

PREDIKSI PERTUMBUHAN HARI SELADA MENGUNAKAN LINEAR REGRESSION, LOGISTIC REGRESSION, DAN DECISION TREE

Vaness Chen¹

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara,
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
E-mail: ¹vanesschem@yahoo.com

Abstrak

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi pertumbuhan hari selada berdasarkan faktor lingkungan tertentu dengan menggunakan tiga pendekatan berbeda: regresi linier, regresi logistik dan decision tree atau pohon keputusan. Data pertumbuhan selada dikumpulkan dari berbagai percobaan dalam berbagai kondisi lingkungan, termasuk suhu, kelembapan, dan banyak kondisi lainnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membantu petani mengoptimalkan lingkungan pertumbuhan selada dan meningkatkan hasil. Pada tahap pertama penelitian, penulis melakukan analisis data eksperimen untuk memahami karakteristik pertumbuhan selada dalam kondisi yang berbeda. Penulis kemudian membangun tiga model berbeda yaitu. regresi linier, regresi logistik dan pohon keputusan untuk memprediksi pertumbuhan selada berdasarkan parameter lingkungan tertentu. Setiap model diuji untuk pelatihan berdasarkan data yang diambil dari situs web Kaggle dan dievaluasi berdasarkan metrik kinerja seperti akurasi. Dataset yang digunakan berisi kategori seperti suhu, kelembapan, pH, dll. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa decision tree memberikan performa yang baik dalam memprediksi pertumbuhan selada, karena dibuktikan dengan nilai akurasi 42% sementara linear regression dan logistic regression kurang cocok untuk tugas ini. Pemodelan pertumbuhan tanaman menggunakan metode ini dapat membantu petani mengambil keputusan yang lebih baik tentang pengelolaan lingkungan pertumbuhan mereka.

Kata kunci: Prediksi pertumbuhan, selada, regresi linear, regresi logistik, decision tree

Abstract

The aim of this research is to develop a prediction model for the growth of lettuce days based on certain environmental factors using three different approaches: linear regression, logistic regression and decision trees or decision trees. Lettuce growth data collected from experiments under a variety of environmental conditions, including temperature and humidity. The aim of this research is to help farmers optimize the lettuce growing environment and increase yields. In the first stage of the research, the authors conducted data analysis experiments to understand the growth characteristics of lettuce under different conditions. Then builds three different models, linear regression, logistic regression and decision trees to predict intercrop growth based on specific environmental parameters. Each model is tested for training based on data taken from the Kaggle website and evaluated based on performance metrics such as accuracy. The dataset used contains categories like temperature, humidity, pH, etc. The results of this study show that decision trees provide good performance in predicting lettuce growth, as evidenced by an accuracy value of 42% while linear regression and logistic regression are less suitable for this task. Modeling plant growth using this method can help farmers make better decisions about managing their growing environment.

Keywords: Growth prediction, Lettuce, Linear regression, Logistic regression, Decision tree.

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan tanaman adalah salah satu faktor penting dalam dunia pertanian. Salah satu tanaman yang penting yaitu selada memiliki tingkat pertumbuhan yang sensitif dan cenderung cepat tergantung pada kondisi lingkungan. Kondisi lingkungan seperti kelembapan dan suhu mempunyai peran yang penting dalam memengaruhi perkembangan dalam tumbuhan selada. Selada menjadi populer karena menanam tidak harus menggunakan lahan, namun bisa menggunakan teknik modern dengan sitem hidroponik, aquaponik maupun aeroponik [1]. Oleh sebab itu, pemahaman mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi pertumbuhan selada sangat berguna sebagai kunci untuk meningkatkan efisiensi dalam pertanian terutama selada. Gambar. 1. menunjukkan contoh tumbuhan selada.



Gambar. 1. Contoh tumbuhan selada (sumber: wikifarmer.com)

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan model yang dapat memprediksi pertumbuhan hari selada berdasarkan faktor lingkungan tertentu. Salah satu metode pengelompokan atau pengklasifikasian yang banyak diterapkan dalam penelitian adalah metode decision tree [2]. Penelitian ini akan menggunakan tiga algoritma yaitu: regresi linear, regresi logistik, dan *decision tree*. Dengan menerapkan algoritma ketiga ini, diharapkan dapat membantu para petani dalam memahami dan cara mengelola apa saja faktor-faktor lingkungan yang mempengaruhi pertumbuhan selada. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan peningkatan panen selada dan efisiensi pertanian yang lebih baik. Salah satu topik yang mirip dengan prediksi ini ialah penelitian dengan prediksi laju pertumbuhan pada tumbuhan [3]-[13].

