B digunakan sebagai data latih, sedangkan set data A digunakan sebagai data validasi.
3. Skema 3, citra tersegmentasi pada set data A digunakan sebagai data latih, sedangkan set data B digunakan sebagai data validasi,
4. Skema 4, tersegmentasi asli pada set data B digunakan sebagai data latih, sedangkan set data A digunakan sebagai data validasi.

Tujuan yang ingin dicapai dari skema pengujian dengan adalah untuk mengetahui apakah persentase data latih dan validasi berpengaruh terhadap kinerja

deteksi lesi kulit menggunakan pembelajaran mesin berbasis CNN.

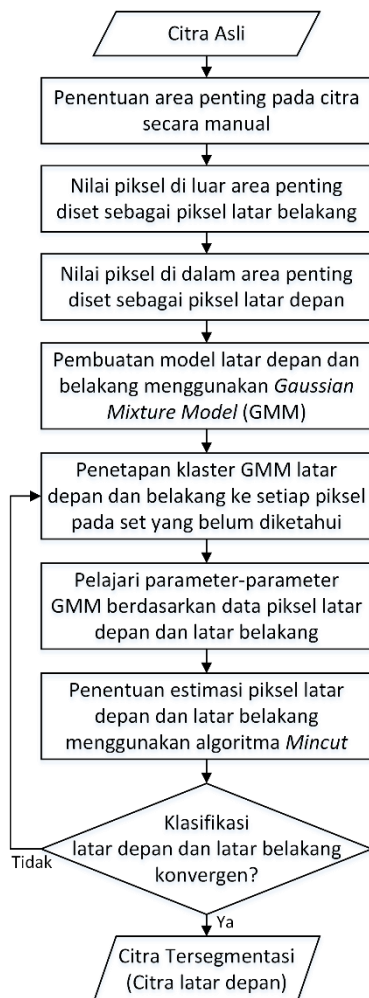
### 2.2. Segmentasi Lesi Kulit berbasis *Grabcut*

Salah satu rumusan masalah penelitian yang ingin dijawab pada studi ini adalah bagaimana pengaruh penghilangan latar belakang citra pada kinerja preskrining lesi kulit menggunakan pembelajaran mesin berbasis CNN. Pada studi ini, digunakan algoritma *Grabcut*, yang dikembangkan oleh Rother, Kolmogorov, dan Blake pada tahun 2004; untuk melakukan segmentasi citra lesi kulit. Setidaknya terdapat tiga kelebihan algoritma segmentasi ini dibandingkan dengan yang lain, yaitu lebih mudah digunakan, serta lebih cepat dan akurat.

Algoritma *Grabcut* yang diimplementasikan pada studi ini diambil dari perangkat lunak sumber terbuka berbasis *OpenCV* yang dikembangkan dalam bahasa *Python*. Pada studi ini, tidak dilakukan perubahan algoritma *Grabcut*, dalam artian tidak ada parameter maupun penambahan atau pengurangan metode pada segmentasi citra lesi kulit ini. Disamping itu, meskipun algoritma *Grabcut* memiliki kelebihan dapat memberikan label atau panduan secara manual untuk memperbaiki hasil segmentasi apabila citra hasil segmentasi otomatis tidak memberikan hasil yang sesuai, fitur ini tidak digunakan dalam studi ini. Hal ini mengingat citra yang diproses berjumlah lebih dari 19 ribu.

