IDENTIFIKASI KESEHATAN DAUN MANGROVE MENGGUNAKAN METODE *RANDOM FOREST CLASSIFICATION*

Rizky Muhammad, Erwin Hermawan, Sahid Agustian Hudjimartsu
Teknik Informatika, Universitas Ibn Khaldun Bogor
Jl. Sholeh Iskandar Kedungbadak, Kota Bogor, Indonesia
Rizmuh2406@gmail.com

ABSTRAK

Mangrove adalah pohon tropis yang tumbuh subur di lingkungan yang tidak dapat diterima karena sebagian besar kayunya asin, perairan pesisir, dan pasang surut konstan. Hidup dalam kelompok besar, memiliki akar yang besar, dan menghasilkan buah adalah ciri khas tanaman mangrove ini. 1.671.140,75 ha hutan mangrove di Indonesia berada dalam kondisi baik (47,89 %) dan 1.817.999,93 ha berada dalam kondisi rusak (52,10 %). Saat ini, kerusakan ekosistem mangrove di beberapa wilayah Indonesia terus meningkat, salah satunya di Kabupaten Langkat, tempat hutan mangrove terbesar di Sumatera Utara. Salah satu cara untuk meningkatkan produktivitas jamur dan manfaat pohon mangrove adalah dengan menggunakan algoritma pemrograman R untuk mengidentifikasi kesehatan daun mangrove menggunakan metode Random Forest. Bahan yang digunakan adalah gambar digital daun mangrove. Identifikasi kesehatan daun mangrove dengan Random Forest akan lebih memudahkan proses klasifikasi daun sehat dan daun sakit, serta bisa memproses banyak data dengan baik. Hasil Penelitian ini juga menghasilkan akurasi tertinggi mencapai nilai akurasi sebesar 85% dari metode yang diusulkan.

Kata kunci : *Mangrove, Pemrograman R, Citra Digital, Random Forest, Sehat & Sakit*

1. PENDAHULUAN

Mangrove adalah salah satu jenis tanaman yang banyak ditemukan di daerah pantai dengan tanah rawa atau tanah yang padat [1].

Hutan mangrove memiliki banyak peran penting bagi lingkungan kita, termasuk 1) sebagai tumbuhan yang mampu menahan arus air laut yang mengikis daratan pantai, atau dengan kata lain, mampu menahan air laut agar tidak mengikis tanah di sekitar pantai. 2) Selain fungsi tumbuhan lainnya, mangrove juga berfungsi sebagai penyerap gas karbondioksida (CO2) dan penghasil oksigen (O2). 3) Hutan mangrove juga berfungsi sebagai tempat hujan tropis [2].

Hutan mangrove terbesar di dunia terdiri dari sekitar 3.489.140 hektar, yang merupakan 23% dari keseluruhan ekosistem mangrove di dunia. Di Indonesia, 1.671.140,75 hektar (47,89%) dan 1.817.999,93 hektar (52,10%) kondisinya baik, namun dewasa ini kerusakan ekosistem mangrove meningkat di beberapa wilayah Indonesia, salah satunya Kabupaten Langkat , yang memiliki hutan mangrove terluas di Sumatra Utara.[3].

Desa Lubuk Kertang, Kabupaten Langkat, karena merupakan wilayah mangrove terluas di Sumatera Utara. Menurut interpretasi peta penggunaan lahan wilayah pantai timur Sumatera Utara, sekitar 200.415 ha hutan mangrove terletak di pesisir timur Sumatera Utara. Mangrove di Desa Lubuk Kertang merupakan hasil restorasi mangrove selama lebih dari 30 tahun. Menurut administrasi pemerintahan, sebagian besar hutan mangrove (89.093 ha atau 86,2%) adalah hutan mangrove primer, dengan 14.322 ha atau 13,8% yang tersisa sebagai hutan mangrove sekunder. Kabupaten Langkat memiliki luas wilayah terbesar (45.909 ha atau 44,4%), diikuti oleh Kabupaten Deli Serdang (21.051 ha atau 20,4%), Kabupaten Asahan (18.785 ha atau 18,2%), dan yang terkecil adalah Kabupaten Labuhan Batu [4].