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini terdiri dari alur-alur kerja seperti data, pra-pemrosesan data, algoritma, rancangan eksperimen, dan metode evaluasi.

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset yang sudah ada yang diperoleh dari situs *kaggle.com*, data ini memiliki 3170 sampel yang dikumpulkan dari waktu ke waktu. Data ini memberikan pandangan rinci tentang bagaimana faktor-faktor seperti suhu, kelembapan, tingkat pH, dan total padat terlarut (TDS) dapat memengaruhi tahap pertumbuhan dan perkembangan tanaman selada.

2.2 Pra-pemrosesan data

Pra-pemrosesan data penting dilakukan sebelum membangun model sistem prediksi ini. Tahapan ini merupakan bagian pra-pemrosesan data untuk mengurangi bias kesimpulan dari aspek noniklim [14]. Data harus dibersihkan terlebih dahulu agar siap digunakan. Langkah pertama adalah memeriksa dataset apakah terdapat data yang kosong. Dalam kasus ini dilakukan perbaikan nama fitur pada dataset menjadi satu kata, dan membuang fitur-fitur yang tidak digunakan dalam membangun model sistem prediksi ini.

2.3 Algoritma

Terdapat tiga algoritma yang digunakan dalam membangun sistem prediksi ini yaitu regresi linear, regresi logistik, dan *decision tree*. Regresi Linear merupakan salah satu metode statistik yang dipergunakan dalam produksi untuk melakukan peramalan ataupun prediksi tentang karakteristik kualitas maupun kuantitas [15]. Persamaan regresi linear yang digunakan dalam penelitian ini adalah $y = mx + b$, di mana y adalah variabel pertumbuhan selada, x adalah variabel lingkungan (misalnya suhu), m adalah koefisien kemiringan (slope), dan b adalah *intercept*. Regresi linear ini digunakan dalam pemodelan hubungan antara faktor lingkungan dengan pertumbuhan selada. Sebagai contoh, jika suhu ialah variabel lingkungan, dapat dijelaskan bahwa algoritma regresi linear bisa menentukan garis lurus terbaik yang dapat memprediksi pertumbuhan selada berdasarkan perubahan suhu. Pada (1), “Y” adalah pertumbuhan selada, yang dapat diukur dalam satuan tertentu. “X” adalah variabel yang mempengaruhi cepat lambatnya pertumbuhan selada. “a” adalah *intercept* yang mempengaruhi nilai pertumbuhan ketika variabel adalah 0 atau titik awal. “b” adalah koefisien regresi yang mengukur perubahan dalam pertumbuhan selada ketika variabel berubah.

$$Y = a + bX \quad (1)$$

Regresi logistik adalah salah satu metode analisis statistik yang digunakan untuk memodelkan hubungan variabel independent terhadap variabel dependent yang berskala data nominal/ordinal [16]. Algoritma ini memodelkan probabilitas pertumbuhan selada sebagai fungsi dari variabel lingkungan. Regresi logistik ini digunakan sebagai metode klasifikasi seberapa cepat pertumbuhan selada dari variabel lingkungan. Pada (2), “P(Y=1) adalah probabilitas selada akan berkembang. “z” adalah fungsi linier yang mempengaruhi variabel independen seperti suhu, kelembapan, pH level.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2)$$