Terdapat dua tahap umum pada segmentasi citra berbasis *Grabcut*, yaitu inisiasi dan iterasi. Pada awal tahap inisiasi, dilakukan penentuan area penting (*Region of Interest / RoI*) citra yang ditentukan secara manual. Pada studi ini, penentuan area penting citra dilakukan dengan menetapkan suatu nilai yang cukup dekat dengan batas-batas tepian citra utuh karena ukuran area penting citra lesi kulit yang sangat beragam. Pada proses selanjutnya, nilai piksel di luar area penting diset sebagai piksel latar belakang. Sedangkan citra di dalam area penting diset sebagai piksel latar depan. Pada akhir tahap inisiasi ini, dilakukan pembuatan model latar belakang serta latar depan menggunakan *Gaussian Mixture Model* (GMM). Proses selanjutnya adalah tahap iterasi yang diawali dengan penetapan kluster GMM latar depan maupun latar belakang ke setiap piksel pada set yang belum diketahui. Setelah itu, dilakukan pembelajaran terhadap parameter-parameter GMM berdasarkan data piksel latar depan dan latar belakang. Proses selanjutnya adalah penentuan estimasi piksel latar depan dan latar belakang dengan menggunakan algoritma Mincut. Apabila klasifikasi atau pengelompokan piksel latar depan dan latar belakang belum konvergen, maka akan dilakukan proses akan berulang ke penetapan kluster GMM. Apabila sudah konvergen, maka proses segmentasi sudah berakhir yang menghasilkan citra tersegmentasi yang menyisahkan citra latar depan. Blok diagram segmentasi citra berbasis *Grabcut*

yang digunakan pada studi ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Blok diagram segmentasi citra berbasis *Grabcut*

### 2.3. Pembelajaran Mesin berbasis CNN

Arsitektur pembelajaran mesin berbasis CNN yang digunakan pada studi ini adalah VGG16 yang diimplementasikan dalam bahasa pemrograman *Python*. Citra lesi kulit yang dijadikan sebagai masukan adalah citra warna dengan model warna RGB. Pada studi ini, dilakukan proses pengecilan ukuran citra masukan menjadi  $200 \times 150$  piksel, dikarenakan keterbatasan sumber daya komputasi yang digunakan. Pada studi ini, spesifikasi komputer yang digunakan adalah sebagai berikut: Prosesor: Intel(R) Core(TM) i5-4210U CPU @ 1,70 GHz 2,40 GHz; dan RAM: 4,00 GB.

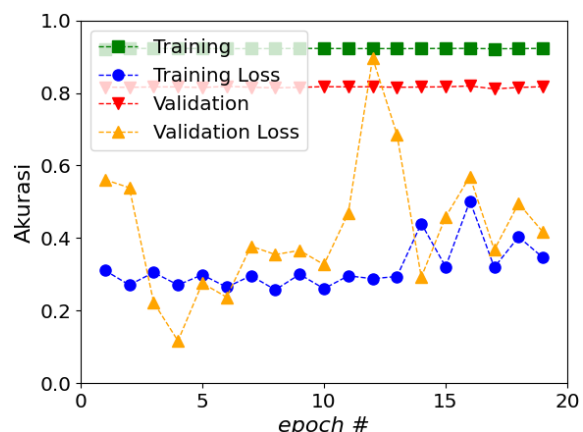
Iterasi (*Epoch*) yang digunakan pada studi ini berjumlah 19 dengan ukuran batch berjumlah 16. Pada studi ini digunakan ukuran *kernel* filter berdimensi  $3 \times 3$ . Sedangkan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *ReLU*. Pemilihan fungsi aktivasi ini didasarkan bahwa *ReLU* paling banyak digunakan dan dibandingkan dengan *Sigmoid* maupun *Tanh*, dan telah menjadi suatu standar dalam pembelajaran mesin. Terdapat tiga lapis konvolusi 2-Dimensi

(*Conv2D*) dengan nilai 32 untuk filter pertama dan kedua, dan 64 untuk filter ketiga. Untuk setiap tahapan konvolusi, dilakukan *pooling* dengan ukuran  $2 \times 2$ , dengan tujuan untuk mereduksi dimensi citra. Selanjutnya, digunakan dua buah simpul untuk menghasilkan klasifikasi dengan menggunakan fungsi aktivasi *ReLU* pada lapis pertama dan *Sigmoid* pada lapis kedua. Tahap selanjutnya adalah kompilasi, pada langkah ini digunakan *binary\_crossentropy* sebagai parameter optimasi dan *RMSprop* sebagai parameter *loss*. Pada studi ini, akurasi digunakan sebagai metrik kinerja deteksi lesi kulit dengan pembelajaran mesin berbasis CNN.

