

Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Algoritma *Random Forest*

Skin Cancer Classification Using Random Forest Algorithm

Nurul Khasanah^{*1}, Rachman Komarudin², Nurul Afni³, Yana Iqbal Maulana⁴, Agus Salim⁵

^{1,2}Universitas Nusa Mandiri; Jl. Jatiwaringin No. 2, Jakarta Timur

^{3,4,5}Universitas Bina Sarana Informatika; Jl. Kramat Raya No. 98, Jakarta Pusat

e-mail: *nurul.nuk@nusamandiri.ac.id, rachman.rck@nusamandiri.ac.id, nurul.nrf@bsi.ac.id,
yana.yim@bsi.ac.id, agus.salim@bsi.ac.id

Abstrak

Kanker kulit adalah benjolan yang berlebihan jaringan kulit yang mengenai kulit, memiliki struktur tidak teratur dengan diferensiasi sel dalam berbagai tingkatan pada kromatin, nukleus dan sitoplasma, bersifat ekspansif, infiltratif hingga merusak jaringan sekitarnya, serta bermetastasis melalui pembuluh darah dan pembuluh getah bening. Diagnosis kanker kulit dengan proses biopsi dianggap kurang efektif karena biaya yang diperlukan cukup banyak dan dapat melukai kulit manusia sebagai sample. Untuk itu, perlunya suatu sistem untuk klasifikasi jenis kanker kulit yang efektif dan akurat. Penerapan machine learning sudah banyak digunakan dalam bidang kesehatan. Salah satu metode machine learning adalah Random Forest. Dalam penelitian ini akan dilakukan ekstraksi fitur warna histogram, ekstraksi bentuk hue moment, dan ekstraksi tekstur haralick. Selanjutnya citra akan diklasifikasi menggunakan algoritma Random Forest. Nilai akurasi terbaik diperoleh dari proses ekstraksi fitur histogram dan klasifikasi dengan Random Forest yaitu 0.850822. Novelty dari penelitian ini adalah penggunaan ekstraksi fitur yang lebih beragam dan hasil akurasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya. Penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan algoritma deep learning dengan arsitektur CNN (Convolutional Neural Network) untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik dan ditambahkan rancangan aplikasi untuk penerapan model yang telah dibentuk dalam penelitian sehingga bisa langsung diterapkan oleh tim medis.

Kata kunci— Kanker Kulit, Algoritma Random Forest, Klasifikasi Kanker Kulit

Abstract

Skin cancer is an excessive lump of skin tissue that affects the skin, has an irregular structure with cell differentiation at various levels in chromatin, nucleus and cytoplasm, is expansive, infiltrative to damage the surrounding tissue, and metastasizes through blood vessels and lymph vessels. Diagnosis of skin cancer by biopsy process is considered less effective because it costs a lot and can injure human skin as a sample. For that, we need a system for classification of skin cancer types that are effective and accurate. The application of machine learning has been widely used in the health sector. One of the machine learning methods is Random Forest. In this study, the histogram color feature extraction will be carried out, the hue moment shape extraction, and the haralick texture extraction. Furthermore, the image will be classified using the Random Forest algorithm. The best accuracy value obtained from the histogram feature extraction process

and classification with Random Forest is 0.850822. The novelty of this research is the use of more diverse feature extraction and better accuracy results than previous studies. Future research is expected to use deep learning algorithms with CNN (Convolutional Neural Network) architecture to get better accuracy results and add application designs for the application of models that have been formed in the study so that they can be directly applied by the medical team.

Keywords— Skin Cancer, Random Forest Algorithm, Classification of Skin Cancer

1. PENDAHULUAN

Kanker kulit adalah benjolan atau pertumbuhan yang berlebihan jaringan kulit yang mengenai sebagian atau seluruh lapisan kulit, yang memiliki struktur tidak teratur dengan diferensiasi sel dalam berbagai tingkatan pada kromatin, nukleus dan sitoplasma, bersifat ekspansif, infiltratif hingga merusak jaringan sekitarnya, serta bermetastasis melalui pembuluh darah dan atau pembuluh getah bening. Kanker kulit dapat diklasifikasikan dalam tiga tipe terbanyak yaitu karsinoma sel basal, karsinoma sel skuamosa, dan melanoma maligna (Wilvestra et al., 2018).

