

ANALISIS PERBANDINGAN KINERJA ALGORITMA *MLPCLASSIFIER* DAN *DECISION TREE CLASSIFICATION* PADA SISTEM INSPEKSI ALAT KESEHATAN

Mukhlis Maulana Al-Fakih, Ibrahim Lammada

Teknik Elektro, Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. HS. Ronggo Waluyo, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, Indonesia

mukhlis.maulanaalf@gmail.com

ABSTRAK

Teknik pemeriksaan manual melibatkan penggunaan mekanisme *push button*, sedangkan pendekatan otomatis menggunakan *Smart Camera* untuk melakukan pemeriksaan kualitas pada alat suntik. Namun demikian, beberapa produk jarum suntik berukuran sangat kecil sehingga menyulitkan pemeriksaan manual. Tidak diragukan lagi, korporasi menginginkan produknya bebas dari cacat apa pun. Klasifikasi merupakan suatu bentuk analisis data yang membantu individu dalam menentukan label kelas dari sampel yang ingin diklasifikasi. Klasifikasi adalah suatu *supervised learning* yang bertujuan untuk mengidentifikasi korelasi antara kualitas masukan dan atribut tujuan. Tujuan utama klasifikasi adalah untuk meningkatkan ketergantungan hasil yang diperoleh dari data. Temuan evaluasi model menunjukkan bahwa metode *MLPClassifier* memperoleh nilai akurasi sebesar 0,9506, sedangkan algoritma *Decision Tree Classification* memperoleh nilai akurasi sebesar 0,8827. Akibatnya, algoritma *MLPClassifier* menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan dengan *Decision Tree Classification*. Untuk meningkatkan performa model, disarankan untuk menyempurnakan parameter selama langkah pelatihan penelitian, sehingga menghasilkan keluaran model yang lebih baik.

Kata kunci : *MLPClassifier*, *Decision Tree Classification*, *Confusion Matrix*, *Pengolahan Citra Digital*.

1. PENDAHULUAN

PT Nipro Indonesia Jaya adalah perusahaan manufaktur Jepang yang bergerak di bisnis kesehatan. Barang-barang yang diproduksi meliputi jarum suntik, infus, dan berbagai hal lainnya. Perusahaan ini menggunakan dua metode pemeriksaan kualitas produk yang berbeda: manual dan otomatis. Teknik pemeriksaan manual menggunakan mekanisme *push button*, sedangkan proses otomatis menggunakan *Smart camera* untuk melakukan pemeriksaan kualitas pada alat suntik. Namun demikian, beberapa produk jarum suntik berukuran sangat kecil sehingga menyulitkan pemeriksaan manual. Tidak diragukan lagi, korporasi menginginkan produknya bebas dari cacat apa pun. Produksi skala besar memerlukan tingkat fokus dan presisi yang signifikan. Masalah dengan sistem pemeriksaan otomatis terletak pada kurangnya fleksibilitas dan terbatasnya kemampuan untuk memeriksa item tertentu saja. Jika seseorang ingin memeriksa produk produksi yang berbeda, pembelian peralatan baru menjadi perlu. Perolehan instrumen tersebut harus dilakukan secara teliti dan dengan biaya yang cukup besar [1].

Klasifikasi merupakan suatu bentuk analisis data yang membantu individu dalam menentukan label kelas dari sampel yang ingin diklasifikasi. Klasifikasi adalah suatu bentuk *supervised learning* yang bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan antara kualitas masukan dan atribut target. Tujuan kategorisasi adalah untuk meningkatkan ketergantungan hasil yang diperoleh dari data [2]. Klasifikasi adalah teknik penambahan data yang digunakan untuk menganalisis kumpulan data yang