### 3. HASIL DAN ANALISIS

Parameter kinerja yang akan dibandingkan pada studi perbandingan preskrining lesi kulit berbasis CNN adalah akurasi model latih dan validasi. Disamping itu, parameter lain yang juga ditunjukkan adalah waktu pembuatan model. Sehingga akan diperoleh *trade-off* antara akurasi dengan waktu pembuatan model. Persamaan (2) merupakan formula yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi. Dimana TP (*True Positive*), yaitu jumlah citra yang diprediksi memiliki lesi kulit memang benar memiliki lesi kulit. Sedangkan TN (*True Negative*) adalah jumlah citra yang diprediksi tidak memiliki lesi memang benar tidak memiliki lesi.

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{\text{Data Total}} \quad (2)$$

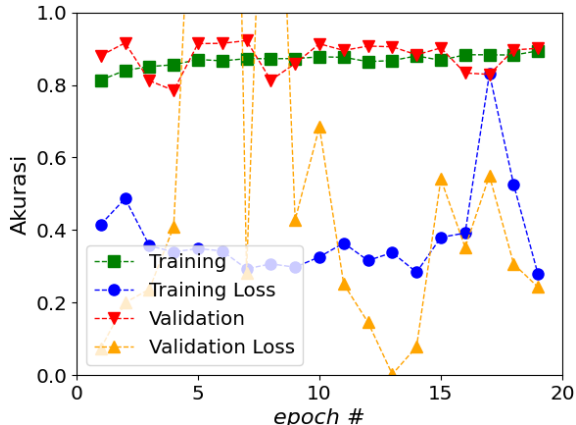


Gambar 3. Grafik akurasi dan *loss* skema percobaan 1

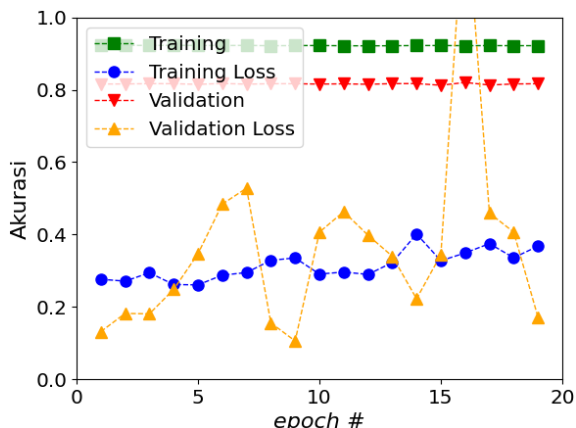
#### 3.1. Akurasi Model

Pada skema percobaan 1, nilai akurasi data latih maupun validasi relatif tetap di sekitar 92% dan 81%, dengan nilai pada akhir *epoch* #19 adalah 92,27% dan 81,73% dengan nilai *training loss* dan *validation loss* mencapai 0,3461 dan 0,4165. Nilai akurasi latih pada skema 2 mengalami peningkatan dari 81,35 di *epoch* #1 menjadi 89,38% pada *epoch* #19. Sedangkan nilai akurasi validasi, *training loss* dan *validation loss* skema 2 terlihat lebih fluaktif

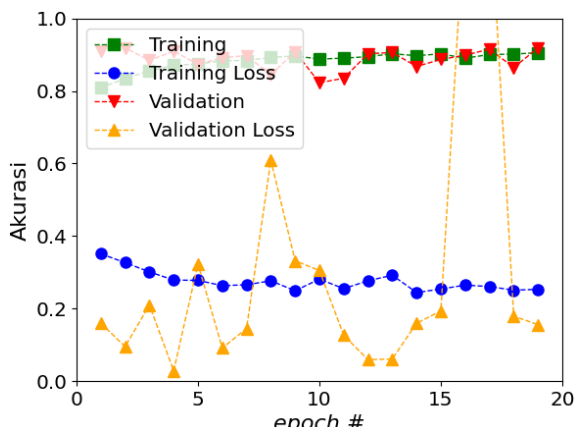
dengan nilai akhir 90,09%, 0,2782, dan 0,2428. Grafik kinerja, akurasi dan *loss*, skema percobaan 1 dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 4. Grafik akurasi dan *loss* skema percobaan 2



