

PERBANDINGAN TEKNIK *RESAMPLING* PADA *DATASET* HAM10000 TERHADAP PERFORMA MODEL KLASIFIKASI KANKER KULIT

COMPARISON OF RESAMPLING TECHNIQUES IN HAM10000 DATASET ON THE PERFORMANCE OF SKIN CANCER CLASSIFICATION MODEL

Ali Rohman*¹, Imron Rosyadi², Muhammad Syaiful Aliim³

*Email: alirohman56@gmail.com

¹Mahasiswa Pemakalah

²Dosen Pembimbing I

³Dosen Pembimbing II

^{1,2,3}Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Jenderal Soedirman, Purwokerto

Abstrak— Kanker kulit adalah jenis kanker yang tumbuh di jaringan kulit yang ditandai dengan adanya perubahan kondisi kulit yang abnormal (lesi kulit). Selain dapat menyebabkan kematian, kanker kulit tentu akan merusak penampilan seseorang. Dan yang menambah permasalahan adalah banyak orang biasa tidak dapat membedakan antara tahi lalat dan kanker kulit *melanoma*, padahal *5-year survival rate* untuk *melanoma* jika dapat terdeteksi dini bisa mencapai 99%. Karena itulah penulis ingin membuat sistem klasifikasi kanker kulit menggunakan *dataset* HAM10000 yang mengklasifikasikan kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit berpigmen menjadi 7 kelas kanker kulit, yaitu *akiec*, *bcc*, *bkl*, *nv*, *mel*, *vasc*, dan *df*. Yang menjadi permasalahan adalah *dataset* yang digunakan memiliki distribusi data antar kelas yang tidak seimbang, sehingga perlu dilakukan penyeimbangan data. Model arsitektur klasifikasi dibuat sendiri menggunakan metode CNN. Untuk melakukan penyeimbangan *dataset*, dilakukan *resampling* dengan bantuan *library Python imbalanced-learn*. Pada penelitian ini dilakukan uji coba beberapa teknik *resampling* untuk mendapatkan hasil yang paling optimal. Teknik *resampling* yang digunakan antara lain, *random undersampler*, *cluster centroids*, *random oversampler*, SMOTE, ADASYN, gabungan SMOTE dengan *Tomek Link*, dan gabungan SMOTE dengan ENN. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian model arsitektur yang telah dirancang dan melewati *trial and error* hingga mencapai kualitas maksimal yang diharapkan. Dari beberapa teknik *resampling dataset* HAM10000, teknik *resampling* gabungan antara *oversampling* SMOTE dan *undersampling* ENN memberikan hasil paling optimal dengan nilai *validation accuracy* sebesar 0.986843, *validation precision* sebesar 0.958295, dan *validation recall* sebesar 0.949213.

Kata kunci — *resampling dataset*, CNN, *deep learning*, kanker kulit.

Abstract— Skin cancer is a type of cancer that grows in the skin tissue which is characterized by abnormal changes in skin conditions (skin lesions). Besides being able to cause death, skin cancer will certainly damage a person's appearance. And what adds to the problem is that many ordinary people can't tell the difference between moles and melanoma skin cancer, whereas the *5-year survival rate* for melanoma if detected early can reach 99%. That's why the author wants to create a skin cancer classification system using the HAM10000 dataset which classifies skin cancer based on the condition of pigmented skin lesions into 7 classes of skin cancer, namely *akiec*, *bcc*, *bkl*, *nv*, *mel*, *vasc*, and *df*. The problem is that the dataset used has an unbalanced distribution of data between classes, so it is necessary to balance the data. The classification architecture model was created using the CNN method. To balance the dataset, used with the help of the *imbalanced-learn Python library*. In this study, several *resampling* techniques were tested to get the most optimal results. The *resampling* techniques used include *random undersampler*, *cluster centroids*, *random oversampler*, SMOTE, ADASYN, combined SMOTE with *Tomek Link*, and combined SMOTE with ENN. Based on the results of training and testing of architectural models that have been designed and gone through *trial and error* to achieve the expected maximum quality. From several *resampling* techniques for the HAM10000, the combined *resampling* technique between SMOTE *oversampling* and ENN *undersampling* gave the most optimal results with a *validation accuracy* value is 0.986843, a *validation precision* is 0.958295, and a *validation recall* is 0.949213.

Keywords — *resampling dataset*, CNN, *deep learning*, skin cancer.

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Kanker kulit adalah jenis kanker yang tumbuh di jaringan kulit yang ditandai dengan adanya perubahan kondisi kulit yang abnormal (lesi kulit). Kanker kulit dapat terjadi karena disebabkan oleh mutasi pada DNA sel yang menyebabkan kelainan pada sel kulit. Penyebab utama kanker kulit diduga karena disebabkan oleh paparan sinar *ultraviolet* dari matahari. Kanker kulit biasanya terjadi pada area kulit yang sering terpapar sinar matahari, seperti kulit kepala, wajah, bibir, telinga, leher, dan kaki [1].

Ada dua jenis utama kanker, yaitu *melanoma* dan *nonmelanoma*. Tumor *nonmelanoma* yang paling umum adalah *Basal Cell Carcinoma* (BCC) dan *Squamous Cell Carcinoma* (SCC). *Melanoma* adalah jenis kanker ke-19 yang paling sering terjadi pada pria dan wanita di dunia. Ada hampir 300.000 kasus baru pada tahun 2018 dan kanker kulit *nonmelanoma* adalah jenis kanker ke-5 yang paling sering terjadi pada pria dan wanita di dunia dengan lebih dari 1 juta diagnosis di tahun 2018 [2].

Di Jakarta, pada tahun 2000-2009, Poliklinik Departemen Ilmu Kesehatan Kulit dan Kelamin (IKKK) Rumah Sakit dr. Cipto Mangunkusumo (RSCM) melaporkan 261 kasus jenis kanker kulit BCC, 69 kasus jenis kanker kulit SCC, dan 22 kasus jenis kanker kulit *melanoma*. Berbeda dengan data sebelumnya, Rumah Sakit Kanker Dharmais (RSKD) selama tahun 2005-2007 mencatat bahwa kanker kulit *nonmelanoma* yang paling sering adalah jenis SCC, diikuti oleh BCC dan *melanoma* [3].