signifikan. Metode klasifikasi memberikan kemampuan untuk memprediksi kelas dari data yang tidak terklasifikasi. Masalah penelitian utama yang berkaitan dengan hasil klasifikasi melibatkan penilaian kesalahan klasifikasi dan kemanjuran prediksi. Klasifikasi dan prediksi adalah dua metode analisis data yang dapat digunakan untuk menjelaskan pola signifikan dalam kategori data atau untuk meramalkan pola data di masa depan. Gambar 1 menampilkan kerangka klasifikasi. Gambar ini mengilustrasikan sekumpulan data pelatihan (x, y) yang digunakan untuk membuat model. Model tersebut kemudian digunakan untuk memprediksi kelas data uji ($x, ?$), sehingga menentukan kelas y yang sesuai untuk data uji ($x, ?$). Struktur yang digambarkan pada Gambar 1 memiliki dua langkah proses yang berbeda, yaitu induksi dan deduksi. Induksi adalah tahapan penting dalam membangun model klasifikasi menggunakan data pelatihan yang disediakan. Ini juga dikenal sebagai proses pelatihan. Deduksi, di sisi lain, melibatkan penerapan model untuk menguji data guna menetapkan kelas yang akurat. Proses ini disebut juga dengan proses prediksi [3].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi dan membandingkan efektivitas dua algoritma klasifikasi yaitu *MLPClassifier* dan *Decision Tree Classification* pada Sistem Pemeriksaan Alat Kesehatan. Sistem ini menggunakan pengolahan citra digital untuk memeriksa area di dalam kotak pembatas menggunakan deteksi tepi. Selanjutnya, luas di dalam kotak pembatas diubah menjadi satuan cm^2 dan dilakukan klasifikasi. gunakan kedua algoritma ini.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Paper [13] mengkaji perbandingan antara algoritma *MLPClassifier* dan *K-Nearest Neighbor* dalam mengklasifikasikan jenis migrain. Pemanfaatan algoritma *Multilayer Perceptron* dan *K-Nearest Neighbor* dalam klasifikasi migrain diharapkan dapat memudahkan pengkategorian jenis migrain secara tepat dan akurat berdasarkan gejalanya. Kategorisasi yang akurat sangat penting bagi profesional kesehatan untuk meresepkan pengobatan yang sesuai untuk penderita migrain, berdasarkan bentuk spesifik migrain yang mereka alami.

Paper [14] mengeksplorasi penerapan jaringan saraf tiruan untuk tujuan mengklasifikasikan keluhan. Teknik yang umum digunakan untuk klasifikasi teks meliputi *Naive Bayes Classifier* (NBC), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Neural Networks*. Megawati (2015) melakukan penelitian sebelumnya tentang klasifikasi teks memanfaatkan algoritma SVM dengan LAPOR!. Reyhana dan Fithriasari (2018) melakukan penelitian dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) untuk menganalisis sentimen pembangunan infrastruktur di Surabaya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kinerja metode *Artificial Neural Network* (ANN) mengungguli *Support Vector Machine* (SVM) dalam hal klasifikasi.

Paper [15] mengkaji tentang penerapan teknik klasifikasi untuk mengidentifikasi barang cacat pada PT. Shuangying Internasional Indonesia. Dalam pemodelan validasi silang, terdapat dua komponen: tahap pelatihan, yang menggunakan algoritma klasifikasi *Pohon Keputusan*, dan tahap pengujian, yang melibatkan penerapan model ke data pengujian menggunakan fitur *Terapkan Model*. Fitur *Performance* kemudian digunakan untuk menampilkan tabel *konfusi* yang memberikan hasil akurasi, *recall*, *presisi*, dan nilai *AUC*.

Paper [16] membahas teknik pemrosesan gambar digital yang digunakan dalam identifikasi dini kanker. Sistem ini menggunakan teknik pengolahan citra berwarna dengan menganalisis ruang warna RGB dan melakukan segmentasi citra menggunakan *Edge Detection*. Sistem ini juga menyertakan *Graphical User Interface* (GUI) untuk memfasilitasi representasi hasil yang diperoleh dan meningkatkan interaktivitas tampilan sistem. Tujuan dari sistem ini adalah untuk mengidentifikasi keberadaan *SSK* (*Specific Signal Keying*) dan *IVA* (*Instantaneous Value of Arrival*) positif atau *IVA* negatif.

2.1. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses mengkategorikan data ke dalam kelompok yang berbeda. Mirip dengan proses penyortiran buah, kami mengkategorikan apel, jeruk, dan pisang menurut ciri khasnya. Prosedur ini dapat dicapai melalui kecerdasan buatan (AI) yang dikenal sebagai *machine learning*. *Machine learning* dapat diibaratkan sebagai instruktur yang menganalisis sampel data historis. Ketika AI mempelajari lebih banyak contoh, kemampuannya untuk

mengidentifikasi data baru meningkat, menjadikannya lebih pintar [4].