Gambar 5. Grafik akurasi dan *loss* skema percobaan 3



Gambar 6. Grafik akurasi dan *loss* skema percobaan 4

Meskipun nilai akhir akurasi data latih pada skema 1 lebih besar dibandingkan dengan skema 2, yaitu 92,27% dan 89,38%; akan tetapi nilai akurasi data validasi skema 1 dan skema2 berbeda cukup signifikan, yaitu 81,35% dan 90,09%. Disamping itu, secara umum nilai *loss* skema 2 lebih kecil dibandingkan dengan skema 1. Berdasarkan parameter akurasi dan *loss* ini, pada citra asli, kinerja skema 2 dengan jumlah citra latih lebih sedikit dibandingkan jumlah citra validasi lebih baik

dibandingkan dengan skema 1. Grafik kinerja, akurasi dan *loss*, skema percobaan 2 dapat dilihat pada Gambar 4.

Grafik kinerja, akurasi dan *loss*, skema percobaan 3 dapat dilihat pada Gambar 5. Sedangkan Gambar 6 memperlihatkan grafik kinerja skema percobaan 4. Dengan membandingkan keempat grafik tersebut, terlihat bahwa kinerja skema percobaan 1 tidak jauh berbeda dengan skema percobaan 3. Demikian pula dengan skema percobaan 2 dengan 4. Perbandingan antara Gambar 1 dengan Gambar 4 serta Gambar 2 dengan Gambar 5 memperlihatkan bahwa kinerja preskrining lesi kulit dengan pembelajaran mesin berbasis CNN menggunakan citra asli dengan citra tersegmentasi relatif sama. Akurasi data latih dan validasi bernilai sekitar 92% dan 82% untuk skema 1 dan 3, serta sekitar 90% untuk skema 2 maupun 4.

### 3.2. Waktu Pembuatan Model

Parameter kinerja selanjutnya adalah waktu pembuatan model, yang diperlihatkan pada Tabel 2. Terlihat bahwa skema 1 dan 3 memiliki waktu pembuatan model yang relatif sama, yaitu sekitar 138 menit. Sedangkan skema 2 dan 4 juga relatif sama, yaitu sekitar 73 menit. Terlihat bahwa, jumlah data latih memberikan pengaruh yang signifikan terhadap waktu pembuatan model. Pada skema 1 dan 3 dengan total data latih berjumlah 14.774, pembuatan model memerlukan waktu sekitar dua kali lebih lama dibandingkan dengan skema 2 dan 4 dengan data latih berjumlah 4.268.

Tabel 2. Skema dan Waktu Pembuatan Model

Skema	Citra	Data Latih	Data Validasi	Waktu (menit)
1	Asli	Set Data A	Set Data B	139
2	Asli	Set Data B	Set Data A	73
3	Tersegmentasi	Set Data A	Set Data B	137
4	Tersegmentasi	Set Data B	Set Data A	74

### 3.3. Trade-off

Pada studi ini, terdapat dua parameter utama yang digunakan dalam studi perbandingan preskrining lesi kulit menggunakan pembelajaran mesin berbasis CNN antara citra asli dengan citra tersegmentasi *Grabcut*, yaitu akurasi dan waktu pembuatan model. Meskipun terdapat proses tambahan pada penghilangan latar belakang citra dengan menggunakan metode *Grabcut*, tidak ada perbedaan kinerja yang signifikan antara preskrining lesi kulit berbasis CNN menggunakan citra asli (skema 1 dan 2) maupun citra tersegmentasi (skema 3 dan 4). Disamping itu, waktu pembuatan model pada skema 2 dan 4 juga lebih cepat sekitar setengah kali skema 1 maupun 3. Sehingga, dapat diperoleh hasil bahwa skema 4 memberikan hasil yang lebih

baik dibandingkan dengan skema percobaan 1, 2, maupun 3.