Teknologi saat ini telah masuk ke hampir semua bidang, seperti pendidikan, kesehatan, dan pertanian, karena membuat pekerjaan lebih mudah, lebih cepat, dan meminimalkan kesalahan. Untuk memberikan informasi kepada masyarakat tentang penyakit daun, perlu adanya teknologi yang dapat melakukannya. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, ketika tiga metode yang digunakan untuk mendeteksi penyakit daun padi yaitu SVM, K-Nearest Neighbour, dan Random Forest, nilai akurasi SVM sebesar 93,33%, K-Nearest Neighbour sebesar 77%, dan metode Random Forest memiliki nilai akurasi sebesar 93,33%. nilai akurasi tertinggi sebesar 96% [5].

Oleh karena itu, untuk menganalisis klasifikasi daun mangrove, penelitian ini akan menggunakan metode klasifikasi hutan secara acak. Penelitian ini juga menguji akurasi dengan menggunakan dua parameter, yaitu daun yang sehat dan daun yang sakit. Hasil dari penelitian ini tentang klasifikasi daun mangrove dapat digunakan sebagai referensi oleh berbagai pihak. Penelitian ini diharapkan dapat menyelesaikan masalah analisis kesehatan tanaman .

2. TINJAUAN PUSTAKA

Dalam bab kajian teoritis tentang teori-teori yang mendukung tema penelitian. Berikut adalah penjelasan tentang teori-teori yang mendukung penelitian.

2.1. Mangrove

Mangrove adalah jenis tanaman dikotil yang hidup di habitat air payau dan air laut. Mereka tidak dilindungi atau dilarang untuk memanfaatkan bagian-

bagian tanaman mereka untuk tujuan apa pun, seperti untuk membuat kosmetik, pertanian, atau tekstil [6].

2.2. Citra Digital

Adalah gambar dua dimensi yang bisa ditampilkan pada layar komputer sebagai himpunan/ *diskrit* nilai *digital* yang disebut *pixel*/*picture elements*. Dalam tinjauan secara matematis, citra merupakan fungsi *kontinu* dari intensitas cahaya dalam bidang 2 dimensi [7].

2.3. *Augmentasi* Data

Dalam pengolahan data gambar, augmentasi data adalah proses mengubah atau merubah gambar sehingga komputer mengetahui bahwa gambar yang diubah adalah gambar yang sama. Beberapa teknik umum untuk augmentasi data adalah rotasi, flip, dan zoom [8].

2.4. *Random Forest*

Random Forest adalah pengembangan dari metode *decision tree* yang menggunakan beberapa *decision tree*, dimana setiap *decision tree* telah dilakukan pelatihan menggunakan sampel individu dan setiap atribut dipecah pada pohon yang dipilih antara atribut sub*set* yang bersifat acak. *random forest* memiliki beberapa kelebihan, yaitu dapat meningkatkan hasil akurasi jika terdapat data yang hilang, dan untuk *resisting outliers*, serta efisien untuk penyimpanan sebuah data. Selain itu, *random forest* mempunyai proses seleksi fitur dimana mampu mengambil fitur terbaik sehingga dapat meningkatkan performa terhadap model klasifikasi. Dengan adanya seleksi fitur tentu *random forest* dapat bekerja pada *big* data dengan parameter yang kompleks secara efektif [9].

2.5. Pemrograman R

Ross Ihaka dan Robert Gentlemen membangun bahasa pemrograman R di University of Auckland dan kemudian dikembangkan oleh Tim Pengembangan Core. Nama R berasal dari nama depan kedua penciptanya, Ross dan Robert. Karena R dapat membuat grafik yang canggih dan memiliki banyak fungsi statistik yang melekat, pemrograman R biasanya digunakan untuk analisis statistik dan grafik. Karena portabilitasnya, R dapat digunakan pada sistem operasi Windows, Mac OS, Os X, Linux, Free BSD, NeT BSD, iSolaris, AIX, dan HPUX. Library adalah kumpulan program analisis data dalam pemrograman R [10].