Melihat tingkat kasus kanker kulit dan dengan kondisi sinar ultraviolet dari matahari yang semakin mengkhawatirkan, diperlukan deteksi dini kondisi kanker kulit dengan memanfaatkan teknologi yang juga semakin maju. Dalam bidang teknologi, *computer vision* merupakan bidang teknologi yang mampu menciptakan sistem klasifikasi kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit. *Computer vision* merupakan serangkaian teknologi yang memungkinkan komputer untuk menangkap, menganalisis, dan mengolah data gambar maupun objek lainnya. *Computer vision* mempermudah pekerjaan di berbagai bidang karena fungsionalitasnya yang tinggi dalam hal menginterpretasikan objek yang tampak melalui komputer. Hal ini sesuai dengan namanya, yaitu “*computer*” yang berarti komputer dan “*vision*” yang berarti penglihatan.

Pada masa sekarang, *deep learning* menjadi teknik yang populer di bidang *computer vision*. Yang menjadi salah satu bentuk kemajuan dalam bidang *computer vision* dengan penggunaan metode *deep learning* adalah adanya algoritma yang telah dibangun dan disempurnakan seiring waktu untuk mengolah data dua dimensi, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN bekerja dengan cara mengambil gambar input, kemudian memilih dan menganalisis karakteristiknya agar dapat dibedakan satu dari yang lain. Sehingga, penerapannya dalam sistem klasifikasi kanker kulit adalah algoritma CNN akan menganalisis karakteristik gambar kondisi lesi kulit seseorang yang ingin diprediksi, kemudian mengklasifikasikannya sesuai dengan jenis kanker kulit sesuai kondisi lesi kulit berpigmentnya.

Model klasifikasi kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit berpigmen dalam penelitian ini dibuat menggunakan *dataset* yang populer untuk permasalahan klasifikasi kanker kulit, yaitu *dataset* HAM10000. *Dataset* HAM10000 berisi 10015 gambar yang dibagi menjadi 7 kelas kanker kulit, yaitu *actinic keratoses and intraepithelial carcinoma* (akiec), *basal cell carcinoma* (bcc), *benign keratosis-like lesions* (bkl), *dermatofibroma* (df), *melanoma* (mel), *melanocytic nevi* (nv), dan *vascular lesions* (vasc).

Dataset HAM10000 yang digunakan sayangnya memiliki masalah, yaitu distribusi data antar kelas yang ada sangat tidak seimbang, sehingga akan menyebabkan model klasifikasi menjadi cenderung ke salah satu kelas/jenis kanker kulit. Sehingga pada tugas akhir ini, penulis mengambil topik tentang optimasi teknik atau metode untuk menyeimbangkan *dataset* pada model klasifikasi kanker kulit dengan judul “PERBANDINGAN TEKNIK *RESAMPLING* PADA *DATASET* HAM10000 TERHADAP PERFORMA MODEL KLASIFIKASI KANKER KULIT”.

B. Rumusan Masalah

1. Bagaimana merancang klasifikasi kanker kulit dengan algoritma *deep learning*?
2. Bagaimana mengukur unjuk kerja *deep learning* dalam sistem klasifikasi kanker kulit?
3. Bagaimana meningkatkan unjuk kerja klasifikasi kanker kulit dengan metode teknik *resampling dataset*?
4. Bagaimana merealisasikan sistem klasifikasi kanker kulit pada *in-browser app*?

C. Batasan Masalah

1. Model klasifikasi kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit berpigmen dibuat hanya menggunakan *dataset* HAM10000.
2. Arsitektur model klasifikasi dibuat sendiri menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).
3. Program klasifikasi menggunakan dibuat di *Google Colab* menggunakan bahasa *Python*.
4. Pembuatan model klasifikasi kanker kulit menggunakan *framework TensorFlow, Keras*.
5. Teknik *resampling* yang dipakai untuk menyeimbangkan *dataset* menggunakan metode dari *python library package imbalanced-learn (imblearn)*.
6. Uji banding unjuk kerja antar teknik *resampling dataset* dilakukan dengan membandingkan nilai metrik klasifikasi, seperti *accuracy, loss, true positive, false positive, true negative, false negative, precision*, dan *recall* dari data uji menggunakan metode *model evaluate* dan menggunakan metode *classification report* dari *library scikit-learn* untuk mengukur nilai *precision, recall*, dan *F1-score* dari tiap kelas.
7. *Website* antarmuka pengguna dibuat menggunakan Bahasa Pemrograman HTML, CSS, dan *Javascript* di *Visual Studio Code*.

D. Tujuan

1. Merancang arsitektur CNN untuk klasifikasi kanker kulit.
2. Mengukur unjuk kerja *deep learning* dalam sistem klasifikasi kanker kulit.
3. Membandingkan pengaruh berbagai teknik *resampling dataset* HAM10000 terhadap performa model klasifikasi kanker kulit.
4. Meningkatkan unjuk kerja sistem klasifikasi kanker kulit dengan teknik *resampling dataset*.
5. Merealisasikan sistem klasifikasi kanker kulit dalam *in-browser app*.

E. Manfaat

1. Mampu menerapkan ilmu yang didapat dari kuliah untuk menyelesaikan tugas akhir.
2. Mempermudah masyarakat dan tenaga kesehatan dalam melakukan *screening* klasifikasi lesi kanker kulit dan untuk lebih lanjutnya dapat diintegrasikan dengan sistem atau alat pada rumah sakit.
3. Mengetahui teknik *resampling* yang optimal terhadap *dataset* HAM10000.