Diagnosis kanker kulit merupakan salah satu cabang dari bidang kesehatan yang digunakan untuk mendeteksi adanya kelainan pada kulit. Secara umum, dokter melakukan diagnosa penyakit kanker kulit menggunakan Biopsi. Kelemahan dari proses biopsi adalah biaya yang diperlukan cukup banyak, dapat melukai kulit manusia sebagai sample dan prosesnya kurang efektif. Seiring perkembangan teknologi penelitian menunjukkan perlu adanya otomatisasi untuk deteksi kanker kulit melalui citra dermoscopy (Iyatomi et al., 2011). Pada citra dermoscopy (kanker kulit), warna merupakan fitur dengan banyak informasi untuk mengenali kanker kulit yang diderita oleh pasien. Penanganan penyakit ini tentunya sesuai dengan jenis kanker kulit yang diderita pasien yaitu *malignant* (ganas) dan *benign* (jinak). Untuk itu, perlunya suatu sistem untuk klasifikasi jenis kanker kulit yang akurat. Penerapan *machine learning* sudah banyak digunakan dalam bidang kesehatan. *Machine learning* membuat pekerjaan dalam mengklasifikasi penyakit dibidang kesehatan menjadi mudah seperti, mengetahui jenis penyakit dan memberikan hasil dalam bentuk gambar yang lebih optimal. (Telaumbanua, Hulu, Nadeak, Lumbantong, & Dharma, 2019). Beberapa metode *machine learning* antara lain : *Naïve Bayes*, *CART*, *LDA*, *Linear Regression*, *Support Vector Machine*, *KNN*, dan *Random Forest*.

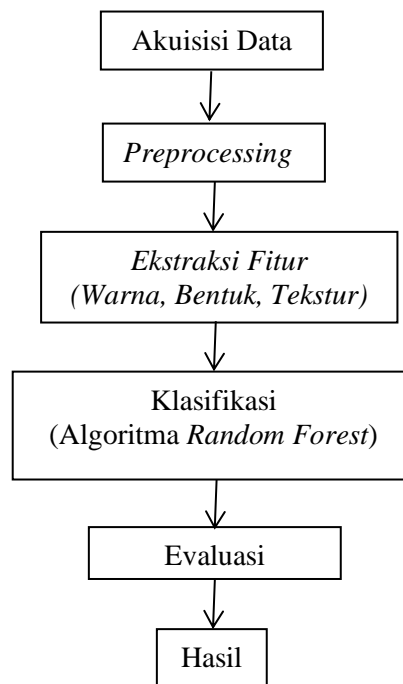
Dalam penelitian (Adjed, Faye, Ababsa, Gardezi, & Dass, 2016) yang menggunakan 655 citra (544 *benign* dan 111 *malignant*) mendapatkan hasil akurasi 76,1%. Dalam penelitian (Lynn & Kyu, 2018) dalam penelitiannya yang menggunakan *dataset* IDIC dengan jumlah data 220 *data training* dan 20 *data testing* menghasilkan akurasi tertinggi dengan algoritma SVM yaitu 78.2%. Penelitian (Faruk & Nafi'iyah, 2020) yang menggunakan *dataset* dari <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer-malignant-vs-benign> dengan jumlah citra 3297 citra, 2637 citra sebagai *dataset training*, 660 citra sebagai *data testing*. Proses penelitian ini menggunakan 2 ekstraksi fitur yaitu ekstraksi fitur warna dan tekstur. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu SVM dan KNN. Klasifikasi menggunakan algoritma SVM menghasilkan nilai akurasinya 69,85%, sedangkan penelitian menggunakan algoritma KNN, dengan nilai K=2 akurasinya 67,27%, K=3 akurasinya 67,88%, K=4 akurasinya 70,15%, K=5 akurasinya 70,61%, K=6 akurasinya 69,55%. dari beberapa eksperimen yang dilakukan nilai K terbaik pada KNN adalah 5, dengan akurasi 70,61%.