2.6. *Rstudio*

Rstudio adalah program sumber terbuka untuk pemrograman bahasa R yang digunakan untuk pengolahan data statistik. Dapat digunakan pada sistem operasi Windows, Macintosh, Linux, dan Unix. Rstudio adalah Integrated Development Environment (IDE) yang dikenal sebagai salah satu program pemrograman yang terintegrasi untuk analisis data, termasuk simulasi data, perhitungan, dan tampilan grafik. Selain itu, Rstudio memiliki fitur analisis data yang kuat dan dilengka [11].

2.7. *Ekstraksi Fitur*

Ekstraksi fitur adalah proses mengambil nilai fitur atau karakteristik dari sebuah gambar. Ini dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata dari masing-masing komponen merah, hijau, dan biru pada gambar. Proses klasifikasi menggunakan hasil perhitungan mean RGB dari data latihan dan data uji [12].

2.8. *Confusion Matrix*

Confusion Matrix sering digunakan untuk menunjukkan kinerja model klasifikasi pada suatu set data uji yang nilai-nilai sebenarnya sudah diketahui. *Confusion Matrix* juga untuk mengetahui atau menjelaskan kinerja proses klasifikasi yang dihasilkan dari sebuah model prediksi [13].

2.9. Akurasi

Akurasi merupakan hasil perhitungan semua nilai prediksi yang benar dibagi dengan keseluruhan data. Nilai akurasi terbaik 1 dan nilai akurasi terburuk adalah 0 (rentang 0-1). Adapun persamaan untuk menghitung akurasi antara lain :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FN} + \text{FP}} \qquad 1$$

2.10. *Sensitivity*

Sensitivity atau *Recall atau True Positive Rate* (*TPR*) merupakan hasil perhitungan dari jumlah prediksi positif yang benar dibagi dengan keseluruhan dari jumlah kelas yang positif.

$$Sensitivity = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \qquad 2$$

2.11. *Specificity*

Specificity merupakan hasil perhitungan dari keseluruhan jumlah prediksi salah yang benar dibagi dengan keseluruhan jumlah kelas yang salah.

$$Specificity = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \qquad 3$$

2.12. *Precision*

Precision merupakan hasil perhitungan dari keseluruhanjumlah prediksi positif yang benar dibagi dengan keseluruhan jumlah kelas yang benar.

$$Precision = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \qquad 4$$

2.13. *F1 Score*

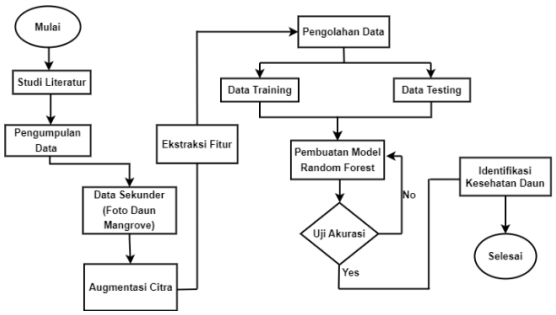
F1 score merupakan hasil perhitungan dari rata-rata precision dan recall. Nilai terbaik dari F1 score adalah 1 dan nilai terburuknya adalah 0.

$$\boldsymbol{F1\ Score = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi}}} \qquad \mathbf{5}$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Diagram Alir Penelitian

Dibawah ini merupakan langkah-langkah yang diambil untuk mendukung proses penelitian agar penelitian yang dibuat dapat berjalan lebih *terstruktur* dan *sistematis.* Seperti ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

3.2. Pengumpulan Data

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua jenis kelas, yaitu daun sakit dan daun sehat. masing-masing kelas terdiri dari 80 citra sehingga total citra pada dataset ini adalah 160 citra dengan ukuran 3024x4032 *pixel*. Ada 7 jenis species mangrove yang digunakan yaitu : Pidada, Cingam, Berembang, Mata buaya putih, Tengar, Bakau minyak, dan Bakau hitam. Pengambilan citra daun mangrove dilakukan pada siang hari sekitar pukul 11.00 – 13.00 WIB, diluar ruangan dengan latar belakang kertas HVS berwarna putih menggunakan kamera *Canon.* Lalu dilakukan pengolahan gambar dengan menggunakan metode random forest pada Rstudio. Tujuan pengolahan gambar adalah untuk mempersiapkan data yang akan digunakan dalam penelitian sehingga model yang dibuat dapat menanganinya dengan baik.