4. Mengetahui pengaruh berbagai teknik *resampling* pada suatu model sehingga bisa menjadi referensi dalam membuat model lainnya.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terdahulu

Tabel-1. Penelitian terdahulu

Nama Penulis	Judul Penelitian
Teresia R. Savera, Winsya H. Suryawan, dan Agung W. Setiawan [4]	Deteksi Dini Kanker Kulit Menggunakan K-NN dan <i>Convolutional Neural Network</i>
Zeyhan Aliyah, Anditya Arifianto, dan Febryanti Sthevanie [5]	<i>Classifying Skin Cancer in Digital Images Using Convolutional Neural Network with Augmentation</i>
Akhmad Syukron dan Agus Subekti [6]	Penerapan Metode <i>Random Over-Under Sampling</i> dan <i>Random Forest</i> untuk Klasifikasi Penilaian Kredit
Rimbun Siringoringo [7]	Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE dan <i>k-Nearest Neighbor</i>

B. Kanker Kulit

1. Pengertian Kanker Kulit

Kanker kulit adalah jenis kanker yang tumbuh di jaringan kulit yang ditandai dengan adanya perubahan kondisi kulit yang abnormal (lesi kulit). Kanker kulit dapat terjadi disebabkan oleh mutasi pada DNA sel yang menyebabkan kelainan sel kulit [1].

2. Faktor Risiko Kanker Kulit

Beberapa faktor risiko yang menyebabkan timbulnya penyakit kanker kulit, antara lain kulit sering terpapar sinar ultraviolet dari matahari, orang dengan daya tahan tubuh rendah, memiliki kulit berwarna cerah atau putih lebih rawan terkena penyakit kanker kulit, atau paparan bahan kimia tertentu, seperti arsenik [8].

3. Fakta Tentang Kanker Kulit

Sekitar 86% melanoma dapat dikaitkan dengan paparan radiasi *ultraviolet* (UV) dari matahari [9]. 1 dari 5 orang Amerika akan terdampak kanker kulit dalam hidupnya [10]. Diperkirakan sekitar 9.500 orang di Amerika Serikat didiagnosis menderita kanker kulit setiap hari [11]. *Actinic keratosis* adalah kanker kulit yang paling umum mempengaruhi lebih dari 58 juta orang [12]. Insiden di antara orang kulit putih *non-Hispanic* hampir 30 kali lebih tinggi daripada orang kulit hitam *non-Hispanic* atau orang Asia/Pasifik [13]. *Melanoma* pada orang kulit hitam,

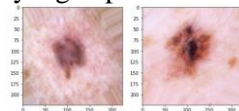
orang Asia, dan penduduk asli Hawaii paling sering terjadi pada kulit yang tidak terpapar matahari dengan pigmen yang lebih sedikit [14]. *5-year relative survival rate* untuk orang-orang yang melanomanya terdeteksi dini dan diobati sebelum menyebar adalah 99% [15].

4. Dataset Kanker Kulit MNIST: HAM10000

Dataset HAM10000 merupakan *dataset* kanker kulit yang mengklasifikasikan kanker kulit menjadi 7 kelas/tipe kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit berpigmen [16]. 7 kelas kanker kulit tersebut adalah:

Actinic Keratoses (akiec)

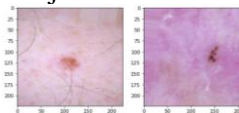
Actinic Keratoses (Solar Keratoses) and Intraepithelial Carcinoma (Bowen's disease) atau yang disingkat akiec adalah varian non-invasif yang umum dari SCC yang dapat diobati tanpa operasi.



Gambar- 1 Contoh penyakit kulit akiec

Basal Cell Carcinoma (bcc)

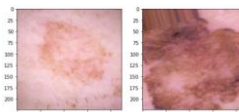
Bcc adalah varian umum dari kanker kulit epitel yang jarang bermetastasis (menyebarkan). Biasanya dimulai sebagai benjolan berbentuk mutiara.



Gambar- 2 Contoh penyakit kulit bcc

Benign Keratosis-Like Lesions (bkl)

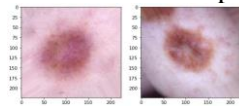
Kelas generik jinak yang termasuk *seborrheic keratosis* yang dapat memiliki bentuk menyerupai melanoma.



Gambar- 3 Contoh penyakit kulit bkl

Dermatofibroma (df)

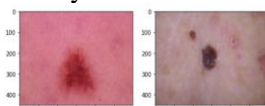
Lesi kulit jinak yang dianggap sebagai proliferasi jinak atau reaksi inflamasi terhadap minimal trauma.



Gambar- 4 Contoh penyakit kulit df

Melanocytic Nevi (nv)

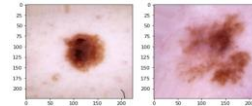
Nv adalah tumor jinak dan muncul dalam berbagai varian, yang semuanya termasuk dalam seri nv.



Gambar- 5 Contoh penyakit kulit nv

Melanoma (mel)

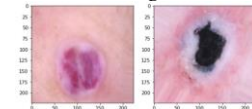
Salah satu bentuk kanker kulit yang lebih serius dan terkadang muncul dari tahi lalat yang ada di kulit.



Gambar- 6 Contoh penyakit kulit mel

Vascular Lesions (vasc)

Vasc adalah kumpulan data dari *angioma ceri* hingga *angiokeratoma* dan *granuloma piogenik*.



Gambar- 7 Contoh penyakit kulit vasc

C. Deep Learning

Deep learning adalah jenis pembelajaran mesin dengan cara melakukan mengklasifikasikan data berdasarkan karakteristik data. *Deep learning* diimplementasikan menggunakan jaringan saraf. Istilah “*deep*” merepresentasikan pembelajaran dari data yang menekankan pada jumlah lapisan-lapisan (*layers*) jaringan saraf, semakin banyak lapisan maka semakin dalam jaringan [17].