Dari beberapa penelitian yang pernah ada, penulis akan melakukan penelitian dengan tahapan akuisisi data, ekstraksi fitur, klasifikasi dan evaluasi. Proses ekstraksi fitur yang telah dilakukan oleh penelitian sebelumnya adalah ekstraksi fitur warna dan bentuk, sedangkan dalam penelitian ini penulis akan melakukan 3 ekstraksi fitur yaitu ekstraksi warna histogram, ekstraksi bentuk *hue moment*, dan ekstraksi tekstur *haralick* yang dibahas di point 2.3 Fitur Ekstraksi. Selanjutnya citra akan diklasifikasi menggunakan machine learning dengan algoritma *Random Forest* yang dibahas di point 2.4 Klasifikasi. Penggunaan algoritma *Random Forest* adalah bentuk

novelty dari penelitian ini, karena sebelumnya belum ada penerapan algoritma *Random Forest* dalam penelitian kasus ini. Hasil dari penelitian ini, diharapkan akan muncul nilai akurasi yang lebih tinggi untuk deteksi jenis penyakit kulit pada manusia sehingga mendapatkan penanganan sesuai dengan penyakit yang diderita.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian yang dilakukan penulis antara lain



Gambar 1 Tahapan Penelitian

2.1 Akuisisi Data

Dataset kanker kulit yang terdiri dari 2 kelas, yakni : *Benign* dan *Malignant* dengan jumlah keseluruhan data ada : 3297 data, dengan data *test* sebesar : 660 data dan data *train* sebesar : 2637 data. *Dataset* diperoleh dari *kaggle* <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer-malignant-vs-benign>. Rincian *dataset* yang kami gunakan adalah sebagai berikut :

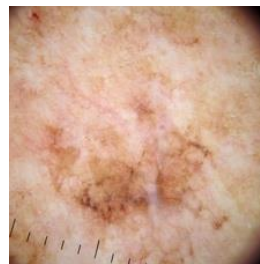
Tabel 1. *Dataset* Kanker Kulit

	<i>Benign</i>	<i>Malignant</i>
<i>test</i>	360	300
<i>train</i>	1440	1197

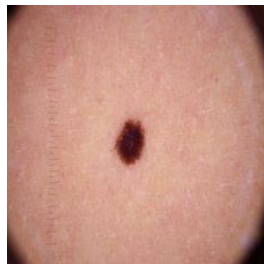
Sample citra *dataset* adalah sebagai berikut :



Gambar 2. *Sample citra benign 1*



Gambar 3. *Sample citra malignant 1*



Gambar 4. *Sample citra benign 2*



Gambar 5. *Sample citra malignant 2*

2.2 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, proses yang dilakukan adalah *resize* citra menjadi 512x512. Kemudian data dibagi menjadi *data training* (90%) dan *data testing* (10%).

2.3 Fitur Ekstraksi

Ekstraksi fitur yang digunakan, yaitu Fitur ekstraksi warna (*histogram*), fitur ekstraksi bentuk (*hue moments*) dan fitur ekstraksi tekstur (*haralick*).

A. Fitur Ekstraksi Warna

Citra yang diperlukan dalam proses ini berupa RGB, sama seperti hasil citra yang sudah tersegmentasi. Selanjutnya dilakukan pengambilan nilai *first order histogram* agar dapat mengetahui masing-masing nilai piksel pada masing-masing warna citra. Perhitungan first order histogram dapat ditulis seperti persamaan (Priambodo, Sari, & Widodo, 2019).

$$P(c) = \frac{N(c)}{M} \quad (1)$$

P(c) : probabilitas *first order histogram*

N(c) : nilai piksel *channel* citra c

M : jumlah piksel suatu citra

B. Fitur Ekstraksi Bentuk

Ciri bentuk merupakan karakter dari suatu objek yang merupakan konfigurasi oleh garis dan kontur. Fitur bentuk dikategorikan bergantung pada teknik yang digunakan. Kategori tersebut adalah berdasarkan batas (*boundary-based*), dan berdasarkan daerah (*region-based*). Teknik berdasarkan batas (*boundary-based*) menggambarkan bentuk daerah dengan menggunakan karakteristik ekstremal, contohnya adalah piksel sepanjang batas objek. (Madhulatha, 2012)

C. Fitur Ekstraksi Tekstur

Proses perbandingan kemiripan dari hasil kluster citra merupakan hasil dari ekstraksi ciri warna, ekstraksi ciri bentuk dan ekstraksi ciri tekstur. Keanggotaan suatu citra dalam klustering yang terbentuk akan menjadi pembandingan untuk gambar uji yang dimasukkan. Metode yang dipakai untuk mengukur jarak antar dua centroid adalah menggunakan *Manhattan Distance* dirumuskan sebagai berikut (Madhulatha, 2012):

$$Total [Abs[u - v]] \quad (2)$$

Dengan u dan v merupakan vector. Dalam penelitian ini u merupakan atribut fitur citra uji dan v merupakan atribut fitur citra latih dan citra uji. Setelah *centroid* yang memiliki jarak paling dekat tadi ditemukan.