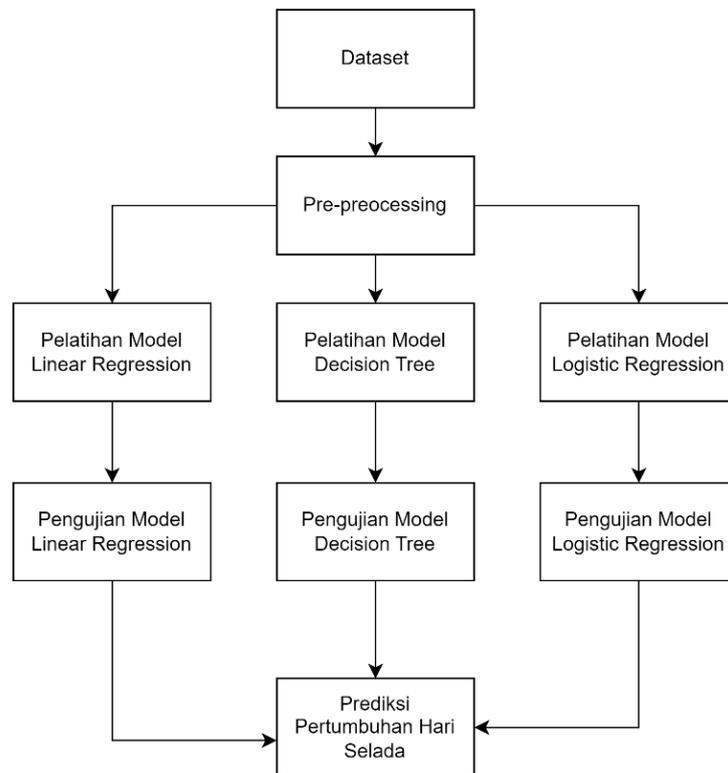
$$z = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (3)$$

Algoritma *Decision Tree* biasa dipakai untuk pengenalan pola statistik, biasanya *decision tree* terbuat dari tiga simpul yaitu *leaf*, lalu terdiri juga dari simpul *root* yang merupakan titik awal dari suatu *decision tree*, dan yang terakhir adalah simpul perantara yang berhubungan dengan suatu pengujian [17]. Algoritma ini bertujuan untuk memahami bagaimana faktor lingkungan seperti suhu, kelembapan, TDS Value, pH level, dan lainnya dalam mempengaruhi jumlah hari yang dibutuhkan untuk pertumbuhan hari selada. Langkah-langkah umum yang digunakan dalam *decision tree* ialah pemilihan atribut, pemisahan data, pembangunan *decision tree*, rekursi, pruning, dan penjelasan model.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{kelas} = 1 \\ \text{kelas} = 2 \\ \dots \\ \text{kelas} = k \end{array} \right. \begin{array}{l} \text{Jika } A > X \\ \text{Jika } A < X \\ \dots \end{array} \quad (4)$$

Jika tidak ada aturan yang cocok

2.4 Rancangan Eksperimen



Gambar. 2. Alur Rancangan Eksperimen

Gambar. 2. Menunjukkan alur rancangan eksperimen yang meliputi input, proses, dan output. Sebuah sistem harus memiliki syarat minimumnya yaitu memiliki tiga unsur pembentuk sistem, terdiri dari input, proses, dan output [18]. Input dari rancangan eksperimen ini adalah dataset yang sudah ada, data ini dilatih sebagai model dan diuji untuk mengevaluasi model. Pada proses rancangan eksperimen ini terdapat pemilihan fitur, pelatihan model dan pengujian model. Pemilihan fitur dilakukan untuk memilih fitur yang penting dan akan digunakan dalam memprediksi pertumbuhan hari selada. Pelatihan model dilakukan untuk menghasilkan model yang dapat digunakan untuk memprediksi pertumbuhan hari selada. Dan pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi akurasi model. Output dari rancangan eksperimen ini adalah hasil prediksi pertumbuhan hari selada.

2.5 Metode Evaluasi

Dalam penelitian ini, metode evaluasi yang digunakan adalah akurasi, *Mean Absolute Error (MAE)*, dan *Mean Squared Error (MSE)*. Mean Squared Error (MSE) adalah metrik evaluasi yang umum digunakan dalam statistik dan machine learning untuk mengukur seberapa akurat sebuah model regresi dalam memprediksi nilai numerik [19]. Mean Absolute Error (MAE) adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan. [20]. Akurasi digunakan sebagai alat untuk mengukur seberapa baik model ini dapat memprediksi

pertumbuhan hari selada. MSE digunakan sebagai alat untuk mengukur seberapa jauh titik data berada dari garis regresi. Akurasi dihitung dengan cara membagi jumlah data yang diprediksi dengan benar dengan total jumlah data. Rumus perhitungan akurasi dapat dilihat pada rumus (5).

$$Akurasi = \frac{(jumlah\ data\ yang\ diprediksi\ dengan\ benar)}{total\ jumlah\ data} \quad (5)$$

MSE digunakan untuk mengukur seberapa jauh titik data yang berada dari garis regresi. Rumus perhitungan MSE dapat dilihat pada rumus (6). Di mana “n” adalah jumlah sampel data, “y_i” adalah nilai aktual dari sampel ke-i, dan “y_{hat}” adalah nilai yang diprediksi model untuk sampel ke-i”.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2 \quad (6)$$