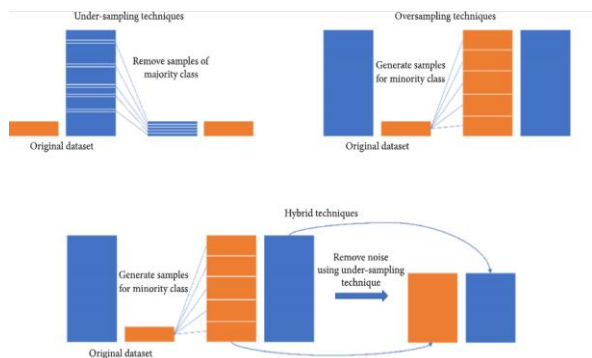
D. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN bekerja dengan memanfaatkan proses konvolusi dengan mengerjakan sebuah kernel konvolusi berukuran tertentu ke data masukan [18]. CNN memiliki lima komponen *layer* utama, yaitu:

1. Lapisan Masukan (*Input Layer*)
Menampung nilai *pixel* dari citra masukan [19].
2. Lapisan Konvolusi (*Convolutional Layer*)
Menghasilkan citra representasi data masukan dengan menerapkan proses konvolusi [19].
3. Lapisan Aktivasi (*Activation Layer*)
Memasukkan *feature map* ke dalam fungsi aktivasi untuk mengubah nilainya pada rentang nilai tertentu untuk menampilkan fitur dominan dari gambar yang masuk ke *layer* selanjutnya.
4. Lapisan *Pooling* (*Pooling Layer*)
Mengurangi ukuran jumlah parameternya untuk mengurangi daya dan mempercepat komputasi.
5. *Fully Connected Layer*
Berkfungsi untuk melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang sudah diekstraksi.

E. Teknik Resampling Data

Teknik *resampling* akan memanipulasi distribusi data dengan memperbaiki jumlah data sehingga didapatkan *dataset* dengan distribusi data antar kelas yang seimbang.



Gambar- 8 Ilustrasi Teknik *Resampling* Data

Ada beberapa teknik *resampling* yang digunakan dalam penelitian ini, antara lain:

1. Teknik *Undersampling*
Menghasilkan jumlah sampel yang sama di setiap kelas dengan cara mengurangi ukuran kelas yang mayoritas sampai semua kelas memiliki jumlah sampel yang sama. Ada beberapa metode *undersampling*, antara lain:
 - a. *Random Under Sampler*
Resampling dengan menghilangkan data sampel secara acak [20].
 - b. *Cluster Centroids*
Mengurangi kelas mayoritas dengan mengganti *cluster* sampel mayoritas dengan *cluster centroid* dari algoritma *KMeans* [20].
 - c. *Tomek Link*
Menggunakan aturan untuk memilih pasangan observasi (katakanlah, a dan b) yang memenuhi sifat: Pengamatan tetangga terdekat a adalah b. Tetangga terdekat dari pengamatan b adalah a. Pengamatan a dan b termasuk dalam kelas yang berbeda [21].
 - d. *Edited Nearest Neighbours* (ENN)
Bekerja dengan cara mencari *K-nearest neighbor* dari setiap observasi terlebih dahulu, kemudian mengecek apakah kelas mayoritas dari *K-NN* observasi tersebut sama dengan kelas observasinya atau tidak [22].
2. Teknik *Oversampling*
Meningkatkan jumlah anggota kelas minoritas dalam *dataset*. Ada beberapa metode *oversampling*, antara lain:
 - a. *Random Over Sampler*
Melakukan *oversampling* secara acak pada kelas minoritas [20].
 - b. SMOTE
Membuat data sintetis dengan mencari *K-NN* untuk tiap data dari kelas minoritas [7].
 - c. ADASYN
Melakukan *oversampling* dengan cara menghasilkan sampel data kelas minoritas

secara adaptif sesuai dengan bobot distribusi tingkat kesulitan belajar [23].

3. Teknik Gabungan (*Hybrid Resampling*)
 - a. Gabungan SMOTE dengan *Tomek Link*
Metode ini menggabungkan *oversampling* SMOTE dan *undersampling Tomek Links*.
 - b. Gabungan SMOTE dengan ENN
Metode ini menggabungkan *oversampling* SMOTE dan *undersampling* ENN.

F. Framework TensorFlow dan Keras

TensorFlow adalah *framework open source end-to-end* dan gratis untuk pembelajaran mesin yang paling terkenal di dunia saat ini. Beberapa fitur dari *TensorFlow*, yaitu dapat melakukan *debug* lebih cepat dengan *Python*, model dinamis dengan aliran kontrol *Python*, menawarkan berbagai tingkat abstraksi yang membantu dalam membuat dan melatih model, dan fleksibilitas dan kontrol dengan fitur, seperti API dan *model keras functional* [17].

Keras memiliki antarmuka yang ramah dan sangat produktif untuk memecahkan permasalahan yang menggunakan *machine learning* dengan fokus pada *deep learning modern*. *Keras* memiliki fitur-fitur untuk kebutuhan *deep learning*, antara lain memungkinkan pembuatan prototipe yang mudah dan cepat, dukungan *built-in* untuk CNN dan RNN, dan mampu berjalan lancar di CPU dan GPU [17].

III. METODE PENELITIAN

A. Waktu dan Tempat

Penelitian dilaksanakan dalam waktu 4 bulan dari bulan Juli 2021 hingga bulan Oktober 2021 dilakukan secara daring di lingkungan tempat tinggal penulis.

B. Alat dan Bahan

Dalam penelitian tugas akhir ini, daftar alat dan bahan yang digunakan adalah sebagai berikut.

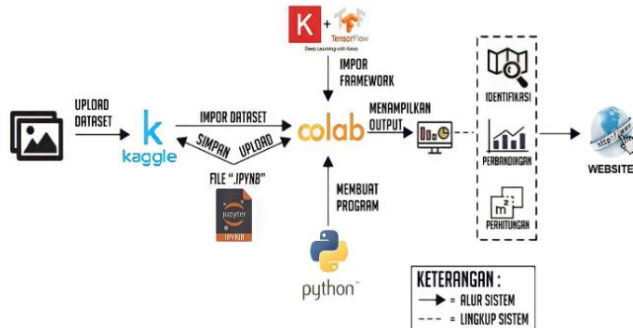
1. Perangkat Keras
 - a. *Laptop* HP dengan spesifikasi *processor* AMD A9-9425, RAM 4 GB.
2. Perangkat Lunak
 - a. Sistem operasi *Windows* 10 64 bit.
 - b. Peramban internet *Google Chrome*.
 - c. *Google Colaboratory*
 - d. *Microsoft Visual Studio Code* versi 1.58.2.
 - e. *Python for Windows* versi 3.9.6 64 bit.
3. *Dataset* kanker kulit MNIST: HAM10000 berisi 10015 citra lesi kulit yang didapat dari *Kaggle*.