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan yang artinya mengumpulkan benda atau entitas yang sama dan memisahkan benda atau entitas yang tidak sama (Firasari et al., 2020). Peneliti melakukan klasifikasi menggunakan Algoritma *Random Forest*.

Random Forest adalah algoritma yang fleksibel dan mudah digunakan menghasilkan hasil yang bagus di sebagian besar waktu. *Random Forest* terdiri dari sejumlah pohon, dengan setiap pohon tumbuh menggunakan beberapa bentuk pengacakan dan tugas lain itu beroperasi dengan membangun banyak pohon keputusan di waktu pelatihan dan mengeluarkan kelas yang merupakan mode dari kelas atau prediksi rata-rata dari pohon individu. (Seeja & Suresh, 2019).

Tahapan pada algoritma *Random Forest* sebagai berikut:

- Tentukan jumlah tree (k) yang akan dibentuk, jumlah k dipilih dari total fitur m , di mana k kurang dari m .
- Sampel acak diambil sebanyak N observasi (*with replacement*) pada dataset untuk setiap *tree*.
- Pada setiap *tree*, dilakukan juga pengambilan subset prediktor sebanyak secara acak. Dimana $m < p$, p adalah jumlah variabel prediktor.
- Proses kedua dan ketiga diulangi sampai sebanyak k *tree*.
- Pada kasus klasifikasi, hasil prediksi *Random Forest* diperoleh dari vote terbanyak (*majority vote*) dari hasil klasifikasi sebanyak *tree*.

2.5 Evaluasi

Evaluasi hasil dari klasifikasi menggunakan *random forest* menggunakan akurasi, *confusion matrix*, *Kappa Statistic*, *Precision*, *Recall* dan *Classification report table*. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing *point* evaluasi :

a. Akurasi

Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia, Akurasi adalah kecermatan, ketelitian, ketepatan; teliti, saksama, cermat, tepat benar. Akurasi mengandung pengertian sejauh mana data tersebut benar, dapat diandalkan dan bersertifikat. Akurasi adalah teliti, tepat, cermat, saksama, akurat. Derajat kebebasan informasi dari kesalahan. Bebas dari kesalahan dan tidak bias atau menyesatkan. Dalam informasi, informasi harus jelas mencerminkan maksud dari data yang sebenarnya. Informasi harus akurat karena dari sumber informasi sampai penerima informasi kemungkinan banyak terjadi gangguan (noise) yang dapat merubah atau merusak data tersebut (Mandels & Calvin, 2014).

b. *Confusion matrix*

Confusion Matrix dapat dilakukan pengukuran dengan cara menggunakan tabel klasifikasi yang bersifat prediktif (Fibrianda & Bhawiyuga, 2018). Berikut adalah contoh tabel *confusion matrix* (Fibrianda & Bhawiyuga, 2018).

	<i>Predicted Class</i>		
		Yes	No
<i>Actual Class</i>	Yes	TP	FN
	No	FP	TN
	Total	P'	N'
			Total P N P+N

Gambar 6. Contoh tabel *Confusion matrix*

TP (*True Positive*) yaitu jumlah data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi positif
 FP (*False Positive*) yaitu jumlah data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi positif
 FN (*False Negative*) yaitu jumlah data dengan nilai sebenarnya positif dan nilai prediksi negatif

TN (*True Negative*) yaitu jumlah data dengan nilai sebenarnya negatif dan nilai prediksi negatif

c. *Kappa statistic*

Cohen mengemukakan suatu ukuran kesepakatan antara dua penilai dalam mengklasifikasikan beberapa subjek dalam satu dari dua kategori yang mungkin. Nilai statistik Kappa yang mendekati satu menunjukkan kesepakatan yang sangat baik di antara kedua penilai sedangkan yang mendekati nol menunjukkan kesepakatan lemah diantara kedua penilai (Maskur & Andriansyah, 2015).