MAE adalah metrik evaluasi yang dapat mengukur seberapa dekat prediksi model dengan nilai aktualnya. Semakin kecil MAE, semakin baik inerja model MAE. Rumus MAE dapat dilihat pada (7).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |actual_i - predicted_i| \quad (7)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Tabel 1. terdapat kelas yang merupakan hasil yang dibuat menggunakan *decision tree*. Kelas ini dibagi menjadi tiga yaitu tinggi, sedang, dan rendah. Terdapat empat fitur pada Tabel 1., yaitu suhu, kelembapan, TDS Value, dan pH Level. Fitur ini digunakan untuk membuat keputusan prediksi. Prediksi pertumbuhan hari selada adalah jumlah hari yang dibutuhkan selada untuk tumbuh. Tabel 1. Menunjukkan bahwa semakin besar suhu, kelembapan, TDS Value, dan pH Level maka semakin cepat juga pertumbuhan selada untuk siap panen. Sebaliknya jika suhu, kelembapan, TDS Value, dan pH Level kecil, maka pertumbuhan selada akan semakin lama untuk siap dipanen.

Tabel 1. Prediksi pertumbuhan hari selada dengan *decision tree*

| Kelas | Suhu | Kelembapan | TDS Value | pH Level | Prediksi Pertumbuhan Hari Selada |
|--------|--------------------|------------|-----------|----------|----------------------------------|
| Tinggi | > 30°C | > 70% | > 1000 | > 6 | 5-7 hari |
| Sedang | > 25°C dan <= 30°C | 50-70% | 500-1000 | 5-6 | 6-8 hari |
| Rendah | <= 25°C | <= 50% | <= 500 | <= 5 | >9 hari |

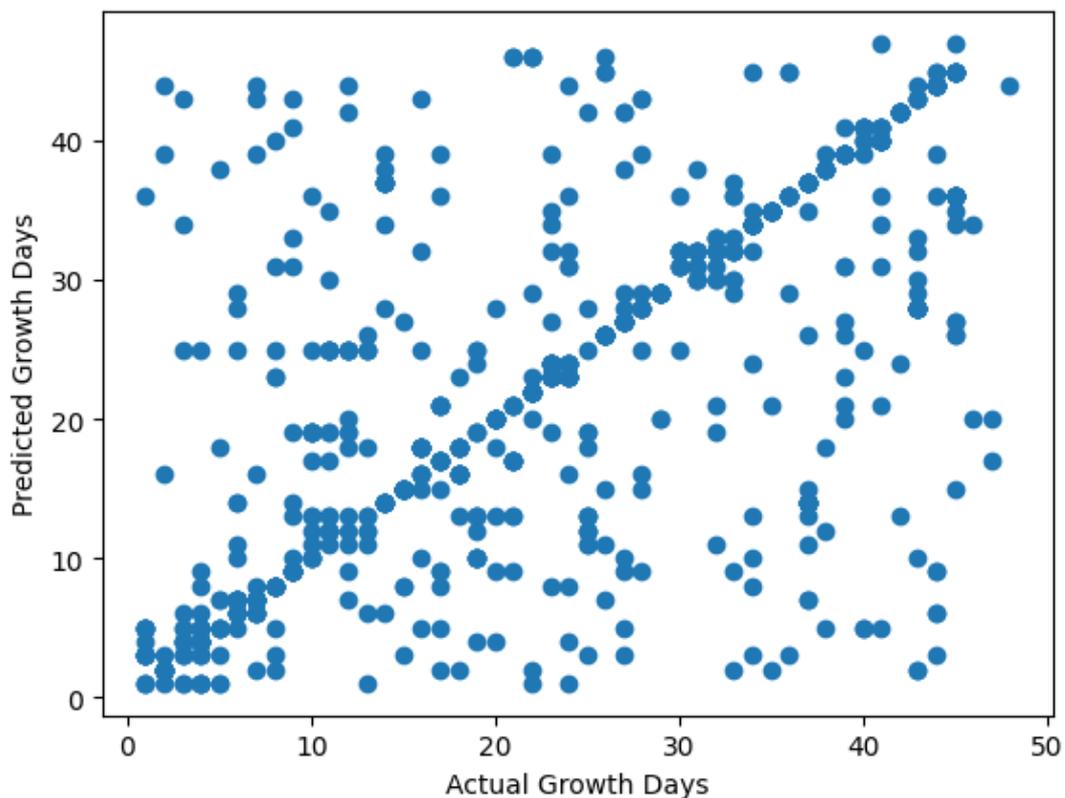
Berdasarkan Tabel 2., model *decision tree* memiliki akurasi tertinggi, yaitu 42,24%. Nilai AUC paling tinggi adalah 1, dan AUC model yang paling mendekatinya ialah *decision tree* daripada AUC model lainnya. MSE model *decision tree* juga lebih tinggi daripada keduanya yaitu