C. Alur dan Tahap Penelitian

1. Tahap Persiapan
Pada tahap ini, penulis melakukan studi pustaka melalui sumber *website*, jurnal, buku dan diskusi.

2. Tahap Pelaksanaan

Ilustrasi proses pada tahap ini ditunjukkan pada Gambar-9.



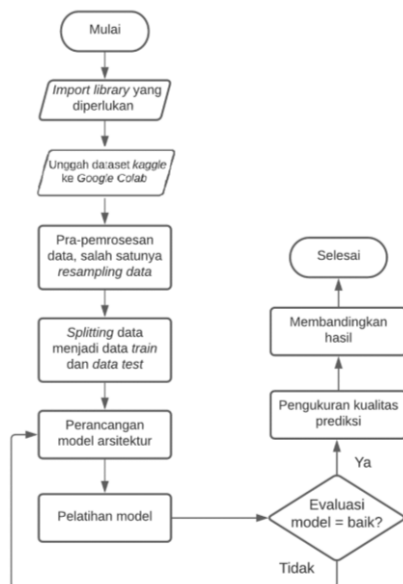
Gambar- 9 Tahapan Pelaksanaan Penelitian

Persiapan

Pada tahap ini, penulis melakukan pengumpulan *dataset* dan menyiapkan beberapa penelitian pembuatan model arsitektur klasifikasi kanker kulit sebagai panduan untuk melakukan penelitian ini.

Perancangan Model Arsitektur

Pada tahap ini, penulis membuat model klasifikasi kanker kulit dengan metode CNN dan memilih merancang sendiri arsitektur model klasifikasi tersebut tanpa menggunakan *transfer learning*. Diagram alir perancangan model arsitektur klasifikasi ditampilkan pada Gambar- 10.



Gambar- 10 Diagram Alir Pembuatan Desain Arsitektur

Dataset dilakukan *image augmentation* untuk meningkatkan kualitas data dan menghindari *overfitting*. Pelatihan model dilakukan dengan batas iterasi sebanyak 70 *epoch* dan memanfaatkan metode *callbacks* dari Keras, antara lain *callbacks Model Checkpoint* untuk menyimpan model dengan metrik

terbaik, *callbacks ReduceLROnPlateau* untuk mengurangi nilai *learning rate* ketika metrik yang ditinjau saat pelatihan tidak mengalami perubahan yang baik, dan *callbacks Early Stopping* untuk menghentikan pelatihan jika metrik yang ditinjau tidak mengalami perubahan yang baik.

3. Tahap Pengujian

Pada tahap ini, penulis melakukan pengujian keseluruhan terhadap sistem yang telah dirancang untuk mengetahui performa model. Setelah pelatihan dilakukan pengujian atau melihat evaluasi kualitas prediksi menggunakan metode *model.evaluate* untuk menguji dan mengukur kualitas prediksi dari data *test*, seperti nilai *accuracy*, *loss*, *true positive*, *false positive*, *true negative*, *false negative*, *precision*, dan *recall*. Kemudian, menggunakan metode *classification_report* dari *library scikit learn* untuk mengukur nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* dari tiap kelas yang diprediksi.

4. Tahap Evaluasi

Melakukan evaluasi terhadap hasil dari pengujian yang selanjutnya dilakukan identifikasi, perbandingan, dan perbaikan sistem hingga menghasilkan model yang terbaik.

D. Jadwal Penelitian

Rincian jadwal kegiatan penelitian tugas akhir ditampilkan pada Tabel- 2 berikut ini.

Tabel-2. Jadwal penelitian

No.	Kegiatan	Bulan 1				Bulan 2				Bulan 3				Bulan 4			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1.	Studi pustaka																
2.	Pengumpulan dataset																
3.	Persiapan dan pra-pemrosesan data																
4.	Perancangan model arsitektur klasifikasi																
5.	Pengujian sistem																
6.	Evaluasi sistem																
7.	Pembuatan website																
8.	Pembuatan Laporan																

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Perancangan Sistem dan Dataset Penelitian

Pada bagian perancangan sistem dan *dataset* penelitian dilakukan di *Google Colaboratory*.

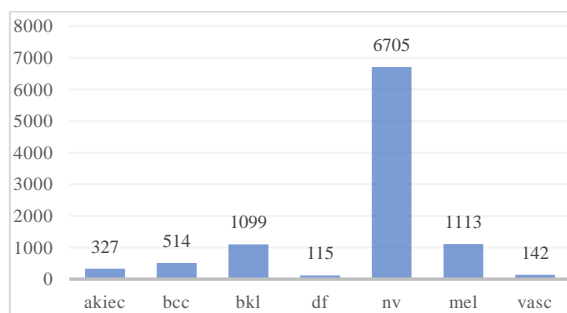
Sumber Dataset

Dataset yang digunakan peneliti diambil dari platform *Kaggle* yang diunggah oleh K. Scott Mader

yang berisi folder berisi 10015 citra lesi kulit, metadata lesi kulit dalam file bernama HAM10000_metadata.csv dan file berisi data tentang nilai *pixel* tiap citra lesi kulit dengan dimensi warna *red*, *green*, *blue* (RGB) dalam file bernama *hmnist_28_28_RGB.csv*.

Pengunggahan Library dan Dataset

Pada tahap ini, penulis mengunggah *library* yang dibutuhkan seperti *TensorFlow*, *Keras*, *imbalanced-learn*, *matplotlib*, *numpy*, *pandas*, dan lainnya. Setelah itu, mengunggah *dataset* dari *Kaggle*. Untuk pembagian data kelas kanker kulit *dataset* ditunjukkan pada Gambar- 11.



