

PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK MENGENDALIKAN PARAMETER BUDIDAYA TANAMAN HIDROPONIK BERBASIS EDGE DAN CLOUD COMPUTING

Helmy^{*1}, Arif Nursyahid², Thomas Agung Setyawan³

^{1,2,3}Politeknik Negeri Semarang, Semarang

Email: ¹helmy@polines.ac.id, ²arif.nursyahid@polines.ac.id, ³thomas@polines.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 23 Januari 2024, diterima untuk diterbitkan: 09 Agustus 2024)

Abstrak

Hidroponik sebagai metode *urban farming* mampu memenuhi kebutuhan sayuran segar di Indonesia. Budidaya tanaman hidroponik memiliki banyak keunggulan, antara lain tidak memerlukan lahan luas, bebas pestisida, tanaman lebih steril, dan tidak mudah terkena penyakit karena tidak menggunakan tanah. Keasaman larutan (pH) adalah parameter penting dalam budidaya hidroponik, karena mempengaruhi kemampuan tanaman menyerap unsur hara. Selain pH, kepekatan larutan nutrisi yang dinyatakan dalam *Total Dissolved Solids* (TDS) dengan satuan ppm juga perlu dikendalikan karena menyuplai nutrisi yang dibutuhkan tanaman. Dalam penelitian ini, pengendalian pH dan TDS menggunakan machine learning dengan metode regresi linear berganda serta teknologi *edge computing* dan *cloud computing*. *Edge computing* memungkinkan pemrosesan data *real-time* di perangkat sensor hidroponik, sedangkan *cloud computing* menyediakan kapasitas penyimpanan dan pemrosesan besar. Kombinasi kedua teknologi ini memungkinkan sistem pengendalian yang efisien, *scalable*, dan dapat diakses dari mana saja oleh petani. Berdasarkan hasil pengendalian via *cloud*, persamaan regresi untuk pengendalian TDS mampu bekerja dengan baik dengan akurasi 98,73% pada tandon 60 liter dan 95,95% pada tandon 100 liter. Selain itu, persamaan regresi untuk pengendalian pH juga bekerja dengan baik dengan akurasi 99,28% pada tandon 60 liter dan 99,69% pada tandon 100 liter.

Kata kunci: smart agriculture, hidroponik, edge, cloud, machine learning

APPLICATION OF MACHINE LEARNING TO CONTROL HYDROPONIC PLANT CULTIVATION PARAMETERS BASED ON EDGE AND CLOUD COMPUTING

Abstract

Hydroponics, as an urban farming method, can meet the demand for fresh vegetables in Indonesia. Hydroponic plant cultivation has many advantages, including not requiring large land areas, being pesticide-free, producing more sterile plants, and being less susceptible to disease since it does not use soil. The acidity of the solution (pH) is a crucial parameter in hydroponic cultivation because it affects the plant's ability to absorb nutrients. Besides pH, the concentration of the nutrient solution, expressed in Total Dissolved Solids (TDS) in ppm, also needs to be controlled as it supplies the nutrients required by plants. In this study, the control of pH and TDS utilizes machine learning with a multiple linear regression method and edge computing and cloud computing technologies. Edge computing allows real-time data processing at the hydroponic system's sensor devices, while cloud computing provides large storage and processing capacities. The combination of these technologies enables an efficient, scalable control system accessible to farmers from anywhere. Based on cloud control results, the regression equations for TDS control were found to be adequate and perform well with an accuracy of 98.73% for a 60-liter tank and 95.95% for a 100-liter tank. Additionally, the regression equations for pH control were also adequate and performed well with an accuracy of 99.28% for a 60-liter tank and 99.69% for a 100-liter tank.

Keywords: smart agriculture, hydroponic, edge, cloud, machine learning

1. PENDAHULUAN

Permintaan pangan di Indonesia, terutama untuk komoditas sayuran, terus mengalami peningkatan setiap tahun seiring dengan pertumbuhan penduduk, peningkatan ekonomi, dan daya beli masyarakat yang

semakin tinggi. (Jamhari dkk., 2020). Menurut data Rencana strategis Kementerian Pertanian, target pemerintah dalam upaya produktivitas sayuran untuk memenuhi kebutuhan pangan selalu mengalami kenaikan setiap tahunnya. Produksi sayur pada tahun

2024 mengalami kenaikan sebesar 3,1% dari tahun sebelumnya (Permentan No. 0484/KPTS/RC. 020/M/8/2021) menjadi tantangan tersendiri bagi produsen pertanian untuk memproduksi hasil pertanian yang memenuhi standar mutu dan kontinuitas pasokan yang terjamin.

Hidroponik merupakan salah satu metode *urban farming* yang menawarkan solusi untuk memenuhi kebutuhan sayuran segar di Indonesia (Buana, Candra & Elfizon, 2019). Metode ini memberikan alternatif kepada masyarakat yang hendak menanam sayuran secara mandiri untuk dikonsumsi setiap harinya (Fuada dkk., 2023). Beberapa keunggulan pada budidaya tanaman hidroponik diantaranya adalah tidak memerlukan lahan yang luas, bebas pestisida, tanaman lebih steril dan tidak mudah terkena penyakit karena tidak menggunakan tanah. Inilah yang mendasari banyak masyarakat urban beralih ke teknik ini (Al-Gharibi, 2021). Selain itu, kemajuan teknologi *Internet of Things* (IoT) juga memudahkan petani dalam pemantauan dan pengendalian parameter tanaman hidroponik dari jarak jauh (Herman & Surantha, 2019).