3.3. Pengolahan Citra

Pengolahan citra ini dimaksudkan untuk mempersiapkan data yang akan digunakan pada penelitian ini agar data yang diperoleh, dapat diproses dengan baik oleh model yang akan dibuat, yaitu model *Random Forest*. Beberapa tahapan yangakan dilakukan dalam pengolahan citra adalah sebagai berikut: Di tahapan pra-pemrosesan ini ada 6 tahapan yang dilakukan antara lain :

1. *Transformasi Random Rotation* (*augmentasi*), hal ini dilakukan untuk mengatasi data yang sangat sedikit dan mengurangi overfitting.
2. *Transformasi Random Resize Crop,* hal ini dilakukan cropping pada citra tersebut menjadi 1200x3700pixel
3. Penghilangan *Noise*: Mengurangi atau menghilangkan noise (gangguan acak) dari citra.
4. Peningkatan *Kontras*: Meningkatkan perbedaan antara intensitas piksel yang berdekatan untuk meningkatkan citra visual.
5. Pengaturan Kecerahan: Menyesuaikan tingkat kecerahan citra untukmeningkatkan kualitas visualnya.
6. Peningkatan ketajaman: Meningkatkan kejelasan dan detail pada citra

3.3.1. Ekstraksi Fitur (Feature Extraction)

Mengidentifikasi dan mengekstraksi fitur-fitur yang berguna atau penting dari citra, seperti bentuk, tekstur, warna, atau ukuran objek. Dalam penelitian ini fitur warna yang digunakan untuk proses identifikasi selanjutnya.

3.3.2. Klasifikasi Citra (Image Classification)

Mengklasifikasikan citra daun mangrove ke dalam kategori kelas sakit atau sehat berdasarkan dari fitur - fitur lain yang diekstraksi, dengan menggunakan algoritma *random forest* di pemrograman R.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengolahan Data

Pada tahapan ini setelah semua data sudah diproses dalam image processing,maka selanjutnya masuk pada proses klasifikasi menggunakan metode *Random Forest*, untuk mengetahui hasil akurasi dari model yang dibuat. *Software* yang digunakan yaitu *Software Rstudio* yang dilengkapi paket *random forest*, *caret*, *ebimage* dan *png* untuk analisis data dan membuat permodelan *random forest.*

4.2. Citra Digital

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar daun mangrove jenis Rhizopora, Sonneratia, Sonneratia Caseolaris, Scyphiphora hydrophylacea, Bruguiera Sexangula, dan Ceriops. Data ini diperoleh dari 160 daun di kawasan hutan mangrove Desa Lubuk Kertang, Kabupaten Langkat, Sumatra Utara, dan diambil dengan kamera digital dalam format jpeg, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.

Gambar 2. Citra Daun Mangrove

4.3. Augmentasi

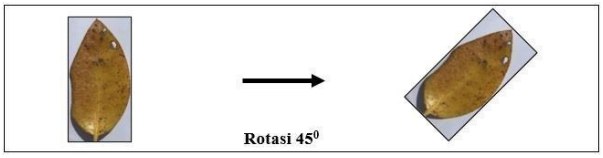
Pada awalnya, setiap kelas memiliki 80 gambar, tetapi dengan peningkatan ini, setiap kelas memiliki 480 gambar. Tujuan dari peningkatan ini adalah agar proses pelatihan pengujian model dapat mempelajari lebih banyak gambar, yang pada gilirannya akan

menghasilkan hasil yang lebih akurat. Perbandingan jumlah gambar untuk setiap kelas yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 1.