Gambar- 11 Distribusi data antar kelas kanker kulit

Dataset Hasil Resampling

Teknik *resampling* yang digunakan antara lain, *random undersampler*, *cluster centroids*, *random oversampler*, *SMOTE*, *ADASYN*, gabungan *SMOTE* dengan *Tomek Link* dan gabungan *SMOTE* dengan. Setelah dilakukan *resampling*, kemudian dilakukan *reshaping*, yaitu mengubah nilai *pixel array* citra masukan menjadi nilai 28x28x3. Hasil distribusi data setelah dilakukan *resampling* ditunjukkan pada Tabel-3.

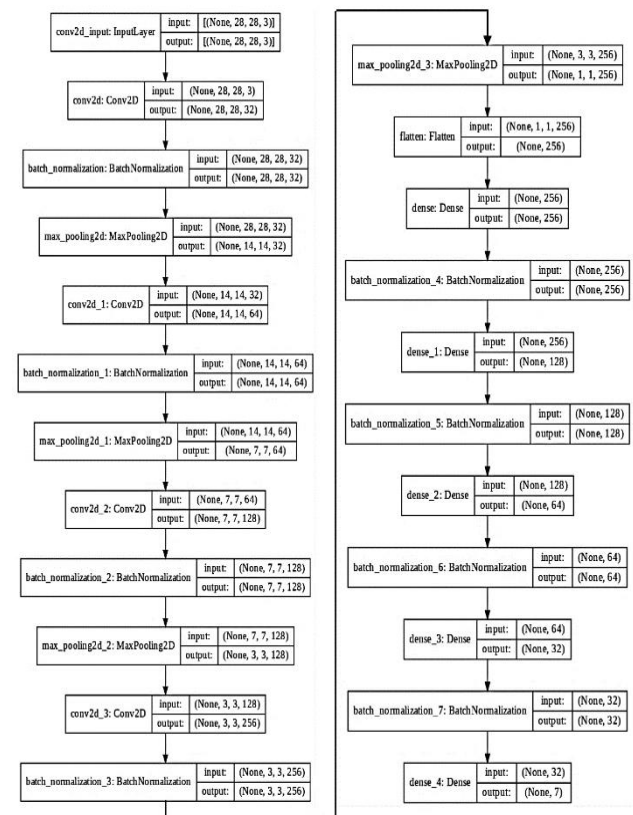
Tabel-3. Distribusi *dataset* hasil *resampling*

Teknik Resampling	Total Data	Jumlah Data Tiap Kelas						
		akiec	bcc	bkl	df	nv	vasc	mel
Random Undersampler	805	115	115	115	115	115	115	115
cluster centroids	805	115	115	115	115	115	115	115
random oversampler	46.935	6705	6705	6705	6705	6705	6705	6705
SMOTE	46.935	6705	6705	6705	6705	6705	6705	6705
ADASYN	47.187	6724	6641	6886	6691	6705	6730	6810
Gabungan SMOTE dengan Tomek Link	46.933	6705	6705	6705	6705	6704	6705	6704
Gabungan SMOTE dengan ENN	43.473	6705	6702	6597	6705	3464	6705	6595

Pelatihan dan Pengujian Pada Google Colaboratory

Pada pelatihan ini, model dibuat menggunakan arsitektur CNN dari dasar tanpa menggunakan

transfer learning Arsitektur model klasifikasi kanker kulit yang dibuat dapat dilihat pada Gambar- 12.



Gambar- 12 Model arsitektur klasifikasi kanker kulit

B. Perbandingan Unjuk Kerja Dengan Teknik Resampling Dataset

Tabel-4 di bawah ini akan menampilkan perbandingan nilai model evaluasi pada kondisi terbaik yang didapat dengan menggunakan metode *callbacks Model Checkpoint*.

Tabel-4 Perbandingan Metrik Klasifikasi Model Terbaik Tiap Teknik Resampling

No	Teknik Resampling	Val Acc	Precision	Recall
1.	SMOTE dan ENN	0.986843	0.958295	0.949213
2.	Random Oversampler	0.982785	0.947373	0.931225
3.	ADASYN	0.980225	0.937575	0.923031
4.	SMOTE	0.979339	0.935218	0.919039
5.	SMOTE dan Tomek Link	0.979072	0.934339	0.918016
6.	Cluster Centroids	0.891796	0.656051	0.509901
7.	Random Undersampler	0.891089	0.71428	0.39604

Dari Tabel-4 dapat dilihat bahwa nilai *validation accuracy*, *precision*, dan *recall* untuk model dengan menggunakan *dataset* yang dilakukan *resampling* menggunakan teknik gabungan *oversampling* SMOTE dengan *undersampling* ENN memiliki nilai yang paling tinggi untuk tiap metrik yang dibandingkan.

Untuk mengetahui kualitas unjuk kerja klasifikasi kanker kulit tiap kelasnya, Tabel-5 di bawah ini menampilkan perbandingan nilai *F1-score* dari hasil prediksi tiap kelas kanker kulit menggunakan metode *model.predict* yang ditampilkan menggunakan metode *classification report* dari *scikit-learn library*.

Tabel-5 Perbandingan Nilai Prediksi Tiap Kelas Menggunakan Berbagai Teknik *Resampling*

Teknik <i>Resampling</i>	<i>F1-score</i>						
	akiec	bcc	bkl	df	nv	vasc	mel
<i>Random Undersampler</i>	0.44	0.36	0.36	0.22	0.59	0.88	0.55
<i>Cluster Centroids</i>	0.55	0.26	0.46	0.60	0.72	0.88	0.51
<i>Random Oversampler</i>	0.99	0.98	0.89	1.00	0.85	1.00	0.87
SMOTE	0.96	0.94	0.88	1.00	0.86	1.00	0.85
ADASYN	0.97	0.96	0.88	1.00	0.86	1.00	0.86
Gabungan SMOTE + Tomek Link	0.96	0.96	0.87	1.00	0.85	1.00	0.84
Gabungan SMOTE + ENN	0.96	0.96	0.90	1.00	0.95	1.00	0.91

Dari Tabel-5, kita bisa melihat perbandingan nilai *F1-score* dari klasifikasi tiap kelas kanker kulit dengan menggunakan berbagai teknik *resampling* dataset yang diamati pada penelitian ini. Dari tabel diberikan indikator warna kuning untuk memudahkan pembacaan tabel dalam melihat nilai *F1-score* tertinggi untuk tiap kelas kanker kulit. Dapat dilihat bahwa teknik *resampling dataset* menggunakan teknik gabungan SMOTE dengan ENN memiliki nilai *F1-score* tertinggi yang paling dari keseluruhan klasifikasi 7 kelas kanker kulit. Dari 7 kelas kanker kulit yang diklasifikasikan, teknik ini memiliki nilai *F1-score* tertinggi untuk 5 kelas, yaitu kelas bkl, df, nv, vasc, dan mel.