2.2. Alat Kesehatan

Dengan mengelola logistik alat kesehatan secara efektif, termasuk mempertimbangkan secara matang kebutuhan yang direncanakan, menentukan prioritas, perencanaan pembangunan, dan mengevaluasi manfaat pelayanan kesehatan di rumah sakit, maka RSUD Padang Pariaman akan meningkatkan proses pengadaan alat kesehatannya secara signifikan. Untuk mencapai keberhasilan dalam perencanaan, sangat penting untuk mendapatkan dukungan dari semua pihak yang terlibat. Rencana yang dilaksanakan tanpa konsensus mungkin akan mengalami kesulitan dalam mendapatkan dukungan dan dapat menyebabkan kurang lancarnya implementasi [5].

2.3. Machine Learning

Machine learning dapat diterapkan dalam industri kesehatan untuk mengidentifikasi kemungkinan diabetes melitus pada ibu hamil. Berbagai artikel penelitian telah menggunakan teknik machine learning di bidang perawatan kesehatan. Sebuah penelitian sebelumnya menemukan suatu kondisi medis yang ditandai dengan peningkatan kadar gula darah akibat produksi insulin yang tidak mencukupi atau gangguan aktivitas reseptor insulin. Berdasarkan data yang diperoleh dari uji coba yang dilakukan pada 8 pasien, sistem menunjukkan tingkat akurasi sebesar 62,5% dalam mendiagnosis kondisi menggunakan informasi dan gejala faktual. Selain itu, sistem mencapai tingkat akurasi 100% dalam menganalisis kadar gula darah. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa diabetes melitus merupakan penyakit berbahaya yang memerlukan tindakan proaktif untuk pencegahan dan intervensi segera [6].

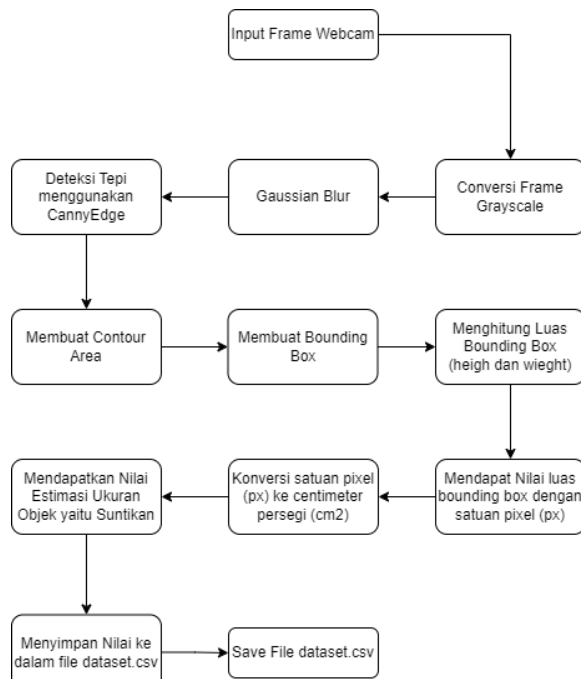
2.4. Artificial Neural Network

Langkah kategorisasi data dalam penelitian ini menggunakan pendekatan ANN yang merupakan subdivisi dari AI (*Artificial Intelligence*) yang pertama kali diperkenalkan pada tahun 1943 oleh ahli neurofisiologi Warren McCulloch dan ahli logika Walter Pitts.

Dimodelkan setelah otak manusia, jaringan syaraf tiruan (JST) terdiri dari banyak neuron yang saling berhubungan. ANN, atau Jaringan Syaraf Tiruan, mencakup beberapa kata kunci, termasuk bobot, lapisan, lapisan neuron, masukan, keluaran, dan lapisan tersembunyi.