d. *Precision*

Precision adalah sebuah ukuran yang mengukur tingkat proporsi jumlah dokumen yang dapat ditemukan kembali oleh sebuah proses pencarian dan dianggap relevan untuk kebutuhan pencarian informasi atau rasio jumlah dokumen relevan yang ditemukan dengan total jumlah dokumen yang ditemukan (Martin & Nilawati, 2019). Berikut adalah rumus untuk menghitung angka *precision* :

$$Precision = \frac{\text{Jumlah dokumen relevan yang terpanggil (a)}}{\text{Jumlah dokumen relevan yang ada di dalam database (a + b)}} \quad (3)$$

e. *Recall*

Menurut Lancaster dalam Pendit, *Recall* adalah proporsi jumlah dokumen yang dapat ditemukan kembali oleh sebuah proses pencarian informasi (Martin & Nilawati, 2019). Berikut adalah rumus untuk menghitung angka *recall* :

$$Recall = \frac{\text{Jumlah dokumen relevan yang terpanggil (a)}}{\text{Jumlah dokumen relevan yang ada di dalam database (a + c)}} \quad (4)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut adalah hasil eksperimen dengan ekstraksi fitur dan metode :

3.1 *Fiture Histogram*

a. Akurasi

Akurasi yang didapat dengan algoritma *Random Forest* adalah 0,834387

b. *Confusion matrix*

Tabel 2. *Confusion matrix* fitur *Histogram*

	<i>benign</i>	<i>malignant</i>
<i>benign</i>	329	77
<i>malignant</i>	49	329

Penjelasan *confusion matrix*, antara lain :

Tabel 3. Penjelasan *Confusion matrix* fitur *Histogram*

Jumlah	Jenis kanker sebenarnya	Prediksi Jenis Kanker	Keterangan
329	<i>benign</i>	<i>benign</i>	Sesuai
77	<i>benign</i>	<i>malignant</i>	Tidak sesuai
49	<i>malignant</i>	<i>benign</i>	Tidak sesuai
329	<i>malignant</i>	<i>malignant</i>	Sesuai

- *True Positif* = jenis kanker sebenarnya dari 329 citra adalah *benign* dan prediksi jenis kanker juga *benign* (prediksi sesuai)
- *False Positif* = jenis kanker sebenarnya dari 77 citra adalah *benign* dan prediksi jenis kanker adalah *malignant* (prediksi tidak sesuai)
- *False Negatif* = jenis kanker sebenarnya dari 49 citra adalah *malignant* dan prediksi jenis kanker adalah *benign* (prediksi tidak sesuai)
- *True Negatif* = jenis kanker sebenarnya dari 329 citra adalah *malignant* dan prediksi jenis kanker juga *malignant* (prediksi sesuai)

c. *Kappa Statistic*

Nilai *Kappa Statistic* = 0.686

d. *Precision*

$$\text{Nilai Precision} = \frac{329}{329 + 77} = 0,81$$

e. *Recall*

$$\text{Nilai Recall} = \frac{329}{329 + 49} = 0,87$$

f. *Classification report table*

Tabel 4. Penjelasan *Confusion matrix* fitur *Histogram*

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
0	0.89	0.80	0.84	406
1	0.80	0.89	0.85	378
<i>Accuracy</i>			0.84	784
<i>Macro avg</i>	0.85	0.84	0.84	784
<i>Weighted avg</i>	0.85	0.84	0.84	784

3.2 *Fitur Bentuk*

a. Akurasi

Akurasi yang didapat dengan algoritma *Random Forest* adalah 0,834387

b. *Confusion matrix*

Tabel 5. *Confusion matrix* fitur *Histogram*

	<i>benign</i>	<i>malignant</i>
<i>benign</i>	276	130
<i>malignant</i>	167	211

Penjelasan *confusion matrix*, antara lain :

Tabel 6. Penjelasan *Confusion matrix* fitur *Histogram*

Jumlah	Jenis kanker sebenarnya	Prediksi Jenis Kanker	Keterangan
276	<i>benign</i>	<i>benign</i>	Sesuai
167	<i>benign</i>	<i>malignant</i>	Tidak sesuai
130	<i>malignant</i>	<i>benign</i>	Tidak sesuai
211	<i>malignant</i>	<i>malignant</i>	sesuai