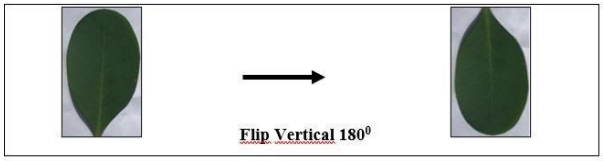
Table 1. Perbandingan Jumlah Citra

No.	Nama Kelas	Jumlah Citra Asli	Jumlah Citra Augmentasi
1	Daun Sakit	80	240
2	Daun Sehat	80	240
Total Citra :		160	480

Pada penelitian ini teknik yang digunakan adalah teknik *rotasi* dan teknik *flip vertical*. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kinerja model pembelajaran mesin dengan memberikan lebih banyak informasi kepada model selama pelatihan. Seperti ditunjukan pada Gambar 3 dan Gambar 4.



Gambar 2. Rotasi Citra



4.4. Ekstraksi Fitur

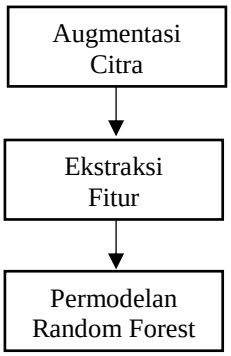
Dalam analisis gambar, ekstraksi warna menggunakan nilai rata-rata warna Merah, Hijau, dan Biru (RGB), yang merupakan kategori fitur ekstraksi . Nilai rata-rata warna RGB dihitung dengan mengambil rata-rata intensitas warna pada saluran merah, hijau, dan biru masing-masing dalam gambar. Nilai median, median, maksimal, dan minimal dari setiap data dianalisis dan ditemukan sebagai hasil tertinggi dari uji akurasi permodelan yang dilakukan. Nilai rata-rata ini dapat digunakan sebagai fitur atau atribut dalam analisis lebih lanjut, seperti pemrosesan gambar, pengenalan objek, dan proses klasifikasi. Nilai rata – rata warna *RGB* masing – masing citra daun ditunjukan pada Tabel 2.

Table 2. Ekstraksi Fitur

No	Nama Daun	Median Merah	Median Hijau	Median Biru	Keputusan
1	Apiculata Sakit 1	0.15	0.03	0.14	Sakit
2	Apiculata Sakit 3	0.42	0.34	0.45	Sakit
3	Berembag Sakit 4	0.40	0.25	0.23	Sakit
4	Berembang sakit 9	0.43	0.27	0.12	Sakit
5	Apicuklata Sehat 2	0.38	0.38	0.13	Sehat
6	Apiculata Sehat 6	0.43	0.23	0.24	Sehat
7	Berembang Sehat 3	0.18	0.74	0.45	Sehat
8	Berembang Sehat 10	0.18	0.45	0.23	Sehat
9	Cingam Sehat 2	0.16	0.28	0.45	Sehat
10	Cingam Sakit 5	0.22	0.37	0.24	Sakit

4.5. Analisis Random Forest

Pada tahap ini peneliti melakukan Analisis pada setiap daun mangrove untuk melakukan klasifikasi daun sakit dan daun sehat menggunakan perangkat lunak *rstudio* dan menggunakan bahasa pemrograman R dengan metode *random forest classification.* Dibawah ini adalah tahapan alur proses menuju permodelan Random Forest seperti pada Gambar 5.

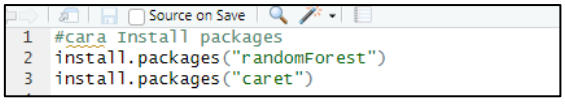


Gambar 3. Tahapan Proses Analisis

4.6. Install Package

Pada tahap ini peneliti memerlukan beberapa *package* yang dibutuhkan untuk proses klasifikasi kesehatan daun mangrove. *Package* - *package* yang diperlukan adalah *package random forest* dan *package caret*. Pada Gambar 6 merupakan *source code install package.*

Package random forest digunakan untuk membangun sejumlah pohon keputusan selama pelatihan serta menggabungkan hasil prediksi untuk evaluasi model yang telah dibuat guna mengetahui tingkat akurasi dari permodelan yang sudah dibuat.