Bobot mengacu pada representasi numerik dari kekuatan koneksi antara neuron dan neuron lain, yang digunakan untuk memproses dan mengirimkan data dari satu lapisan jaringan saraf ke lapisan lainnya. Lapisan neuron terdiri dari beberapa neuron yang disusun dalam lapisan bertumpuk. Transmisi informasi dari lapisan masukan ke lapisan keluaran, melewati lapisan perantara, disebut sebagai lapisan tersembunyi. Informasi mengacu pada data masukan

yang dikirimkan oleh neuron dengan bobot sinaptik tertentu pada saat kedatangan. Masukan akan diproses oleh fungsi propagasi yang akan datang. Selanjutnya, fungsi aktivasi digunakan untuk mengaktifkan atau menonaktifkan neuron yang akan menganalisis hasil penjumlahan dan kemudian membandingkannya dengan nilai ambang batas tertentu. Jika masukan yang diproses melebihi ambang batas tertentu, neuron akan menjadi aktif dan mengirimkan keluaran ke semua neuron yang saling berhubungan melalui bobot keluarannya. Namun, kondisi neuron yang tidak aktif tidak dapat dilewati. Sumber yang dikutip adalah [7].



Gambar 1. Blok Diagram Pengumpulan Dataset

2.5. Pengolahan Citra Digital

Gambar digital merupakan representasi visual yang diperoleh melalui proses pengambilan sampel dan kuantisasi oleh mesin. Pengambilan sampel menentukan dimensi kotak yang disusun dalam baris dan kolom. Sampling mengacu pada penentuan ukuran piksel (titik) pada suatu gambar, sedangkan kuantisasi mengacu pada ekspresi tingkat kecerahan dalam nilai tingkat abu-abu berdasarkan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin. Secara sederhana, kuantisasi pada suatu gambar mengacu pada jumlah warna yang ada pada gambar tersebut (Basuki, A., 2005). Penelitian ini menggunakan teknik pengolahan citra digital untuk menganalisis gambar suatu objek, khususnya cairan infus. Melalui penerapan tahapan pengolahan citra, sistem mempunyai kemampuan untuk mendeteksi cairan infus dan menilai keadaan cairan infus [8].

2.6. MLPClassifier

Bahasa pemrograman Python menyediakan akses ke model jaringan saraf yang digunakan. Aspek kunci dalam penerapan fungsi jaringan saraf untuk prediksi

adalah pemanfaatan metode *Multi-layer Perceptron Classifier (MLPClassifier)*, yang secara inheren terkait dengan Jaringan Neural. MLPClassifier berbeda dari metode klasifikasi lainnya, seperti *Support Vectors* atau *Naive Bayes Classifier*, karena metode ini menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan untuk melaksanakan operasi klasifikasi. Kelas MLPClassifier merupakan implementasi dari teknik multi-layer perceptron (MLP) yang dilatih menggunakan *Backpropagation*. MLP melakukan 'pelatihan' pada dua larik: satu dengan ukuran X ($n_samples, n_features$) dan satu lagi dengan ukuran Y ($n_samples, n_features$). Array berisi sampel 'pelatihan' dan selanjutnya mewakilinya sebagai vektor fitur floating point. Array berisi nilai target (label kelas) untuk sampel pelatihan [9].

2.7. Decision Tree Classification

Decision Tree, disebut juga pohon keputusan, merupakan representasi grafis berupa pohon yang menggambarkan alur keputusan. Pohon keputusan dapat dilihat sebagai metode untuk menghasilkan kategorisasi. Pohon keputusan adalah alat yang berguna untuk mengidentifikasi karakteristik dan mengungkap pola dalam kumpulan data yang luas. Atribut-atribut yang disebutkan di atas adalah faktor utama yang berkontribusi terhadap pemanfaatan pohon keputusan secara ekstensif dalam analisis data dan pemodelan prediktif selama lebih dari dua puluh tahun. Pohon keputusan berakar kuat di bidang pembelajaran mesin dan kecerdasan buatan.

Konstituen utama dari pohon keputusan terdiri dari node dan cabang. Proses konstruksi model terdiri dari tiga tahap penting: *splitting*, *stopping* dan *pruning* [10].

2.8. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah alat evaluasi kinerja yang digunakan untuk menilai keakuratan algoritma prediksi dengan mengukur tingkat kebenaran dalam proses klasifikasi. Hasil pengujian memberikan perbandingan keakuratan peramalan terjadinya hari baik dengan menggunakan ketiga algoritma fuzzy yang tergabung dalam aplikasi pengujian. *Confusion Matrix* digunakan untuk menghitung ketepatan perkiraan hari-hari baik. *Confusion Matrix* memperhitungkan data prediksi dari sistem dan data prediksi dari pakar sebagai variabel masukan. Sistem kemudian menghitung nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F-1 Score* untuk setiap pendekatan fuzzy [11].