- *True Positif* = jenis kanker sebenarnya dari 276 citra adalah *benign* dan prediksi jenis kanker juga *benign* (prediksi sesuai)
- *False Positif* = jenis kanker sebenarnya dari 167 citra adalah *benign* dan prediksi jenis kanker adalah *malignant* (prediksi tidak sesuai)
- *False Negatif* = jenis kanker sebenarnya dari 130 citra adalah *malignant* dan prediksi jenis kanker adalah *benign* (prediksi tidak sesuai)
- *True Negatif* = jenis kanker sebenarnya dari 211 citra adalah *malignant* dan prediksi jenis kanker juga *malignant* (prediksi sesuai)

c. *Kappa Statistic*

Nilai *Kappa Statistic* = 0.246

d. *Precision*

$$\text{Nilai Precision} = \frac{276}{276 + 167} = 0,624$$

e. *Recall*

$$\text{Nilai Recall} = \frac{276}{276 + 130} = 0,679$$

f. *Classification report table*

Tabel 7. Penjelasan *Confusion matrix* fitur *Histogram*

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
0	0.62	0.69	0.66	406
1	0.63	0.55	0.59	378
<i>Accuracy</i>			0.62	784
<i>Macro avg</i>	0.63	0.62	0.62	784
<i>Weighted avg</i>	0.63	0.62	0.62	784

3.3 *Fitur Tekstur*

a. Akurasi

Akurasi yang didapat dengan algoritma *Random Forest* adalah 0,8425

b. *Confusion matrix*

Tabel 8. *Confusion matrix* fitur *Histogram*

	<i>benign</i>	<i>malignant</i>
<i>benign</i>	79	5
<i>malignant</i>	24	71

Penjelasan *confusion matrix*, antara lain :

Tabel 9. Penjelasan *Confusion matrix* fitur *Histogram*

Jumlah	Jenis kanker sebenarnya	Prediksi Jenis Kanker	Keterangan
79	<i>benign</i>	<i>benign</i>	Sesuai
24	<i>benign</i>	<i>malignant</i>	Tidak sesuai
5	<i>malignant</i>	<i>benign</i>	Tidak sesuai
71	<i>malignant</i>	<i>malignant</i>	sesuai

- *True Positif* = jenis kanker sebenarnya dari 79 citra adalah *benign* dan prediksi jenis kanker juga *benign* (prediksi sesuai)
- *False Positif* = jenis kanker sebenarnya dari 24 citra adalah *benign* dan prediksi jenis kanker adalah *malignant* (prediksi tidak sesuai)
- *False Negatif* = jenis kanker sebenarnya dari 5 citra adalah *malignant* dan prediksi jenis kanker adalah *benign* (prediksi tidak sesuai)
- *True Negatif* = jenis kanker sebenarnya dari 71 citra adalah *malignant* dan prediksi jenis kanker juga *malignant* (prediksi sesuai)

c. *Kappa Statistic*

Nilai *Kappa Statistic* = 0.645

d. *Precision*

$$\text{Nilai Precision} = \frac{79}{79 + 24} = 0,766$$

e. *Recall*

Nilai *Recall* = 0.916

$$\text{Nilai Recall} = \frac{79}{79 + 5} = 0,940$$

f. *Classification report table*

Tabel 10. Penjelasan *Confusion matrix* fitur *Histogram*

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
0	0.75	0.92	0.83	84
1	0.91	0.74	0.81	95
<i>Accuracy</i>			0.82	179
<i>Macro avg</i>	0.83	0.83	0.82	179
<i>Weighted avg</i>	0.84	0.82	0.82	179

4. KESIMPULAN

Dari penelitian ini, telah dilakukan beberapa tahapan penelitian, yaitu : akuisisi data, *preprocessing*, ekstraksi fitur, klasifikasi, evaluasi dan hasil. Proses ekstraksi fitur yang digunakan, antara lain : *histogram*, *haralick* dan *hue moments*. Algoritma klasifikasi yang digunakan adalah *Random Forest*. Dari penerapan ketiga ekstraksi fitur dalam algoritma yang digunakan, didapat hasil yang berbeda-beda. Hasil perhitungan menggunakan ekstraksi fitur *histogram* menghasilkan akurasi 0,834, sedangkan menggunakan ekstraksi fitur *haralick* menghasilkan akurasi 0,619, sedangkan menggunakan ekstraksi fitur *hue moments* menghasilkan

akurasi 0,842. Dari ketiga ekstraksi fitur yang digunakan, dapat disimpulkan bahwa hasil akurasi terbaik diperoleh dengan ekstraksi fitur *hue moments* dengan nilai akurasi 0,842. *Novelty* dari penelitian ini adalah menggunakan ekstraksi fitur yang lebih beragam dan hasil akurasi yang lebih baik dari penelitian sebelumnya. Namun kekurangan dari penelitian ini yaitu belum adanya aplikasi yang berisi penerapan algoritma, sehingga hasil tidak bisa langsung diterapkan pada dunia medis.