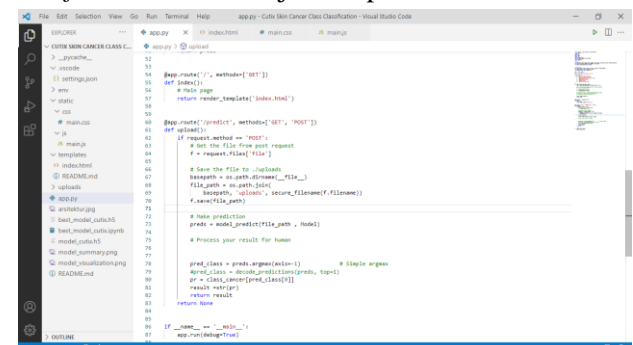
Berdasarkan dua tabel perbandingan unjuk kerja yang ditampilkan oleh Tabel-4 dan Tabel-5, dapat disimpulkan bahwa unjuk kerja dari *resampling* pada *dataset* HAM10000 terhadap performa model klasifikasi kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit yang memiliki hasil klasifikasi paling baik adalah teknik *resampling dataset* menggunakan gabungan

teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) dengan *undersampling Edited Nearest Neighbour* (ENN).

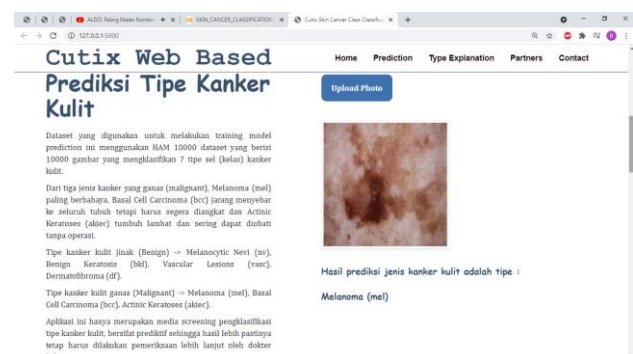
C. Website Antarmuka Pengguna Sistem Klasifikasi Kanker Kulit

Setelah dilakukan uji banding unjuk kerja model klasifikasi kanker kulit dengan menggunakan *dataset* HAM10000 yang telah dilakukan *resampling* menggunakan beberapa teknik *resampling dataset*. Akhirnya, penulis memilih model *deep learning* untuk mengklasifikasikan kanker kulit berdasarkan kondisi lesi kulit berpigmen yang digunakan dalam *in-browser app* adalah model yang dilakukan *resampling dataset* menggunakan gabungan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) dengan *undersampling Edited Nearest Neighbour* (ENN). Model ini dipilih karena dinilai memiliki unjuk kerja yang paling baik dalam mengklasifikasikan tiap kelas kanker kulit pada penelitian ini.

Untuk tampilan pembuatan *website* di *Visual Studio Code* ditampilkan pada Gambar- 13 dan *interface website* ditunjukkan pada Gambar- 14.



Gambar- 13 Tampilan Pembuatan Coding Website di Visual Studio Code



Gambar- 14 Tampilan Website Interface Media Klasifikasi Kanker Kulit

V. PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan maka diperoleh kesimpulannya sebagai berikut.

1. *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan algoritma dari *deep learning* yang cocok digunakan untuk melakukan klasifikasi objek dengan cara melakukan ekstraksi karakteristik (*feature*) data masukan menjadi data baru yang merepresentasikan data masukan.
2. Meninjau nilai akurasi dalam mengukur performa model klasifikasi terkadang dapat menimbulkan bias yang fatal, maka dari itu penting dilakukan evaluasi terhadap metrik klasifikasi lain, seperti *recall*, *precision*, atau *F1-score*.
3. Satu jenis teknik *resampling* belum tentu cocok untuk setiap *dataset* yang digunakan.
4. Ditinjau dari metrik *validation accuracy* dari hasil pelatihan yang dilakukan, teknik *resampling dataset* yang menghasilkan unjuk kerja paling baik adalah teknik Gabungan SMOTE dengan ENN dengan nilai 0.986843, diikuti teknik *random oversampler* dengan nilai 0.982785, dan ADASYN dengan nilai 0.980225.
5. Ditinjau dari metrik *precision* dari hasil pelatihan yang dilakukan, teknik *resampling dataset* yang menghasilkan unjuk kerja paling baik adalah teknik Gabungan SMOTE dengan ENN dengan nilai 0.958295, diikuti teknik *random oversampler* dengan nilai 0.947373, dan ADASYN dengan nilai 0.937575.
6. Ditinjau dari metrik *recall* dari hasil pelatihan yang dilakukan, teknik *resampling dataset* yang menghasilkan unjuk kerja paling baik adalah teknik Gabungan SMOTE dengan ENN dengan nilai 0.949213, diikuti teknik *random oversampler* dengan nilai 0.931225 dan ADASYN dengan nilai 0.923031.
7. Dalam uji banding unjuk kerja secara keseluruhan, pengaruh teknik *resampling dataset* HAM10000 terhadap performa model klasifikasi kanker kulit, teknik *resampling* gabungan *oversampling* SMOTE dengan *undersampling* ENN menghasilkan unjuk kerja yang paling baik dibandingkan teknik *resampling* lainnya yang digunakan dalam penelitian ini.

B. Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dikerjakan penulis, penulis memberikan beberapa saran guna pengembangan penelitian selanjutnya.