#### 4. KESIMPULAN

Untuk aplikasi preskrining lesi kulit berbasis pembelajaran mesin menggunakan CNN ini, tidak diperlukan proses segmentasi penghilangan latar belakang citra, karena nilai akurasi latihan maupun validasi antara citra asli dengan citra tersegmentasi hampir sama. Hasil yang diperoleh pada studi ini berbeda dengan penelitian-penelitian lain yang telah disebutkan pada bagian pendahuluan yang menyatakan bahwa penghilangan latar belakang citra berperan signifikan pada deteksi lesi kulit berbasis pembelajaran mesin. Dengan demikian, salah satu dampak dari hasil studi ini adalah proses deteksi lesi kulit berbasis pembelajaran mesin dapat dilakukan lebih cepat karena beban dan waktu komputasi dapat berkurang karena tidak adanya proses penghilangan latar belakang. Sehingga, deteksi lesi kulit berbasis pembelajaran mesin ini dapat dilakukan pada gawai yang memiliki sumber daya komputasi rendah.

Disamping itu, kontribusi lain pada studi ini adalah kinerja deteksi lesi kulit menggunakan pembelajaran mesin berbasis CNN tidak dipengaruhi oleh persentase atau perbandingan jumlah data yang digunakan sebagai set data latihan dan validasi. Pada studi, dengan menggunakan data latihan berjumlah sekitar 22,41% dari total data, sudah dapat menghasilkan nilai akurasi yang relatif sama dengan data latihan 77,59%. Selain itu, dengan data latihan yang lebih sedikit, waktu pembuatan model juga menjadi 2 kali lebih cepat. Salah satu kontribusi lainnya dari studi ini adalah diharapkan bahwa hasil telah yang diperoleh dapat digunakan untuk mengakomodasi kebutuhan implementasi preskrining atau deteksi berbasis telepon pintar yang biasanya memiliki keterbatasan sumber daya komputasi, misalnya telepon pintar kelas bawah (*low-end*). Karena diperkirakan bahwa pengembangan aplikasi berbasis telepon pintar ini masih akan mengalami peningkatan dalam beberapa tahun ke depan.

Beberapa pengembangan yang masih perlu dilakukan pada penelitian selanjutnya, yaitu diperlukan investigasi dan analisis lebih mendalam tentang bagaimana cara memilih sebaran data dan karakteristik data citra yang digunakan sebagai data latihan maupun validasi. Disamping itu, salah satu eksplorasi yang dapat dilakukan untuk meningkatkan kinerja preskrining ini adalah melakukan optimasi parameter-parameter yang ada di algoritma *Grabcut* maupun arsitektur CNN yang digunakan.

#### DAFTAR PUSTAKA

BI, L., KIM, J., AHN, E., KUMAR, A., FULHAM, M. dan FENG, D., 2017. Dermoscopic Image Segmentation via Multistage Fully Convolutional Networks. *IEEE*

*Transactions on Biomedical Engineering*, 64(9), pp.2065–2074.

BOZORGTABAR, B., SEDAI, S., KANTI ROY, P. dan GARNAVI, R., 2017. Skin lesion segmentation using deep convolution networks guided by local unsupervised learning. *IBM Journal of Research dan Development*, 61(4).

BRINKER, T.J., dkk., 2019a. Deep neural networks are superior to dermatologists in melanoma image classification. *European Journal of Cancer*, [online] 119, pp.11–17. Available at: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31401469/>> [Accessed 17 Sep. 2020].

BRINKER, T.J., dkk., 2019b. Deep learning outperformed 136 of 157 dermatologists in a head-to-head dermoscopic melanoma image classification task. *European Journal of Cancer*, 113, pp.47–54.