Hidroponik memanfaatkan air sebagai media tanam dengan memerhatikan kebutuhan nutrisi tanaman (Adianggiali dkk., 2023). Salah satu teknik penanaman budidaya hidroponik adalah NFT (*Nutrient Film Technique*). pemupukan dilakukan di dalam tandon menggunakan saluran air yang memiliki kemiringan, panjang, dan laju aliran yang sesuai, di mana larutan nutrisi ditambahkan dan disirkulasikan ke seluruh tanaman (Eni Dwi Wardhani dkk., 2024). Larutan nutrisi mengandung semua unsur hara yang dibutuhkan tanaman (Hidayanti & Kartika, 2019). Unsur hara yang terlarut dinyatakan dalam TDS (*Total Dissolve Solid*) (Euis Kusniawati dkk., 2023). TDS dapat digunakan sebagai parameter untuk mengetahui tingkat kepekatan larutan nutrisi dengan satuan ppm (*part per million*) (Arif Supriyanto & Fathurrahmani, 2019).

Setiap jenis tanaman membutuhkan keseimbangan jumlah dan komposisi nutrisi yang berbeda seiring dengan pertumbuhannya (Mujiyanti dkk., 2021). Tingkat keasaman (pH) juga menjadi parameter penting bagi budidaya tanaman hidroponik, karena pH larutan nutrisi berpengaruh terhadap daya serap tanaman untuk menyerap unsur hara (Singh, Dunn & Payton, 2019). Kadar pH sangat fluktuatif akibat adanya proses fotosintesis (Rianti, Kusmiadi & Apriyadi, 2019). Oleh karena itu, perlu adanya pengendalian secara *realtime* agar tanaman selalu mendapat nutrisi yang cukup dan pH yang baik sesuai kebutuhan.

Pengendalian perlu dilakukan pada beberapa kondisi volume tandon, agar tanaman terhindar dari gagal panen pada kondisi volume yang berbeda. Pengendalian nutrisi AB mix buatan sangat bergantung pada tingkat kepekatannya, sehingga ketika kadar kepekatannya berbeda, sistem pengendali tidak dapat bekerja dengan optimal.

Penerapan *machine learning* dalam pengendalian hidroponik dapat membantu dalam memaksimalkan hasil panen (Verma & Gawade, 2021). *Machine Learning* merupakan salah satu cabang dari ilmu kecerdasan buatan, khususnya yang mempelajari tentang bagaimana komputer mampu belajar dari data untuk meningkatkan kecerdasannya. (Wahyono, 2018)

Algoritma *machine learning* yang digunakan yaitu *supervised learning*. Algoritma *supervised learning* adalah algoritma yang bergantung pada data *input* berlabel untuk mempelajari fungsi yang menghasilkan *output* yang sesuai ketika diberi data baru tanpa label (Kristiawan et al., 2020). Beberapa data sudah ditandai dengan jawaban yang benar dan mesin belajar untuk membuat sebuah model yang akan menghasilkan hasil yang benar atau mendekati bila diberikan data baru (Kristiawan and Widjaja, 2021).

Algoritma *supervised learning* yang diterapkan pada sistem ini yaitu algoritma *regression*. Analisis regresi merupakan sebuah metode mempelajari bentuk hubungan antara satu atau lebih peubah/variabel bebas (X) dengan satu peubah tak bebas (Y) (Ilmi, 2019). Terdapat beberapa macam regresi yaitu regresi linear, non linear, linear berganda, dan non linear berganda (Suparmadi and Ramadhan, 2022).

Pada penelitian ini akan diprediksi lama waktu untuk menghidupkan pompa nutrisi dengan memasukkan variabel volume tandon dan variabel delta TDS atau pH dengan menggunakan algoritma regresi linear berganda.

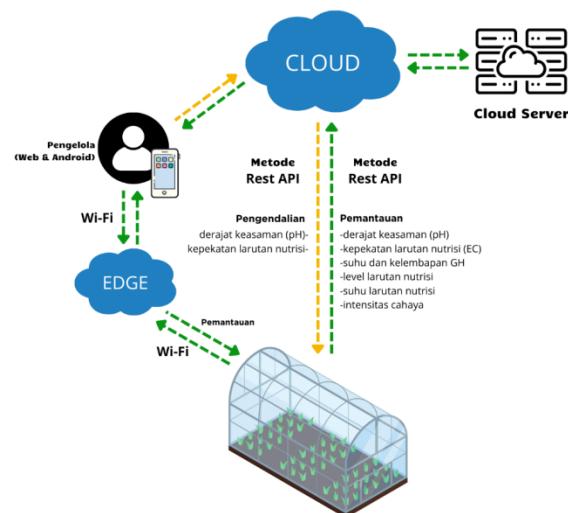
Dengan menggunakan *machine learning* memungkinkan kontrol yang lebih tepat dan efisien terhadap komposisi ion dalam larutan nutrisi, mengatasi kelemahan metode konvensional, dan meningkatkan keberlanjutan serta produktivitas dalam sistem pertanian hidroponik. (Ban, Ryu & Lee, 2019). Salah satu jenis machine learning yang relevan untuk aplikasi ini adalah regresi linear berganda. Regresi linear berganda dapat digunakan untuk memodelkan hubungan antara pH dan faktor-faktor lainnya dalam sistem hidroponik dengan akurat dan efisien. Sehingga pengendalian hidroponik dapat dikembangkan secara lebih tepat. (Helmy et al., 2020).

Selain itu, penggunaan teknologi *edge computing* dan *cloud computing* sangat penting dalam sistem ini (Ren dkk., 2021). *Edge computing* memungkinkan pemrosesan data dilakukan secara *real-time* di dekat sumber data, yaitu pada perangkat sensor di sistem hidroponik (Hasfani & Ristian, 2024). Di sisi lain, *cloud computing* menyediakan kapasitas penyimpanan dan pemrosesan yang besar (Phasinam dkk., 2022). Kombinasi kedua teknologi ini memungkinkan sistem pengendalian yang efisien, scalable, dan dapat diakses dari mana saja oleh petani (Guo, Li & Guan, 2019).