Gambar 4. Install Package

4.7. Proses Splitting

Pada tahapan ini data utama dibagi menjadi 2 data yaitu : data *training* dan data *testing*. Data training diambil sample secara acak sebanyak 70% untukdigunakan membuat suatu permodelan, dan data testing diambil sample secara acak sebanyak 30%

untuk digunakan menguji atau melihat suatu permodelan. Seperti pada Table 3.

Table 3. Pembagian Data

No.	Data *Training*	Data *Testing*
1.	336	144

4.8. Permodelan Random Forest

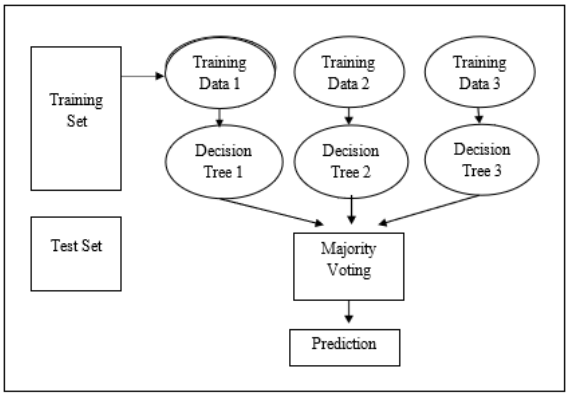
Permodelan *random forest* adalah metode pembelajaran mesin yang kuat dan sering digunakan untuk tugas-tugas klasifikasi dan regresi. Digunakan fungsi *randomForest*() dari paket "*randomForest"* untuk membuat model *random forest*. Pada Gambar 7 merupakan *source code* pembuatan model.

```
#membua model random forest
random_forest <- randomForest (as.factor(Keputusan)~., data = training, ntree = 150)
```

Gambar 5. Pembuatan Model

Pada proses pembuatan model *random forest*, variabel "keputusan" dijadikan sebagai Y sedangkan variabel sisanya dijadikan sebagai X, serta "data = *training*" juga dipakai untuk membuat permodelan, "ntree = 150" adalah jumlah pohon yang akan dibuat oleh *random forest*, biasanya antara 100 hingga 1000.

*Random fores*t adalah metode klasifikasi yang dilakukan dengan mengembangkan metode pohon keputusan berdasarkan pemilihan atribut secara acak pada setiap node untuk menentukan klasifikasi. Proses klasifikasi berdasarkan suara terbanyak dari pohon keputusan itu sendiri. Seperti ditunjukan Gambar 8.



Gambar 6. Analisis permodelan Random Forest

Berikut adalah langkah-langkah umum dalam mekanisme kerja Random Forest:

a. Pemilihan Sampel Acak: Algoritma memilih sampel acak dari data pelatihan dengan penggantian. Ini berarti setiap pohon akan memiliki data pelatihan yang berbeda.
b. Pembangunan Pohon Keputusan: Untuk setiap sampel acak, sebuah pohon keputusan dibangun dengan beberapa aturan berdasarkan atribut yang memaksimalkan pemisahan antara kelas target. Proses ini diulang sejumlah kali untuk membuat sejumlah besar pohon.
c. Prediksi: Ketika melakukan prediksi untuk data baru, setiap pohon dalam *forest* memberikan prediksi. Dalam klasifikasi, prediksi dilakukan dengan menghitung mayoritas dari semua pohon.
d. Evaluasi: Hasil prediksi kemudian dievaluasi berdasarkan metrik yang sesuai, seperti akurasi untuk klasifikasi

4.9. Prediksi

Dengan menggunakan model hutan acak, tujuan dari prediksi adalah untuk membuat perkiraan atau klasifikasi data yang tidak diketahui berdasarkan data yang telah diketahui sebelumnya (data latih). Dalam konteks klasifikasi, model hutan acak digunakan untuk memprediksi label kategori atau kelas suatu data. Kode sumber prediksi model disajikan dalam Tabel 4.