3. METODE PENELITIAN

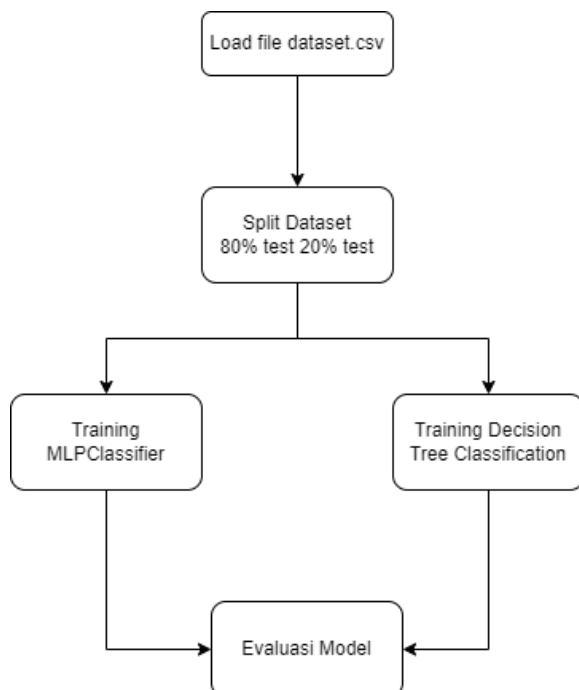
3.1. Dataset

Pengumpulan dataset dilakukan menggunakan sistem yang dirancang dapat menghimpun dataset dari hasil deteksi menggunakan pengolahan citra digital. Adapun metode yang digunakan dalam pengolahan citra digital untuk mendeteksi objek dengan keluaran adalah estimasi nilai luas bounding-box yang kemudian nilai *bounding box* tersebut dikonversi dari

satuan *pixel* (px) menjadi centimeter persegi (cm²). Setelah mendapatkan nilai tersebut akan dimuat kedalam file dengan format CSV yang akan digunakan untuk melatih model menggunakan dua algoritma klasifikasi yaitu *MLPClassifier* dan *Decision Tree Classification*.

3.2. Perancangan Sistem Training

Sistem dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan menggunakan beberapa library yaitu *scikit-learn* untuk kita menggunakan dua algoritma klasifikasi yaitu *MLPClassifier* dan *Decision Tree Classification* juga *matplotlib* untuk visualisasi evaluasi model dari masing-masing algoritma. Proses training dilakukan dengan cara membagi jumlah dataset sebesar (80:20). 80% sebagai dataset yang akan dilatih dan 20% sebagai dataset yang akan dites sebagai bahan evaluasi model.



Gambar 2. Perancangan Sistem Training Model

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Dataset

Dataset yang akan digunakan adalah berupa file dengan format CSV. File ini berisi nilai luas *bounding box* hasil deteksi dari Pengolahan Citra Digital yaitu mendeteksi ukuran suntikan. Terdapat 2 (dua) kelas yaitu *Not Good* dan *Good*. Masing-masing kelas mempunyai nilai luas yang berbeda. Rentang nilai untuk kelas *Not Good* adalah 3.478165638 cm² sampai dengan 4.478165638 cm² sedangkan untuk kelas *Good* adalah 4.606985622 cm² sampai dengan 5.606985622 cm². Jumlah dataset yang dimiliki dari masing-masing kelas adalah 303 atau bisa diartikan secara keseluruhan jumlah dataset yang dimiliki adalah 606 data dalam file *dataset.csv*

	A	B	C	D
103	4.606985622	Good		
104	4.616985622	Good		
105	4.626985622	Good		
106	4.636985622	Good		
107	4.646985622	Good		
108	4.656985622	Good		
109	4.666985622	Good		
110	4.676985622	Good		
111	4.686985622	Good		
112	4.696985622	Good		
113	4.706985622	Good		
114	4.716985622	Good		
115	4.726985622	Good		
116	4.736985622	Good		
117	4.746985622	Good		
118	4.756985622	Good		
119	4.766985622	Good		
120	4.776985622	Good		
121	4.786985622	Good		
122	4.796985622	Good		
123	4.806985622	Good		