Dengan demikian, penerapan *machine learning* dan teknologi *edge* serta *cloud computing* dalam budidaya hidroponik bukan hanya dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil pertanian, tetapi juga memberikan solusi yang efisien dan berkelanjutan bagi petani dalam menghadapi tantangan pertanian modern di Indonesia.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Perencanaan Desain Sistem Pemantauan dan Pengendalian



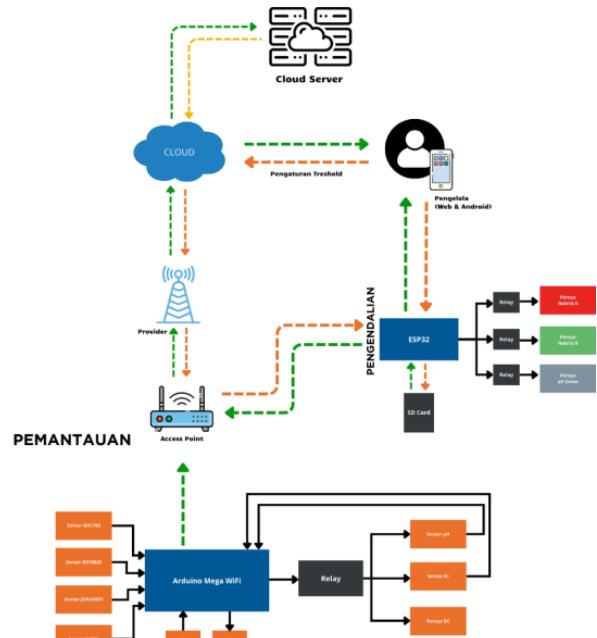
Gambar 1. Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem ditunjukkan pada gambar 1 pada sistem pengendalian parameter budidaya tanaman hidroponik menggunakan *machine learning* berbasis *Edge* dan *Cloud Computing*. Beberapa parameter yang dikendalikan antara lain, parameter keasaman larutan nutrisi, kepekatan larutan nutrisi, suhu, kelembapan, level nutrisi dan intensitas cahaya.

Sistem ini berbasis *Edge* dan *Cloud Computing* sehingga petani dapat memantau dan mengendalikan secara cepat parameter larutan nutrisi menggunakan jaringan *edge* maupun *cloud* melalui *website* dan *android*. Semua parameter tersebut akan ditransmisikan melalui jaringan internet ke server omahiot.com, sehingga bisa diakses oleh petani melalui *website* dan *android*.

Gambar 2 merupakan blok diagram sistem, pada sistem pengendalian parameter budidaya tanaman hidroponik menggunakan *machine learning* berbasis *Edge* dan *Cloud Computing* menggunakan mikrokontroler Arduino Mega WiFi untuk pembacaan sensor dan pengiriman menuju box panel pemantauan, sensor – sensor yang digunakan dalam sistem ini di antara lain, Sensor pH untuk pembacaan kelembapan, pemantauan nilai pH secara rutin sangat penting untuk memastikan akar dapat menyerap nutrisi dengan optimal. (Lestari, Rahayu and Mulyaningsih, 2022). SHT21 merupakan sensor pembacaan suhu *greenhouse*, DS18B20 sebagai sensor pembacaan suhu air.

Data disajikan pada LCD *display* yang terpasang, dan juga terpasang *relay* untuk menggerakkan pompa DC agar dapat mengambil larutan air guna pembacaan kepekatan larutan nutrisi dan pH air menggunakan sensor EC dan pH. Setelah semua data sensor tersebut terbaca, data akan dikirimkan oleh Arduino Mega WiFi, menuju *Access Point*, yang selanjutnya akan dikirimkan menuju *provider*, dan *cloud*. Lalu data pada *cloud* akan diakses melalui *website* dan android petani, guna pengaturan *threshold* untuk pengendalian. Ketika *threshold* telah diatur, maka relay pada ESP32 akan hidup untuk menyalakan pompa guna pemberian nutrisi dan pH *down* sesuai dengan pengaturan. Kemudian ESP32 akan membaca dan menyimpan data pada SD *Card*, sehingga *user* dapat mengakses data secara *offline* menggunakan SSID dari ESP32.



Gambar 2. Blok Diagram Sistem

3. LITERATUR TERKAIT

Berdasarkan tinjauan pustaka pada tabel 1 sudah ada penelitian yang menggunakan metode *machine learning*, namun belum ada yang menerapkan *machine learning* tersebut pada sisi *edge* dan *cloud* untuk mengendalikan parameter tanaman hidroponik agar petani dapat memantau dan mengendalikan kapan saja dan di mana saja supaya tidak terjadi gagal panen.

Tabel 1. Tinjauan Pustaka

no	nama penulis (tahun), judul	deskripsi singkat
1.	SURYATINI, F. et al. (2021) Penelitian ini bertujuan ‘Sistem Kendali nutrisi untuk mengendalikan Hidroponik Berbasis Fuzzy nutrisi pada sistem logic berdasarkan objek hidroponik menggunakan tanam’, ELKOMIKA: Jurnal <i>fuzzy logic</i> serta menjaga Teknik Energi Elektrik, Teknik kadar nutrisi dan level air Telekomunikasi, & dalam rentang yang sesuai. Teknik Elektronika, 9(2), p. Akan tetapi masih ada 263. doi:10.26760/elkomika.v9i2.263.	parameter lain seperti suhu, dan kelembapan yang