CHAN, S., dkk., 2020. Machine Learning in Dermatology: Current Applications, Opportunities, and Limitations. *Dermatology and Therapy*, Available at: <<https://doi.org/10.6084/>> [Accessed 17 Sep. 2020].

CODELLA, N.C.F., dkk., 2018. Skin lesion analysis toward melanoma detection: A challenge at the 2017 International symposium on biomedical imaging (ISBI), hosted by the international skin imaging collaboration (ISIC). In: *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging. IEEE Computer Society*.pp.168–172.

COMBALIA, M., dkk., 2019. BCN20000: Dermoscopic Lesions in the Wild. [online] Available at: <<http://arxiv.org/abs/1908.02288>> [Accessed 17 Sep. 2020].

HAENSSLE, dkk., 2018. Man against Machine: Diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists. *Annals of Oncology*, 29(8), pp.1836–1842.

HEKLER, A., dkk., 2019. Superior skin cancer classification by the combination of human and artificial intelligence. *European Journal of Cancer*, 120, pp.114–121.

JAISAKTHI, S.M., MIRUNALINI, P. dan ARAVINDAN, C., 2018. Automated skin lesion segmentation of dermoscopic images using GrabCut and kmeans algorithms. *IET Computer Vision*, 12(8), pp.1088–1095.

OKUR, E. dan TURKAN, M., 2018. A survey on automated melanoma detection. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 73, pp.50–67.

- PEREIRA, P.M.M., dkk., 2020. Dermoscopic skin lesion image segmentation based on Local Binary Pattern Clustering: Comparative study. *Biomedical Signal Processing and Control*, 59, p.101924.
- TSCHANDL, P., dkk., 2019. Comparison of the accuracy of human readers versus machine-learning algorithms for pigmented skin lesion classification: an open, web-based, international, diagnostic study. *The Lancet Oncology*, 20(7), pp.938–947.
- TSCHANDL, P., ROSENDAHL, C. dan KITTLER, H., 2018. Data descriptor: The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions. *Scientific Data*, [online] 5(1), pp.1–9. Available at: <[www.nature.com/sdata/](http://www.nature.com/sdata/)> [Accessed 17 Sep. 2020].
- UDREA, A., dkk., 2020. Accuracy of a smartphone application for triage of skin lesions based on machine learning algorithms. *Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology*, [online] 34(3), pp.648–655. Available at: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jdv.15935>> [Accessed 17 Sep. 2020].
- ÜNVER, H.M. dan AYAN, E., 2019. Skin Lesion Segmentation in Dermoscopic Images with Combination of YOLO and GrabCut Algorithm. *Diagnostics*, [online] 9(3), p.72. Available at: <<https://www.mdpi.com/2075-4418/9/3/72>> [Accessed 17 Sep. 2020].
- WARDHANA, M., G dkk., 2019. Karakteristik kanker kulit di Rumah Sakit Umum Pusat Sanglah Denpasar tahun 2015-2018. *DiscoverSys | Intisari Sains Medis*, [online] 10(1), pp.260–263. Available at: <<http://isainsmedis.id/>> [Accessed 17 Sep. 2020].
- WILVESTRA, S., LESTARI, S. dan ASRI, E., 2018. Studi Retrospektif Kanker Kulit di Poliklinik Ilmu Kesehatan Kulit dan Kelamin RS Dr. M. Djamil Padang Periode Tahun 2015-2017. *Jurnal Kesehatan Andalas*, [online] 7(0), p.47. Available at: <<http://jurnal.>> [Accessed 17 Sep. 2020].
- ZAFAR, K., dkk., 2020. Skin Lesion Segmentation from Dermoscopic Images Using Convolutional Neural Network. *Sensors*, [online] 20(6), p.1601. Available at: <<https://www.mdpi.com/1424-8220/20/6/1601>> [Accessed 24 Sep. 2020].

*Halaman ini sengaja dikosongkan*