logistic regression dan linear regression. Akurasi paling tinggi ditunjukkan oleh decision tree yang berarti kinerja model ini lebih bagus daripada kedua lainnya.

Tabel 2. Hasil evaluasi klasifikasi saat testing data.

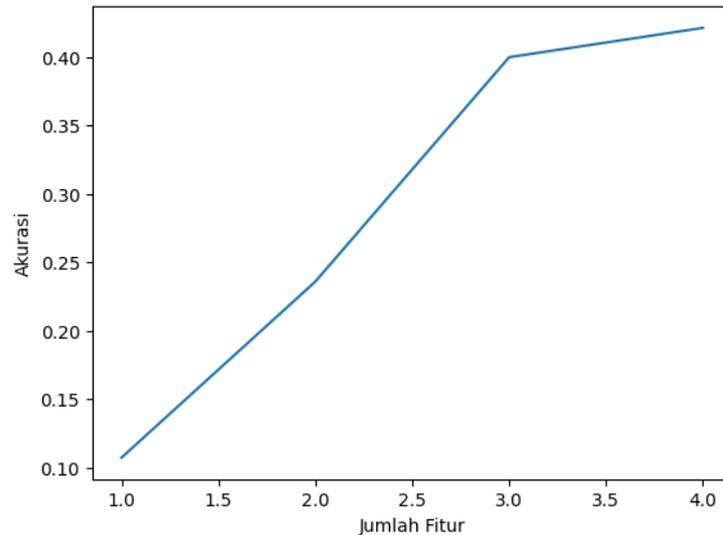
| Metode | Akurasi | AUC | MSE |
|---------------------|---------|------|-----|
| Decision tree | 42,24% | 0,75 | 0,5 |
| Logistic regression | 2,90% | 0,7 | 0,6 |
| Linear regression | 0,36% | 0,65 | 0,7 |

Hasil eksperimen yang diperoleh saat menggunakan MSE sebagai perhitungan pada model decision tree didapatkan nilai model decision tree sebesar 12.5. Model decision tree dapat digunakan untuk membuat prediksi yang cukup akurat untuk sebagian besar data test. Walaupun begitu, model decision tree masih dapat mengalami underfitting atau overfitting. Hal-hal yang dapat dilakukan untuk meningkatkan kinerja model decision tree ialah menggunakan teknik seperti regularisasi dan ensembling. Saat model decision tree mengalami overfitting, regularisasi bisa membantu mengurangi dan mengontrol kompleksitas dengan cara penalization untuk atribut yang tidak penting atau kurang relevan dengan data yang dilatih. Sedangkan ensembling dapat melibatkan penggabungan pada decision tree dan membantu model decision tree menghasilkan hasil prediksi lebih akurat daripada menggunakan decision tree tersebut secara tunggal. Dengan teknik ensembling ini varian dapat dikurangi dan membantu meningkatkan performa untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Jadi secara umum, regularisasi dan ensembling bisa meningkatkan kemampuan model decision tree dalam menghindari masalah overfitting dan meningkatkan hasil prediksi yang lebih akurat.



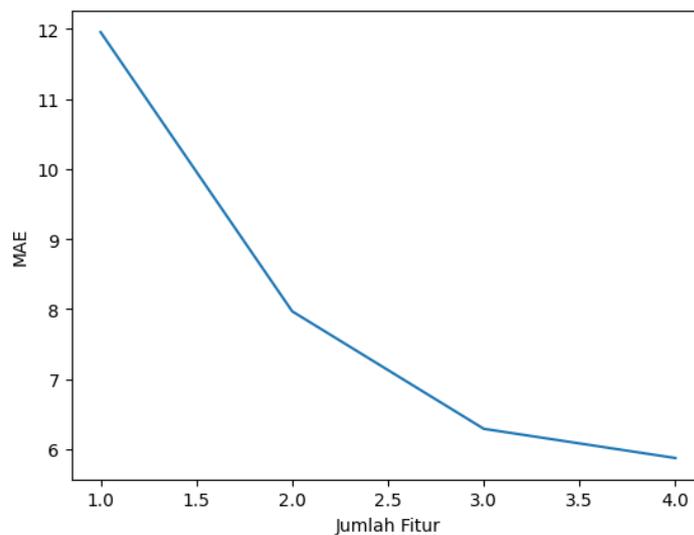
Gambar. 3. Akurasi Selada Actual dan Prediksi dengan MSE