5. SARAN

Saran-saran untuk untuk penelitian lebih lanjut untuk menutup kekurangan penelitian ini. Penelitian selanjutnya diharapkan menggunakan algoritma *deep learning* dengan arsitektur *CMN* (*Convolutional Neural Network*) untuk mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik. Selain itu, penelitian selanjutnya ditambahkan rancangan aplikasi untuk penerapan model yang telah dibentuk dalam penelitian sehingga bisa langsung diterapkan oleh tim medis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Adjed, F., Faye, I., Ababsa, F., Gardezi, S. J., & Dass, S. C. (2016). Classification of Skin Cancer Images Using Local Binary Pattern and SVM Classifier. *AIP Conference Proceedings*, 1787. <https://doi.org/10.1063/1.4968145>
- [2]. Buljan, M., Bulat, V., Situm, M., Mihic, L. L., & Stanic, S. (2008). Variation in Clinical Presentation of Basal Cell Carcinoma. *Acta Clin Croat*, 47(1), 25–30.
- [3]. Faruk, M., & Nafi'iyah, N. (2020). Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Fitur Tekstur, Fitur Warna Citra Menggunakan SVM dan KNN. *Telematika*, 13(2), 100–109.
- [4]. Fibrianda, M. F., & Bhawiyuga, A. (2018). Analisis Perbandingan Akurasi Deteksi Serangan Pada Jaringan Komputer Dengan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(9), 3112–3123.
- [5]. Firasari, E., Khasanah, N., Khultsum, U., Kholifah, D. N., Komarudin, R., & Widyastuty, W. (2020). Comparison of K-Nearest Neighbor (K-NN) and Naive Bayes Algorithm for the Classification of the Poor in Recipients of Social Assistance. *Journal of Physics: Conference Series*, 1641(1), 1–6.
- [6]. Iyatomi, H., Celebi, M. E., Schaefer, G., & Tanaka, M. (2011). Automated color calibration method for dermoscopy images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 35(2), 89–98. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1016/j.compmedimag.2010.08.003>
- [7]. Lynn, N. C., & Kyu, Z. M. (2018). Segmentation and Classification of Skin Cancer Melanoma from Skin Lesion Images. *Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies, PDCAT Proceedings, 2017-Decem*, 117–122. <https://doi.org/10.1109/PDCAT.2017.00028>
- [8]. Madhulatha, T. S. (2012). An Overview On Clustering Methods. *IOSR Journal of Engineering*, 2(4), 719–725.
- [9]. Mandels, R. J., & Calvin, L. (2014). Tingkat Akurasi Kodefikasi Morbiditas Rawat Inap Guna Menunjang Akurasi Pelaporan Di Bagian Rekam Medis Rumah Sakit Cahya Kawaluyan. *Jurnal Kesehatan "Caring and Enthusiasm"*, 2(1).
- [10]. Martin, M., & Nilawati, L. (2019). Recall dan Precision Pada Sistem Temu Kembali Informasi Online Public Access Catalogue (OPAC) di Perpustakaan. *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika*, 21(1), 77–84.
- [11]. Maskur, & Andriansyah, F. R. (2015). Implementasi Web Semantik Untuk Aplikasi Pencarian Tugas Akhir Menggunakan Ontologi Dan Cosine Similarity. *Jurnal Ilmiah NERO*, 2(1), 11–18.
- [12]. Priambodo, H. S., Sari, Y. A., & Widodo, A. W. (2019). Klasifikasi Jenis Citra Makanan

- menggunakan Color Histogram dan Gray Level Co-occurrence Matrix dengan K-Nearest Neighbour. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(7), 6873–6880.
- [13]. Seeja, R. D., & Suresh, A. (2019). *Melanoma Segmentation and Classification using Deep Learning*. (12). <https://doi.org/10.35940/ijitee.L2516.1081219>
- [14]. Telaumbanua, F. D., Hulu, P., Nadeak, T. Z., Lumbantong, R. R., & Dharma, A. (2019). Penggunaan Machine Learning Di Bidang Kesehatan. *Jurnal Penelitian Teknik Informatika*, 2(2), 391–399.
- [15]. Wilvestra, S., Lestari, S., & 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*, 7(3), 47–49.