no	nama penulis (tahun), judul	deskripsi singkat
2.	NAMEE, K., KAMJUMPOL, C. and PIMSIRI, W. (2020) ‘Development of smart vegetable growing cabinet with IOT, edge computing and cloud computing’, 2020 2nd International Conference on Image Processing and Machine Vision. doi:10.1145/3421558.3421588	Penelitian ini mengembangkan smart hydroponic cabinet yang menggunakan teknologi IoT, edge computing, dan cloud computing untuk mengendalikan dan memantau lingkungan pertumbuhan sayuran secara <i>real-time</i> . Sistem ini mengatur parameter seperti pH, konduktivitas listrik (EC), kelembapan, dan suhu, serta mengendalikan perangkat seperti pompa air, lampu LED Grow, dan ventilator otomatis. Namun penelitian ini belum mengimplementasikan machine learning untuk penerapannya.
3.	MO, R., DAI, F., LIU, Q., DOU, W. and XU, X., 2020. Multiobjective crosslayer resource scheduling for internet of things in edge-cloud computing. 2020 IEEE 13th International Conference on Cloud Computing (CLOUD).	Penelitian ini menggunakan komputasi <i>edge cloud</i> dengan metode CRSMS (<i>Crosslayer Resource Scheduling Method</i>), yaitu dengan mengelola penjadwalan sumber daya di berbagai lapisan infrastruktur jaringan. Namun, metode ini sangat bergantung kepada stabilitas koneksi internet.
4.	LUKMAN PRIYAMBODO et al. (2022) ‘Klasifikasi Kematangan Tanaman Hidroponik pakcoy menggunakan metode SVM’, Jurnal RESTI (Reka-yasa Sistem dan Tek-nologi Informasi), 6(1), pp. 153–160. doi:10.29207/resti.v6i1.3828.	Penelitian ini mengembangkan model <i>machine learning</i> dengan menerapkan <i>Support Vector Machine</i> (SVM) berdasarkan klasifikasi data citra digital dengan beberapa kategori. Namun pada penelitian ini skala data yang digunakan sedikit, sehingga ketika menggunakan skala besar, SVM memerlukan waktu yang lama dan sumber daya komputasi yang besar.
5.	VADIVEL, R. et al. (2019) ‘Hypaponics - monitoring and controlling using internet of things and machine learning’, 2019 1st International Conference on Inno-vations in Information and Communication Technology (ICIICT). doi:10.1109/iciict1.2019.8741487.	Sistem pemantauan terintegrasi untuk pertanian vertikal yang menggabungkan Aquaponics, Pertanian, dan Peternakan, memanfaatkan IoT dan pembelajaran mesin untuk meningkatkan efisiensi, hasil panen, dan keberlanjutan, serta menyediakan makanan organik yang lebih sehat. Namun belum mengimplementasikan edge computing untuk penerapannya.
6.	KADHUM, M., MANASEER, S. and LATIF, A. (2019) ‘Cloud-edge network data process-sing based on user requirements using modify mapreduce algorithm and algorithm’, yaitu melalui pendekatan	Penelitian ini menggunakan <i>machine learning</i> dengan mendeteksi menggunakan Algoritma <i>MapReduce</i> , mapreduce algorithm and

no	nama penulis (tahun), judul	deskripsi singkat
		Machine Learning data dan disesuaikan Techniques’, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 10(12). doi: untuk data <i>real-time</i> . 10.14569/ijacsa.2019.0101242

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pengujian Pemantauan Via Edge

Melalui gambar 3, hasil pemantauan pada sisi *edge* tergambar dengan jelas. Informasi yang dapat dipantau melibatkan berbagai parameter, termasuk suhu air, pH air, tingkat nutrisi yang terlarut dalam air, kapasitas tandon air, serta suhu dan kelembapan udara di dalam *greenhouse*. Selain itu, pemantauan juga mencakup intensitas cahaya yang masuk ke dalam *greenhouse*, memberikan pemahaman yang komprehensif terhadap kondisi lingkungan di lokasi tersebut.

◀ Data Sensor



Gambar 3. Tampilan Pemantauan Via Edge

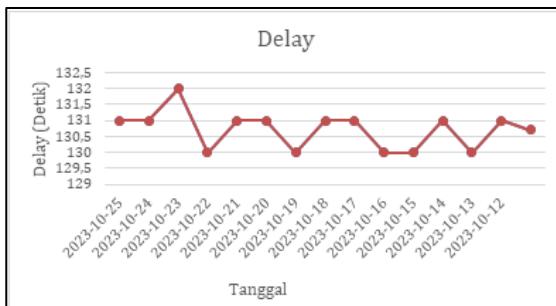
4.2 Hasil Pengujian Delay Pemantauan

Tabel 2. Hasil Pengujian Delay Selama 2 Minggu

waktu pengiriman	tanggal	waktu penerimaan	delay (detik)
03:15:18	2023-10-25	03:17:29	131
01:01:31	2023-10-24	01:03:42	131
00:57:51	2023-10-23	01:00:03	132
00:58:08	2023-10-22	01:00:18	130
00:58:37	2023-10-21	01:00:48	131
00:57:56	2023-10-20	01:00:07	131
00:58:47	2023-10-19	01:00:57	130
00:58:15	2023-10-18	01:00:26	131
00:58:46	2023-10-17	01:00:57	131
00:58:37	2023-10-16	01:00:47	130
00:58:45	2023-10-15	01:00:55	130
01:02:55	2023-10-14	01:05:06	131
00:58:07	2023-10-13	01:00:17	130
00:57:59	2023-10-12	01:00:10	131
		Rata-Rata	130,7

Berdasarkan tabel 2 rata-rata *delay* data masuk dari tanggal 12 Oktober 2023 sampai dengan tanggal 25 Oktober 2023 memiliki rata-rata *delay* selama 130,7 detik yang disajikan dalam grafik pada gambar 3 dengan *delay* terlama 132 detik pada tanggal 23 Oktober 2023.

Berdasarkan gambar 4 menunjukkan bahwa *delay* terlama yaitu 132 detik pada tanggal 23 Oktober 2023 dan *delay* terpendek selama 130 detik sebanyak 5 kali.