Pada Gambar 4. akurasi model *decision tree* meningkat seiring bertambahnya jumlah fitur. Model *decision tree* dapat mempelajari hubungan antara variabel independen dan variabel dependen dengan lebih baik saat menggunakan lebih banyak fitur. Tetapi peningkatan akurasi terjadi semakin kecil sering bertambahnya jumlah fitur. Dari grafik tersebut diperoleh akurasi tertinggi dengan jumlah fitur empat yaitu akurasi sebesar 0.90.



Gambar. 4. Menghitung Akurasi dari Model Decision Tree

Pada Gambar 5. Menunjukkan bahwa grafik MAE dengan model *decision tree* meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah fitur. Hal ini disebabkan oleh model *decision tree* yang dapat membuat prediksi yang semakin buruk saat menggunakan terlalu banyak fitur. Saat jumlah fitur masih sedikit, model *decision tree* dapat mempelajari hubungan antara variabel independen dan variabel dependen lebih baik yang menyebabkan model *decision tree* dapat membuat prediksi yang lebih akurat. Namun, setelah jumlah fitur semakin banyak, model *decision tree* dapat mengalami *overfitting*. Dari grafik tersebut model *decision tree* memiliki MAE sebesar 0.75.



Gambar. 5. Menghitung MAE dari Model Decision Tree

Pada model *decision tree* terdapat kelebihan yaitu mudah untuk dipahami dan diimplementasikan serta dapat menangani data yang tidak terdistribusi secara normal, kekurangan model ini ialah memungkinkan overfitting pada data training. Pada model *logistic regression* mempunyai kelebihan yaitu memiliki kinerja yang lebih baik daripada model *decision tree* dalam memprediksi kelas yang benar, dan dapat menangani data yang terdistribusi secara normal, kekurangannya ialah lebih sulit dipahami dan diimplementasikan. Pada model *linear regression* kelebihan iaalhnya mudah untuk dipahami dan dapat digunakan untuk berbagai jenis data. Kekurangannya ialah memungkinkan overfitting pada data training dan tidak dapat menangani data yang non-linier.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan kemampuan model prediksi yang dapat menebak berapa hari pertumbuhan selada agar dapat siap dipanen serta meningkatkan efisiensi pertanian. Metode yang digunakan pada penelitian ini ialah *decision tree*, *regression linear*, dan *logistic regression*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi prediksi terbesar didapatkan dengan menggunakan metode *decision tree* yaitu sebesar 42%. Faktor lingkungan yang berpengaruh pada pertumbuhan prediksi selada ialah suhu, kelembapan, dan nilai TDS. Kelebihan penelitian ini yaitu metode yang digunakan adalah metode *machine learning* yang bisa memodelkan hubungan-hubungan variabel yang kompleks antara faktor lingkungan yang mempengaruhi pertumbuhan selada. Kekurangan penelitian ini ialah akurasi model *decision tree* yang masih tergolong rendah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu penulis dalam menulis penelitian ini, terutama selaku dosen pembimbing Ibu Teny Handhayani yang memberikan panduan dan dukungan dalam melakukan penelitian ini. Situs kaggle.com yang telah menyediakan informasi dan data yang berguna dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. F. Alfisyah, Risiko Produksi Usahatani Selada (*Lactuca Sativa L.*), Malang: Universitas Islam Malang, 2022.
- [2] A. W. B. R. S. Erik Dwi Anggara, "Prediksi Kinerja," *Prediksi Kinerja sebagai Rekomendasi Kenaikan Golongan dengan Decision Tree dan Regresi Logistik*, vol. Vol 8, No 1, pp. 218-234, 2022.
- [3] R. Ernando, Laju Pertumbuhan Dan Produksi Tanaman Selada Keriting Grand Rapids (*lactuca Sativa L.*) Pada Dataran Rendah : Studi Tentang Adaptasi Tanaman Terhadap Perubahan Iklim, Lampung: Universitas Lampung, 2021, p. 34.
- [4] A. Basit, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Hasil Panen Padi," *Jurnal Teknik Informatika Kaputama*, Vols. Vol 4, No 2, pp. 17-32, 2020.
- [5] F. D. S. A. Dimas Fadilah Permana R, "Prediksi Pertumbuhan Kangkung Hidroponik Dengan Smart Farming Menggunakan Metode Supervised Learning," *eProceedings of Engineering*, Vols. Vol 8, No.6, pp. 3788-3791, 2022.
- [6] A. S. A. D. G. D. K. Achsan Taufiq R M, "Identifikasi Pertumbuhan Bayam (*Amaranthus sp.*) Dengan Metoda Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Hasil Panen Berdasarkan