Gambar 3. Nilai untuk kelas Not Good

	A	B	C	D
1	Luas_CM	Kelas		
2	3.478165638	Not Good		
3	3.488165638	Not Good		
4	3.498165638	Not Good		
5	3.508165638	Not Good		
6	3.518165638	Not Good		
7	3.528165638	Not Good		
8	3.538165638	Not Good		
9	3.548165638	Not Good		
10	3.558165638	Not Good		
11	3.568165638	Not Good		
12	3.578165638	Not Good		
13	3.588165638	Not Good		
14	3.598165638	Not Good		
15	3.608165638	Not Good		
16	3.618165638	Not Good		
17	3.628165638	Not Good		
18	3.638165638	Not Good		
19	3.648165638	Not Good		
20	3.658165638	Not Good		
21	3.668165638	Not Good		

Gambar 4. Nilai untuk kelas Good

4.2. Sistem Training

```

Iteration 203, loss = 0.17210079
Iteration 204, loss = 0.17201458
Iteration 205, loss = 0.17216661
Iteration 206, loss = 0.17192268
Training loss did not improve more than tol=0.000100 for 5 iterations

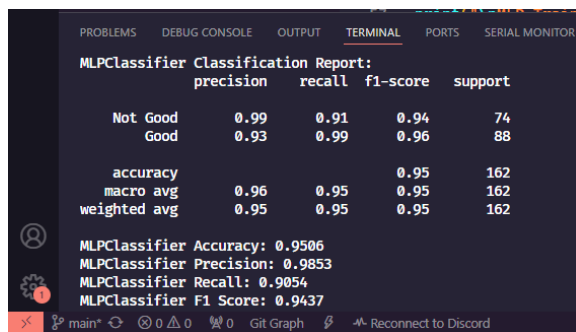
MLP Training Results:
Number of iterations: 206
Loss: 0.17192267659906696
Number of layers: 4
Number of outputs: 1
Output activation function: logistic
  
```

Gambar 5. Laporan hasil training

Sistem *Training* dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan beberapa library di dalamnya untuk menunjang fungsi *training*.

4.3. Evaluasi Model

Evaluasi model ini dilakukan bertujuan untuk mengetahui performa model yang telah ditraining. Seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya bahwa dataset dibagi menjadi (80:20) 80% data untuk latih, dan 20% data untuk diuji. 20% data tersebut akan digunakan dalam proses evaluasi model untuk mengetahui bagaimana performa model tersebut. Jadi, sebanyak sekitar 121 data akan digunakan sebagai data uji.

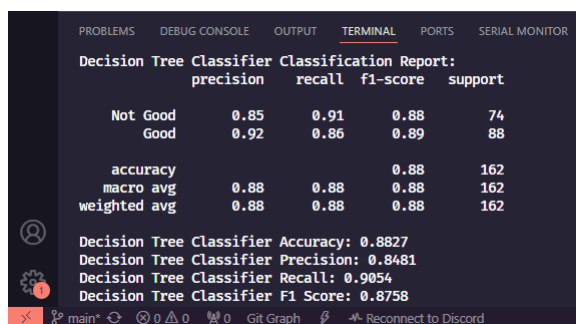


MLPClassifier Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Not Good	0.99	0.91	0.94	74
Good	0.93	0.99	0.96	88
accuracy			0.95	162
macro avg	0.96	0.95	0.95	162
weighted avg	0.95	0.95	0.95	162

MLPClassifier Accuracy: 0.9506
MLPClassifier Precision: 0.9853
MLPClassifier Recall: 0.9054
MLPClassifier F1 Score: 0.9437

Gambar 6. Hasil evaluasi algoritma *MLPClassifier*

Gambar di atas menjelaskan bagaimana performa algoritma *MLPClassifier*. *MLPClassifier* memiliki akurasi sebesar 0.9506, presisi sebesar 0.9853, *recall* 0.9054 dan F1 score sebesar 0.9437.



Decision Tree Classifier Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Not Good	0.85	0.91	0.88	74
Good	0.92	0.86	0.89	88
accuracy			0.88	162
macro avg	0.88	0.88	0.88	162
weighted avg	0.88	0.88	0.88	162

Decision Tree Classifier Accuracy: 0.8827
Decision Tree Classifier Precision: 0.8481
Decision Tree Classifier Recall: 0.9054
Decision Tree Classifier F1 Score: 0.8758

Gambar 7. Hasil evaluasi algoritma *Decision Tree Classification*

Gambar di atas menjelaskan bagaimana performa algoritma *Decision Tree Classification*. *Decision Tree Classification* memiliki akurasi sebesar 0.8827, presisi sebesar 0.8481, *recall* 0.9054 dan F1 score sebesar 0.8758.