Table 4. Hasil Prediksi

		Nilai Aktual	
		TRUE	**FALSE**
Nilai Prediksi	**TRUE**	101	14
	FALSE	20	99

Dalam confusion matrix di atas, kita dapat melihat hasil prediksi model dengan empat bagian berbeda:

a. Kondisi (*True Positives*), menggambarkan terdapat 101 contoh daun "sakit" pada kondisi aktual dan diprediksi dengan benar pada kondisi "sakit".
b. Kondisi (*False Positives*), menggambarkan terdapa 14 contoh daun "sehat" pada kondisi aktual tetapi salah diprediksi yaitu sebagai daun "Sakit"
c. Kondisi (*True Negatives*), menggambarkan terdapat 99 contoh daun "sehat" pada kondisi aktual dan diprediksi dengan benar pada kondisi "sakit".
d. Kondisi (*False Negatives*), menggambarkan terdapat 20 contoh daun "sehat" pada aktual tetapi salah diprediksi yaitu sebagai daun "Sakit"

4.10. Evaluasi Model

Tujuan dari evaluasi model *random forest* adalah untuk mengukur kinerja dan keakuratan model yang telah dilatih. Evaluasi model memungkinkan kita untuk memahami seberapa baik model bekerja dalam memprediksi data. Pada Gambar 7 merupakan *source code* evaluasi model.

```
#Evaluasi Model
conf_matrix <- confusionMatrix(prediksi,as.factor(testing$Keputusan))
print(conf_matrix)
```

Gambar 7. Proses Evaluasi Model

Untuk mengetahui hasil perhitungan manual dari evaluasi permodelan *random forest* adalah sebagai berikut :

Akurasi = (TP + TN) / (TP + TN + FN + FP)
= (101 + 99) / (101 + 14 + 99 + 20)
= 200 / 234
= 0,85
Specificity = TN / $(TN + FP)$

= 99 / (99 + 14)
= 99 / 113
= 0,88
Recall = TN / (TN + FP)
= 99 / (99 + 14)
= 99 / 113
= 0,83
Presisi = TP / (TP + FN)
= 101 / (101 + 20)
= 101 / 121
= 0.8
F1-Score = 2 * (Presisi * Recall) / (Presisi + Recall)
= 2 * (0,83 * 0,87) / (0,83+ 0,87)
= 0,7221 / 01,71
= 0,42 * 2
= 0,84

Hasil evaluasi performa model *Random Forest* menunjukkan akurasi sebesar 85%, *Specificity* sebesar 88%, *recall* sebesar 83%, *presisi* sebesar 87%, dan *F1-Score* sebesar 84%. Untuk melihat hasil evaluasi model terdapat pada Tabel 5.

Table 5. Hasil Evaluasi Model

Performa / Data	***Accuracy***	***Specificity***	***Sensitivity***	***presisi***	***F1 Score***
Daun Mangrove	0,85	0,88	0,83	0,87	0,84

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan untuk melakukan klasifikasi terhadap kesehatan daun mangrove dapat disimpulkan bahwa terdapat 4 kondisi berbeda dalam memprediksi model yaitu kondisi True Positives, False Positives, True Negatives dan False Negatives. Hasil uji akurasi tertinggi yang diperoleh dari metode *random forest* menghasilkan nilai akurasi sebesar 85%. Semakin tinggi nilai akurasi yang dihasilkan menunjukkan tingkat keakuratan model dalam memprediksi kelas secara keseluruhan. Saran untuk peneliti selanjutnya bisa mencoba lokasi yang berbeda dan mencoba algoritma klasifikasi yamg lain selain Random Forest.

DAFTAR PUSTAKA

[1] U. Khultsum dan A. Subekti, "Penerapan Algoritma Random Forest dengan Kombinasi Ekstraksi Fitur Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 5, no. 1, p. 186, Jan. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2624.