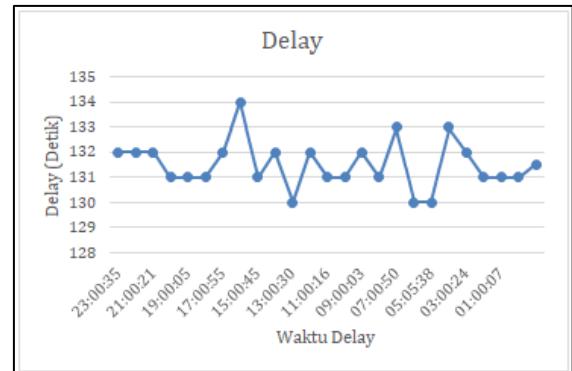


Gambar 4. Grafik *Delay* Selama 2 Minggu

Tabel 3. Hasil Pengujian *Delay* Selama 24 Jam

waktu pengiriman	tanggal	waktu penerimaan	delay (detik)
22:58:23	20-10-23	23:00:35	132
21:58:16	20-10-23	22:00:28	132
20:58:09	20-10-23	21:00:21	132
19:58:01	20-10-23	20:00:12	131
18:57:54	20-10-23	19:00:05	131
17:58:47	20-10-23	18:00:58	131
16:58:43	20-10-23	17:00:55	132
15:58:40	20-10-23	16:00:54	134
14:58:34	20-10-23	15:00:45	131
13:58:27	20-10-23	14:00:39	132
12:58:20	20-10-23	13:00:30	130
11:58:12	20-10-23	12:00:24	132
10:58:05	20-10-23	11:00:16	131
09:57:58	20-10-23	10:00:09	131
08:57:51	20-10-23	09:00:03	132
07:58:44	20-10-23	08:00:55	131
06:58:37	20-10-23	07:00:50	133
05:58:31	20-10-23	06:00:41	130
05:03:28	20-10-23	05:05:38	130
03:58:19	20-10-23	04:00:32	133
02:58:12	20-10-23	03:00:24	132
01:58:04	20-10-23	02:00:15	131
00:57:56	20-10-23	01:00:07	131
23:57:49	20-10-23	00:00:00	131
Rata-Rata			131,5

Berdasarkan tabel 3 rata-rata *delay* data yang masuk dalam kurun waktu 24 jam pada tanggal 20 Oktober 2023 memiliki rata-rata *delay* setiap satu jam selama 131,5 detik.



Gambar 5. Grafik *Delay* Selama 24 Jam

Berdasarkan gambar 5 menunjukkan bahwa *delay* terlama yaitu 134 detik pada pada pukul 16:00:54 dan *delay* tercepat selama 130 detik sebanyak 3 kali.

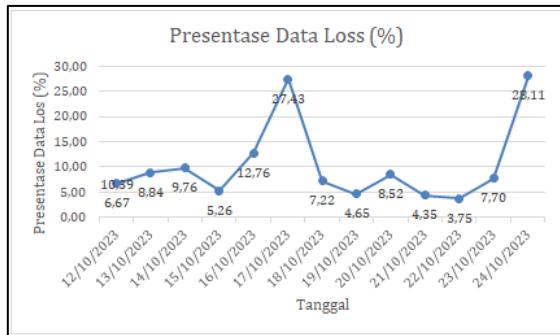
4.3 Hasil Pengujian Pemantauan Via Cloud

Pengujian pemantauan via *cloud* yang dimaksud adalah menguji banyaknya data *loss* saat pengiriman data ke server seperti yang ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian *Delay* Selama 2 Minggu

tanggal	time cloud server	data masuk (buah)	data loss (buah)	persentase data loss (%)
24/10/2023	00:00:35	1124	316	28,11
23/10/2023	00:00:56	1337	103	7,70
22/10/2023	00:00:13	1388	52	3,75
21/10/2023	00:00:40	1380	60	4,35
20/10/2023	00:00:00	1327	113	8,52
19/10/2023	00:00:52	1376	64	4,65
18/10/2023	00:00:25	1343	97	7,22
17/10/2023	00:00:55	1130	310	27,43
16/10/2023	00:00:46	1277	163	12,76
15/10/2023	00:00:54	1368	72	5,26
14/10/2023	00:00:05	1312	128	9,76
13/10/2023	00:00:14	1323	117	8,84
12/10/2023	00:00:08	1350	90	6,67
Rata-Rata				10,39

Berdasarkan Tabel 4 pengambilan sampel data diatur setiap satu menit sehingga setiap jam data yang masuk harus mendekati 60. Dari pengambilan sampel yang dilakukan selama 2 minggu dari tanggal 12 Oktober 2023 sampai dengan tanggal 24 Oktober 2023 didapatkan data persentase rata-rata data *loss* sebesar 10,39%.

Gambar 6. Data *Loss* Selama 2 Minggu

Berdasarkan Gambar 6 grafik jumlah data *loss* menunjukkan bahwa data *loss* terbanyak terjadi pada tanggal 24 Oktober 2023 dengan data *loss* sebanyak 316. Selanjutnya data *loss* paling sedikit terjadi pada tanggal 22 Oktober 2023 sebanyak 52.

4.4 Hasil Pengujian Pengendalian Via Cloud

Sistem yang digunakan pada pengendalian ini adalah metode regresi linear berganda. Regresi linier berganda merupakan model persamaan yang menjelaskan hubungan satu variabel tak bebas/*response* (Y) dengan dua atau lebih variabel bebas/*predictor* (X₁, X₂,...X_n) (Sutnga, Bahadur and Kerketta, 2021). Di mana variabel tak bebas/*response* (Y) merupakan nilai hasil pengurangan *threshold* dengan pembacaan sensor atau yang disebut dengan delta TDS, dan variabel bebas/*predictor* adalah volume tandon air dan waktu. Nutrisi A dan Nutrisi B digunakan sebagai sampel pengendalian TDS dan data pH *down* sebagai sampel data pengendalian pH.

Pengambilan data guna pengendalian TDS menggunakan 3 volume tandon dan 7 variasi waktu yaitu dengan volume 40 liter, 60 liter, dan 80 liter, dengan waktu pengambilan 1 detik, 2 detik, 3 detik, 4 detik, 5 detik, 6 detik, dan 7 detik yang dilakukan sebanyak 5 kali. Pada pengambilan data nutrisi A dihasilkan di mana dengan volume yang sama dan dengan waktu pompa yang lebih lama menghasilkan delta TDS yang lebih besar dan waktu pompa yang sama tetapi volume yang lebih besar maka TDS akan semakin kecil, sehingga TDS berbanding lurus dengan waktu tetapi berbanding terbalik dengan volume.