4.4. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah teknik yang dapat digunakan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma klasifikasi. *Confusion matrix* memberikan perbandingan antara hasil klasifikasi yang dihasilkan sistem dengan hasil klasifikasi yang diharapkan. Saat mengevaluasi kinerja menggunakan matriks konfusi,

ada empat istilah yang menunjukkan hasil dari proses klasifikasi, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1 [12].

Tabel 1. Confussion Matrix

Aktual	Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP	FN
Negatif	FP	TN

Keterangan :

TP : *True Positive* (Jumlah Prediksi benar pada kelas positif)

FP : *False Positive* (Jumlah prediksi salah pada kelas positif)

FN : *False Negatif* (Jumlah prediksi salah pada kelas negative)

TN : *True Negative* (Jumlah prediksi benar pada kelas negative)

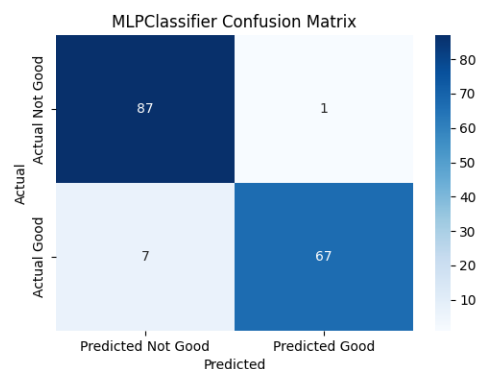
Dengan mempertimbangkan nilai keempat klasifikasi tersebut, kita dapat menghitung nilai akurasi, presisi, dan recall. Nilai akurasi adalah metrik yang mengkuantifikasi sejauh mana metode yang digunakan mengklasifikasikan semua data yang tersedia secara akurat. Nilai presisi mewakili rasio data kategori positif yang dikategorikan secara akurat terhadap jumlah total data yang tergolong positif. Nilai recall mewakili proporsi data kategori positif yang diklasifikasikan dengan benar, dinyatakan dalam persentase [12].

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

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F - 1 \text{ Score} = \frac{2(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \quad (4)$$



Gambar 8. *Confusion Matrix MLPClassifier*

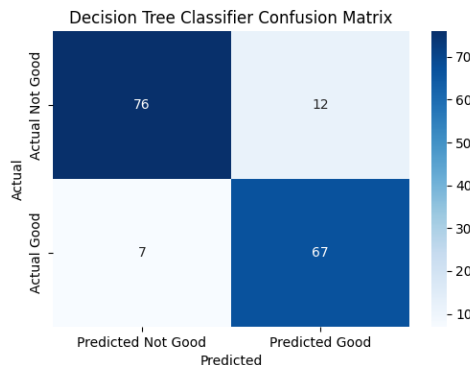
Perhitungan manual *Confusion Matrix* :

$$Accuracy = \frac{87 + 67}{87 + 7 + 67 + 1} = 0,9506 \quad (5)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} = 0,9255 \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} = 0,9886 \quad (7)$$

$$F - 1 \text{ Score} = \frac{2(0,9255 \times 0,9886)}{(0,9255 + 0,9886)} = 0,9560 \quad (8)$$



Gambar 9. Confusion Matrix Decision Tree Classification

Perhitungan manual *confusion matrix* :

$$\text{Accuracy} = \frac{76 + 67}{76 + 7 + 67 + 12} = 0,8827 \quad (9)$$

$$\text{Precision} = \frac{76}{76 + 7} = 0,9156 \quad (10)$$

$$\text{Recall} = \frac{76}{76 + 12} = 0,8636 \quad (11)$$

$$F - 1 \text{ Score} = \frac{2(0,9156 \times 0,8636)}{(0,9156 + 0,8636)} = 0,8888 \quad (12)$$

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penggunaan teknologi *Machine Learning* di bidang Kesehatan mampu menunjang kebutuhan jika digunakan dengan tepat. Salah satunya adalah algoritma klasifikasi untuk mengambil keputusan. Pada penelitian ini menggunakan 2 (dua) algoritma klasifikasi yaitu *MLPClassifier* dan *Decision Tree Classification* untuk membedakan antara kelas *Not Good* dengan *Good*. Sistem ini dapat diimplementasikan di perusahaan manufaktur pada proses *Quality Control* untuk menginspeksi barang produksi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perbandingan 2 (dua) algoritma klasifikasi yaitu *MLPClassifier* dan *Decision Tree Classification*.