1. Mengembangkan implementasi sistem klasifikasi kanker kulit berdasarkan lesi berpigmen pada aplikasi berbasis *smartphone* atau *standalone machine*.
2. Menggunakan *dataset* kanker kulit lain yang lebih terbaru atau melakukan kombinasi dengan *dataset* kanker kulit lain.
3. Melakukan *resampling dataset* menggunakan algoritma lainnya, seperti *K-Means*, *SVM*, atau lainnya.
4. Melakukan pengembangan arsitektur model CNN, antara lain mengganti teknik *pooling* atau *activation* pada *convolutional layer* atau dapat juga dilakukan percobaan menggunakan metode *transfer learning*.
5. Melakukan *pre-processing dataset* dan *image augmentation* lain sebelum dilakukan pelatihan model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Halodoc, "Kenali 9 Gejala Kanker Kulit yang Jarang Disadari," halodoc, 7 Mei 2021. [Online]. Available: <https://www.halodoc.com/artikel/kenali-9-gejala-kanker-kulit-yang-jarang-disadari>. [Accessed 5 Agustus 2021].
- [2] J. Ferlay, M. Colombet, I. Soerjomataram, C. Mathers, D. M. Parkin, M. Piñeros, A. Znaor and F. Bray, "Estimating the global cancer incidence and mortality in 2018: GLOBOCAN sources and methods," *International Journal of Cancer*, vol. 144, no. 8, pp. 1941-1953, 2019.
- [3] A. S. Suriadiredja, "Epidemiologi kanker kulit," *MDVI*, vol. 38, no. 2, p. 61, 2011.
- [4] T. R. Savera, W. H. Suryawan and A. W. Setiawan, "Deteksi Dini Kanker Kulit Menggunakan K-NN Dan Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 7, no. 2, pp. 373-378, 2020.
- [5] Z. Aliyah, A. Arifianto and F. Sthevanie, "Classifying Skin Cancer in Digital Images Using Convolutional Neural Network with Augmentation," *Ind. Journal on Computing*, vol. 5, no. 2, pp. 55-66, 2020.
- [6] A. Syukron and A. Subekti, "Penerapan Metode Random Over-Under Sampling dan Random Forest

- untuk Klasifikasi Penilaian Kredit,” *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 5, no. 2, pp. 175-185, 2018.
- [7] R. Siringoringo, “Klasifikasi Data Tidak Seimbang Menggunakan Algoritma SMOTE dan k-Nearest Neighbor,” *Jurnal ISD*, vol. 3, no. 1, 2018.
- [8] R. Halodoc, “Kanker Kulit,” 2021. [Online]. Available: <https://www.halodoc.com/kesehatan/kanker-kulit>. [Accessed 6 Agustus 2021].
- [9] D. M. Parkin, D. Mesher and P. Sasieni, “Cancers attributable to solar (ultraviolet) radiation exposure in the UK in 2010,” *Br J Cancer*, vol. 105, no. 2, pp. S66-S69, 2011.
- [10] R. S. Stern, “Prevalence of a history of skin cancer in 2007: results of an incidence-based model,” *Arch Dermatol*, vol. 146, no. 3, pp. 279-282, 2010.
- [11] H. W. Rogers, M. A. Weinstock, S. R. Feldman and B. M. Coldiron, “Incidence Estimate of Nonmelanoma Skin Cancer (Keratinocyte Carcinomas) in the U.S. Population,” *JAMA Dermatol*, vol. 151, no. 10, pp. 1081-1086, 2015.
- [12] I. The Lewin Group, The Burden of Skin Diseases 2005, Washington, D.C.: The Society for Investigative Dermatology and The American Academy of Dermatology Association, 2005.
- [13] A. C. Society, “Cancer Facts & Figures 2021,” 2021. [Online]. Available: <https://www.cancer.org/content/dam/cancer-org/research/cancer-facts-and-statistics/annual-cancer-facts-and-figures/2021/cancer-facts-and-figures-2021.pdf>. [Accessed 6 Agustus 2021].
- [14] H. M. Gloster Jr and K. Neal, “Skin cancer in skin of color,” *J Am Acad Dermatol*, vol. 55, no. 5, pp. 741-760, 2006.
- [15] A. A. o. D. Association, “Skin Cancer,” American Academy of Dermatology Association, 2021. [Online]. Available: <https://www.aad.org/media/stats-skin-cancer>. [Accessed 6 Agustus 2021].
- [16] P. Tschandl, C. Rosendahl and H. Kittler, “The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions,” *Scientific Data*, vol. 5, no. 1, 2018.
- [17] A. B. Mutiara, “Implementasi Deep Learning: Matlab dan Python-Keras-Tensorflow,” 2020. [Online]. Available: <https://mooc.aptikom.or.id/mod/resource/view.php?id=1095>. [Accessed 6 Agustus 2021].
- [18] Q. Lina, “Apa itu Convolutional Neural Network?,” 2019. [Online]. Available: <https://medium.com/@16611110/apa-itu-convolutional-neural-network-836f70b193a4>. [Accessed 7 Agustus 2021].
- [19] Sofyan, “<http://sofyantandungan.com/pengenalan-convolutional-neural-network-part-1/>,” 2019. [Online]. Available: <http://sofyantandungan.com/pengenalan-convolutional-neural-network-part-1/>. [Accessed 7 Agustus 2021].
- [20] G. Lemaitre, F. Nogueira and C. K. Aridas, “Imbalanced-learn: A Python Toolbox to Tackle the Curse of Imbalanced Datasets in Machine Learning,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 18, no. 17, pp. 1-5, 2017.
- [21] G. E. A. P. A. B. A. L. C. a. M. M. A. Batista, “Balancing Training Data for Automated Annotation of Keywords: Case Study,” *Proceedings of the Second Brazilian Workshop on Bioinformatics*, p. 35-43, 2003.
- [22] G. E. A. P. A. P. R. C. a. M. M. C. Batista, “A Study of the Behavior of Several Methods for Balancing Machine Learning Training Data,” *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, vol. 6, no. 1, pp. 20-29, 2004.
- [23] H. He, Y. Bai, E. A. Garcia and S. Li, “ADASYN: Adaptive Synthetic Sampling Approach for Imbalanced Learning,” *EEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, pp. 1322-1328, 2008.