Uji normalitas pada regresi sangat penting untuk dilakukan agar residual regresi terdistribusi secara normal. Apabila hasil uji normalitas menghasilkan plot yang muncul mengikuti garis diagonal maka dinyatakan terdistribusi secara normal. Persamaan regresi linear berganda dari pengolahan data sampel nutrisi A memberikan keluaran seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7 yaitu pada *software minitab*.

Regression Equation

$$\text{Delta TDS (ppm)} = 14,148 - 0,2264 \text{ Volume Tandon (L)} + 3,312 \text{ Waktu (s)}$$

Gambar 7. Keluaran Persamaan Regresi Linear Berganda Nutrisi A

Dari gambar 7 dapat diasumsikan bahwa persamaan regresi linear berganda seperti berikut:

$$Y = 14,148 - 0,2264 X_1 + 3,312 X_2 \quad (1)$$

Pada pengambilan data nutrisi B dihasilkan di mana dengan volume yang sama dan dengan waktu pompa yang lebih lama menghasilkan delta TDS yang lebih besar dan waktu pompa yang sama tetapi volume yang lebih besar maka TDS akan semakin kecil, sehingga TDS berbanding lurus dengan waktu tetapi berbanding terbalik dengan volume. Persamaan regresi linear berganda dari pengolahan data sampel nutrisi B memberikan keluaran seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8 yaitu pada *software minitab*.

Regression Equation

$$\text{Delta TDS (ppm)} = 9,019 - 0,1414 \text{ Volume Tandon (L)} + 1,7810 \text{ Waktu (s)}$$

Gambar 8. Keluaran Persamaan Regresi Linear Berganda Nutrisi B

Dari gambar 8. dapat diasumsikan bahwa persamaan regresi linear berganda seperti berikut:

$$Y = 9,019 - 0,1414 X_1 + 1,7810 X_2 \quad (2)$$

Pengambilan data guna pengendalian pH menggunakan cairan pH *down* dengan 3 volume tandon dan 7 variasi waktu yaitu volume 40 liter, 60 liter, dan 80 liter, waktu pengambilan yang digunakan 1 detik, 2 detik, 3 detik, 4 detik, 5 detik, 6 detik, dan 7 detik yang dilakukan sebanyak 5 kali. Pada pengambilan data bahwa rata-rata delta pH menunjukkan bahwa dengan penambahan cairan pH *down* volume tandon dan waktu pompa sangat mempengaruhi perubahan delta pH. Pada kondisi volume yang sama semakin besar waktu pompa maka nilai delta pH juga semakin besar. Sementara itu pada kondisi waktu pompa sama, semakin besar volume tandon maka nilai delta pH akan semakin kecil.

Uji normalitas pada regresi sangat penting untuk dilakukan agar residual regresi terdistribusi secara normal. Apabila hasil uji normalitas menghasilkan plot yang muncul mengikuti garis diagonal maka dinyatakan terdistribusi secara normal. Persamaan regresi linear berganda dari pengolahan data sampel pH *down* memberikan keluaran seperti yang ditunjukkan pada gambar 9 yaitu pada *software minitab*.

Regression Equation

$$\text{Delta pH} = 0,1887 - 0,003800 \text{ Volume Tandon (L)} + 0,12200 \text{ Waktu (s)}$$

Gambar 9. Keluaran Persamaan Regresi Linear Berganda pH Down

Dari gambar 9 dapat diasumsikan bahwa persamaan regresi linear berganda seperti berikut:

$$Y = 0,1887 - 0,0038 X_1 + 0,122 X_2 \quad (3)$$

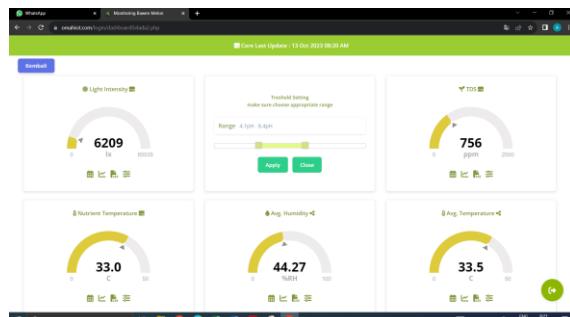
Setelah didapatkan persamaan regresi linear berganda, selanjutnya persamaan (1), persamaan (2), dan persamaan (3) dimasukkan ke dalam sistem untuk mengetahui kinerja pompa pengendali. Dalam program ESP32 untuk mendapatkan nilai waktu pompa pengendali, maka persamaan (1), persamaan (2), dan persamaan (3) diubah menjadi:

$$X_2 \text{ Nutrisi A} = \frac{Y - 14,148 + 0,2264 X_1}{3,312} \quad (4)$$

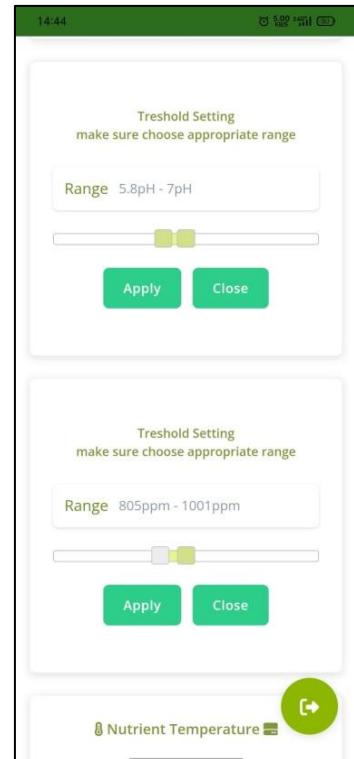
$$X_2 \text{ Nutrisi B} = \frac{Y - 9,019 + 0,1414 X_1}{1,7810} \quad (5)$$

$$X_2 \text{ pH Down} = \frac{Y - 0,1887 + 0,0038 X_1}{0,122} \quad (6)$$

Nilai X_2 dalam persamaan (4), persamaan (5), dan persamaan (6) merupakan nilai waktu yang dibutuhkan untuk menyalakan pompa pengendali nutrisi A, nutrisi B dan pH down. Pengujian pengendalian via *cloud* dilakukan untuk menghidupkan pompa nutrisi sehingga jumlah nilai ppm dan nilai pH dalam tandon nutrisi mendekati nilai *threshold* yang sudah ditentukan. Pengujian pengendalian via *cloud* dilakukan dengan cara mengatur data *threshold* parameter TDS dan pH pada *website* dan android seperti pada gambar 10 dan gambar 11.