[2] B. Gunawan, S. Purwanti, S. Hidayati, Y. I. Pratiwi, dan M. Ali, "Aksi Restorasi Penanaman Mangrove Dalam Memitigasi Bencana," *J. Pengabdi. Kpd. Masy.*, vol. 3, no. 2, pp. 1–10, 2022.

[3] A. H. P. Hamzah, T. Anggoro, dan S. Puryono, "Konsep Co-Management dalam Pendekatan Pengelolaan Lingkungan Mangrove di Desa Lubuk Kertang, Brandan Barat, Sumatra Utara," *J-MAS (Jurnal Manaj. dan Sains)*, vol. 5, no. 1, p. 129, 2020, doi: 10.33087/jmas.v5i1.160.

[4] M. T. Rahmadi, A. Suciani, dan N. Auliani, "Analisis Perubahan Luasan Hutan Mangrove Menggunakan Citra Landsat 8 OLI di Desa Lubuk Kertang Langkat," *Media Komun. Geogr.*, vol. 21, no. 2, pp. 110–119, 2020, [Online]. Available: https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/MKG/article/view/24197

[5] S. Agustiani, Y. Tajul Arifin, A. Junaidi, S. Khotimatul Wildah, dan A. Mustopa, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi menggunakan Random Forest dan Color Histogram," *J. Komputasi*, vol. 10, no. 1, 2022, doi: 10.23960/komputasi.v10i1.2961.

[6] S. Sumar, "Penanaman Mangrove Sebagai Upaya Pencegahan Abrasi," Ikraith-Abdimas, vol. 4, no. 1, pp. 126–130, 2021.

[7] Y. Yuhandri, A. Ramadhanu, dan H. Syahputra, "Pengenalan Teknologi Pengolahan Citra Digital (Digital Image Processing) Untuk Santri Di Rahmatan Lil'Alamin International Islamic Boarding School," Community Dev. J. J. Pengabdi. Masy., vol. 3, no. 2, pp. 1239–1244, 2022, doi: 10.31004/cdj.v3i2.5868.

[8] S. Lasniari, J. Jasril, S. Sanjaya, F. Yanto, dan M. Affandes, "Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra," J. Sist. Komput. dan Inform., vol. 3, no. 4, p. 450, 2022, doi: 10.30865/json.v3i4.4167.

[9] R. Supriyadi, W. Gata, N. Maulidah, dan A. Fauzi, "Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Menentukan Kualitas Anggur Merah," E-Bisnis J. Ilm. Ekon. dan Bisnis, vol. 13, no. 2, pp. 67–75, 2020, doi: 10.51903/e-bisnis.v13i2.247.

[10] A. P. R. Nababan, A. S. M. Lumenta, Y. D. Y. Rindengan, F. J. Pontoh, dan Y. V Akay, "Analisis Sentimen Twitter Pasca Pengumuman Hasil Pilpres 2019 Menggunakan Metode Lexicon Analysis," J. Tek. Inform., vol. 15, no. 1, pp. 33–44, 2020.

[11] R. Nursyahfitri, A. N. Maharadja, R. A. Farissa, dan Y. Umaidah, "Klasifikasi Penentuan Jenis Obat Menggunakan Algoritma Decision Tree," J. Inform. Polinema, vol. 7, no. 3, pp. 53–60, 2021, doi: 10.33795/jip.v7i3.629.

[12] C. Paramita, E. Hari Rachmawanto, C. Atika Sari, dan D. R. Ignatius Moses Setiadi, "Klasifikasi Jeruk Nipis Terhadap Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan K-Nearest Neighbor," J. Inform. J. Pengemb. IT, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2019, doi: 10.30591/jpit.v4i1.1267.

[13] Helmud, E., Helmud, E., Fitriyani, F., dan Romadiana, P. (2024). Classification Comparison Performance of Supervised Machine

Learning Random Forest and Decision Tree Algorithms Using Confusion Matrix. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, *13*(1), 92–97. https://doi.org/10.32736/sisfokom.v13i1.1985