Berdasarkan hasil evaluasi model didapatkan bahwa nilai akurasi algoritma *MLPClassifier* adalah 0,9506 sedangkan *Decision Tree Classification* adalah 0,8827. Maka dari itu algoritma *MLPClassifier* memiliki performa yang lebih baik dibandingkan *Decision Tree Classification*. Untuk penelitian untuk mendapat *output* model yang lebih baik disarankan

untuk mengatur parameter yang terdapat pada proses *training* model agar meningkatkan performa model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Indonesia, "Mechine Vision," *Visual Inspection dengan Camera Vision: Deteksi Cacat Produk Secara Instan*, 2 Maret 2022.
- [2] Hendrian, Senna. "Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Memprediksi Siswa Dalam Memperoleh Bantuan Dana Pendidikan." *Faktor Exacta* 11.3 (2018): 266-274..
- [3] Sulistiani, H. (2018, October 2). PENERAPAN ALGORITMA KLASIFIKASI SEBAGAI PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMBERIAN BEASISWA MAHASISWA. <https://doi.org/10.31227/osf.io/zuavj>
- [4] Wisnudhanti, K., & Candra, F. 2020. Image classification of pandawa figures using convolutional neural network on raspberry pi 4. *In Journal of Physics: Conference Series* 1655 (1), pp. 012103
- [5] Kenedi, J., Lanin, D., & Agus, Z. (2018). Analisis Pengadaan Alat Kesehatan Di Rumah Sakit Umum Daerah Padang Pariaman Tahun 2017. *Jurnal Kesehatan Andalas*, 7, 9-16.
- [6] Pinandito, A., Wicaksono, S. A., & Wijoyo, S. H. (2024). Implementasi Machine Learning dalam Deteksi Risiko Tinggi Diabetes Melitus pada Kehamilan. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(4), 739-746.
- [7] Putri, A. W. (2021). Implementasi Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(2), 344-350.
- [8] Primahayu, R. A., Utaminigrum, F., & Syauqy, D. (2017). Sistem Monitoring Cairan Infus Terpusat Menggunakan Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(8), 649-657.
- [9] Putri, A. W. (2021). Implementasi Artificial Neural Network (ANN) Backpropagation Untuk Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Tanaman Tomat. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(2), 344-350.
- [10] Candana, E. H., Gunadi, I. A., & Divayana, D. G. H. (2021). Perbandingan fuzzy tsukamoto, mamdani dan sugeno dalam penentuan hari baik pernikahan berdasarkan wariga menggunakan confusion matrix. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia (JIK)*, 6(2), 2615-2703.
- [11] Sastypratiwi, H., Yulianti, Y., & Muhandi, H. (2022). Uji Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree Classification Menggunakan Covid-19 Dataset. *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 8(1), 1-6.
- [12] Dharmapatni, P. M. N., & Merawati, N. L. P. (2020). Penerapan Algoritma Support Vector Machine Dalam Sentimen Analisis Terkait Kenaikan Tarif BPJS Kesehatan. *Jurnal*

- Bumigora Information Technology (BITe), 2(2), 105-112.
- [13] Rindri, Y. A., & Fitriyani, A. (2023). Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Multilayer Perceptron dan K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi Tipe Migrain. *Jurnal Teknologi dan Informasi*, 13(1), 44-55.
- [14] Winahju, W. S., & Fithriasari, K. KLASIFIKASI KATEGORI PENGADUAN MASYARAKAT MELALUI KANAL LAPOR! MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN).
- [15] Siswandi, A., Sunge, A. S., & Wulandari, R. Y. (2018). Analisa Data Mining Dengan Metode Klasifikasi Untuk Produk Cacat Pada PT. Shuangying International Indonesia. *Jurnal SIGMA*, 8(2), 153-156.