Gambar 10. Pengaturan Threshold Melalui Website



Gambar 11. Pengaturan *Threshold* Melalui Android

4.5 Hasil Pengujian Pengendalian TDS dan pH

Pengujian pengendalian adalah menguji besar akurasi antara set *threshold* dengan keluaran pada pompa sistem yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Pengendalian TDS

volume tandon (liter)	set <i>threshold</i> (ppm)	TDS awal (ppm)	TDS akhir (ppm)	eror (%)
60	893	769	883	1,12
60	893	883	883	1,12
60	950	883	969	2,00
60	1013	969	1012	0,10
60	1103	1012	1097	0,54
60	1204	1097	1207	0,25
60	412	275	420	1,94
60	482	420	463	3,94
60	581	463	583	0,34
60	682	583	683	0,15
60	780	683	782	0,26
60	883	782	844	4,42
60	985	844	981	0,41
60	1081	981	1056	2,31
Rata-rata eror (%)				1,27
Rata-rata akurasi(%)				98,73

Dapat dilihat pada tabel 5, bahwa tandon yang digunakan adalah 60 liter. Data set *threshold* merupakan nilai yang diatur pada *website* dengan rentang delta sebesar 50-100 ppm. Persamaan regresi untuk pengendalian TDS dapat dikategorikan layak dan mampu bekerja dengan baik karena persentase rata-rata eror sebesar 1,27%, angka tersebut masih jauh di atas batas toleransi kesalahan yaitu sebesar $\pm 10\%$. Dari persentase eror di atas didapatkan persentase akurasi sebesar 98,73%, sehingga dari data pengujian tersebut, dapat disimpulkan bahwa sistem pengendalian TDS yang dipakai dinyatakan layak

untuk diterapkan di *greenhouse* hidroponik buah sistem NFT. Data hasil pengujian pengendalian pH dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Pengujian Pengendalian pH

volume tandon (liter)	set threshold (ppm)	TDS awal (ppm)	TDS akhir (ppm)	eror (%)
60	7,3	7,4	7,32	0,27
60	7,2	7,32	7,19	0,14
60	7,1	7,19	7,11	0,14
60	7	7,11	6,99	0,14
60	6,9	6,99	6,91	0,14
60	6,8	6,91	6,85	0,74
60	6,7	6,85	6,68	0,30
60	6,6	6,68	6,63	0,45
60	6,5	6,63	6,49	0,15
60	6,4	6,49	6,44	0,63
60	6,3	6,44	6,35	0,79
60	6,2	6,35	6,19	0,16
60	6,1	6,19	6,13	0,49
60	6	6,13	5,67	5,50
60	5,6	5,67	5,64	0,71
Rata-rata eror (%)			0,72	
Rata-rata akurasi (%)			99,28	

Berdasarkan tabel 6, dapat dilihat bahwa volume tandon yang digunakan adalah 60 liter sesuai dengan ukuran tandon di *greenhouse*. Data set *threshold* merupakan nilai yang diatur pada *website* dengan rentang delta sebesar 0,1-0,2. Persamaan regresi yang digunakan untuk pengendalian pH masuk ke dalam kategori layak dan dapat bekerja dengan baik karena persentase rata-rata eror sebesar 0,72%, batas tersebut masih jauh di atas batas toleransi kesalahan yaitu sebesar $\pm 10\%$. Dari persentase eror di atas didapatkan persentase akurasi sebesar 99,28%.

4.4 Hasil Implementasi Sistem Pengendalian

Sistem pengendalian parameter tanaman hidroponik sebelum menggunakan *machine learning* dilakukan secara manual, yaitu dengan menambahkan nutrisi A pada tandon nutrisi, kemudian mengukur tingkat TDS pada larutan tersebut menggunakan TDS meter. Selanjutnya memasukkan larutan nutrisi B pada tandon nutrisi dan diukur kembali dengan TDS meter. Setelah itu memasukkan larutan pH *down* untuk mengatur tingkat pH pada larutan dan diukur dengan pH meter.

Sistem pengendalian parameter tanaman hidroponik setelah menggunakan *machine learning* ditunjukkan oleh gambar 12 lebih efektif dan efisien, karena sistem akan berjalan secara otomatis hanya dengan mengatur nilai *threshold* pada *website*.



Gambar 12. Alat untuk Sistem Pengendalian Parameter Tanaman Hidroponik

Dengan penerapan sistem ini hasil panen menunjukkan bahwa 1kg tanaman berisi 7 hole/tanaman daun sedangkan sebelum penerapan sistem hasil panen 1kg tanaman berisi 8-9 hole/tanaman daun.

5 KESIMPULAN DAN SARAN

Pengujian dan analisis telah dilakukan sehingga diambil beberapa kesimpulan dari penelitian ini, antara lain sistem pemantauan dan pengendalian parameter budidaya hidroponik menggunakan metode *machine learning* berbasis *Edge* dan *Cloud Computing* telah berhasil diimplementasikan pada mitra. Rata-rata *delay* sebesar 131,5 detik dan persentase rata-rata data *loss* sebesar 10,39%. Berdasarkan hasil pengendalian via *cloud* didapatkan persamaan regresi untuk pengendalian TDS dengan persentase akurasi sebesar 98,73% pada tandon 60 liter dan 95,95% pada tandon 100 liter. Persamaan regresi yang digunakan untuk pengendalian pH mempunyai persentase akurasi sebesar 99,28% pada tandon 60 liter dan 99,69% pada tandon 100 liter.