- Pemberian Pupuk Organik Cair," Teknologi Industri Pertanian, Vols. Vol 3, No 2., pp. 40-44, 2019.
- [7] S. D. S. W. Budi Pohan, "Prediksi Pertumbuhan Bibit Tanaman Pada Greenhouse Menggunakan Neural Network Backpropagation," Sciences and Mathematics, pp. 1-48, 2020.
- [8] R. I. A. H. Ayu Azhari Basahona, "Penerapan Metode Liner Regresi Untuk Prediksi Produksi Sayur-sayuran," Jurnal Cosphi, vol. Vol.3 No 2, pp. 54-57, 2019.
- [9] T. W. P. I. Heru Wahyu Herwanto, "Penerapan Algoritme Linear Regression untuk Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi," Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informatika, Vols. Vol. 8, No. 4, pp. 364-370, 2019.
- [10] E. U. H. A. F. Willmen TB Panjaitan, "PREDIKSI PANEN PADI MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGBOUR," Seminar Nasional Teknologi dan Informatika, pp. 621-628, 2018.
- [11] R. R. B. Abdul Holik, "Prediksi Hasil Panen Padi Menggunakan Pesawat Tanpa Awak," Jurnal Ilmiah Rekayasa Pertanian dan Biosistem, Vols. Vol. 7, No. 2, pp. 249-257, 2019.
- [12] I. S. C. D. W. Try Azisah Nurman, "Prediksi Hasil Panen Kopi di Sulawesi Menggunakan Analisis Rantai Markov," Jurnal Matematika dan Statistika Serta Aplikasinya, vol. Vol. 9. No 2., 2021.
- [13] M. S. M. F. Wahyu Ananda, "Prediksi Jumlah Hasil Panen Sawit Menggunakan Algoritma Naive Bayes," Terapan Informatika Nusantara, vol. Vol. 1. No. 10, pp. 513-519, 2021.
- [14] S. Laili Zaidiyah Nihayatin, "Perbandingan Uji Homogenitas Runtun Data Curah Hujan Sebagai Pra-Pemrosesan Kajian Perubahan Iklim," Jurnal Sains Dan Seni Pomits, Vols. 2, No.2, 2013.
- [15] P. a. R. K. D. Katemba, "Prediksi Tingkat Produksi Kopi Menggunakan Regresi Linear," Jurnal ilmiah FLASH 3.1, pp. 42-51, 2017.
- [16] I. Z. Muflihah, "Analisis Financial Distress Perusahaan Manufaktur di Indonesia Dengan Regresi Logistik," Majalah Ekonomi, vol. 22(2), pp. 254-269, 2017.
- [17] A. W. Rani Puspita, "Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS," Jurnal Informatika Universitas Pamulang, Vols. 5, No. 4, pp. 646-654, 2020.
- [18] N. T. U. A. S. N. P. S. Eko Budiraharjo, "Pengembangan Sistem Aplikasi Pengolahan Data Skripsi Berbasis Web (Studi Kasus Fakultas Teknik Dan Ilmu Komputer UPS Tegal)," Journal of Informatics, Artificial Intelligence and Internet of Thing, vol. 1 No. 1, pp. 62-72, 202.
- [19] H. Nuha, "Mean Squared Error (MSE) dan Penggunaannya," Computer Science Education eJournal, pp. 1-2, 2023.
- [20] A. M. Andik Adi Suryanto, "Penerapan Metode Mean Absolute Error (MEA) Dalam Algoritma Regresi Linear Untuk Prediksi Produksi Padi," Jurnal Sains dan Teknologi, vol. 11 No. 1, pp. 78-83, 2019.