Penelitian yang dilakukan dari adanya kekurangan, berikut beberapa saran yang diajukan penulis untuk penelitian kedepannya antara lain pengujian pengendalian TDS dan pH dilakukan pada tandon yang lebih besar dari 100 Liter. Diperlukan penyesuaian data antara *cloud* dan *edge* untuk memastikan bahwa ketika koneksi internet terputus, data yang sedang berproses akan disimpan terlebih dahulu di *edge*. Setelah koneksi internet pulih, *edge* akan mengirimkan data yang telah disimpan selama koneksi terputus ke *cloud*.

DAFTAR PUSTAKA

- ADIANGGIALI, A., IRAWATI, I.D., HADYOSO, S. and LATIP, R., 2023. Classification of Nutrient Deficiencies Based on Leaf Image in Hydroponic Lettuce using MobileNet Architecture. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(4), p.958. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v11i4.958>.
- AL-GHARIBI, R.S., 2021. IoT-Based Hydroponic System. In: 2021 International Conference on System, Computation, Automation and Networking (ICSCAN). IEEE. pp.1–6. <https://doi.org/10.1109/ICSCAN53069.2021.9526391>.
- ARIF SUPRIYANTO and FATHURRAHMANI, F., 2019. The prototype of the Greenhouse Smart Control and Monitoring System in Hydroponic Plants. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 10(2), pp.131–143. <https://doi.org/10.31849/digitalzone.v10i2.3265>.
- BAN, B., RYU, D. and LEE, M., 2019. Machine Learning Approach to Remove Ion Interference Effect in Agricultural Nutrient Solutions. In: 2019 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). IEEE. pp.1156–1161. <https://doi.org/10.1109/ICTC46691.2019.8939812>.
- BUANA, Z., CANDRA, O. and ELFIZON, E., 2019. Sistem Pemantauan Tanaman Sayur dengan Media Tanam Hidroponik Menggunakan Arduino. *JTEV (Jurnal Teknik Elektro dan Vokasional)*, 5(1.1), p.74. <https://doi.org/10.24036/jtev.v5i1.105169>.
- ENI DWI WARDIHANI, EKA ULIA SARI, HELMY, ARI SRIYANTO NUGROHO, YUSNAN BADRUZZAMAN, ARIF NURSYAHID, THOMAS AGUNG SETYAWAN and MEDIA FITRI ISMA NUGRAHA, 2024. Pemantauan dan Pengendalian Parameter Greenhouse Berbasis IoT Dengan Protokol MQTT. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, 13(1), pp.38–43. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v13i1.8564>.
- EUIS KUSNIAWATI, DIAN KURNIA SARI and MARESKA KARENINA PUTRI, 2023. Pemanfaatan Sekam Padi Sebagai Karbon Aktif untuk Menurunkan Kadar Ph, Turbidity, Tss, dan Tds. *Journal of Innovation Research and Knowledge*, 2(10), pp.4183–4198. <https://doi.org/10.53625/jirk.v2i10.5405>.
- FUADA, S., SETYOWATI, E., AULIA, G.I. AND RIANI, D.W., 2023. Narative Review Pemanfaatan Internet-Of-Things untuk Aplikasi Seed Monitoring and Management System pada Media Tanaman Hidroponik di Indonesia. Infotech journal, 9(1), pp.38–45. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i1.4439>.
- HASFANI, H. and RISTIAN, U., 2024. Infrastruktur Jaringan Komunikasi pada Smart-Green House Tanaman Anggur berbasis Edge Computing. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 12(2), p.484. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v12i2.484>.
- HELMY, H., JANAH, D.A.M., NURSYAHID, A., MARA, M.N., SETYAWAN, T.A. and NUGROHO, A.S., 2020. Nutrient Solution Acidity Control System on NFT-Based Hydroponic Plants Using Multiple Linear Regression Method. In: 2020 7th International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering (ICITACEE). IEEE. pp.272–276. <https://doi.org/10.1109/ICITACEE50144.2020.9239134>.
- HERMAN and SURANTHA, N., 2019. Intelligent Monitoring and Controlling System for Hydroponics Precision Agriculture. In: 2019 7th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT). IEEE. pp.1–6. <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2019.8835377>.
- HIDAYANTI, L. and KARTIKA, T., 2019. Pengaruh Nutrisi AB Mix Terhadap Pertumbuhan Tanaman Bayam Merah (*Amaranthus tricolor* L.) secara Hidroponik. *Sainmatika: Jurnal Ilmiah Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam*, 16(2), p.166. <https://doi.org/10.31851/sainmatika.v16i2.3214>.
- ILMI, U., 2019. Studi Persamaan Regresi Linear Untuk Penyelesaian Persoalan Daya Listrik. *Jurnal Teknika*, 11(1), p.1083. <https://doi.org/10.30736/jt.v11i1.291>.
- JAMHARI, C.A., WIBOWO, W.K., ANNISA, A.R. and ROFFI, T.M., 2020. Design and Implementation of IoT System for Aeroponic Chamber Temperature Monitoring. In: 2020 Third International Conference on Vocational Education and Electrical Engineering (ICVEE). IEEE. pp.1–4. <https://doi.org/10.1109/ICVEE50212.2020.9243213>.
- KRISTIAWAN, K., DIAMANTA, D., ATMAJA, T. and WIDJAJA, A., 2020. Deteksi Buah Menggunakan Supervised Learning dan Ekstraksi Fitur untuk Pemeriksa Harga. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(3), pp.541–548. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.3029>.
- KRISTIAWAN, K. and WIDJAJA, A., 2021. Perbandingan Algoritma Machine Learning dalam Menilai Sebuah Lokasi Toko Ritel. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(1),

- pp.35–46.
<https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3182>.
- LESTARI, I.A., RAHAYU, A. and MULYANINGSIH, Y., 2022. Pertumbuhan dan Produksi Tanaman Selada (*Lactuca Sativa L.*) pada Berbagai Media Tanam Dan Konsentrasi Nutrisi Pada Sistem Hidroponik Nutrient Film Technique (Nft). *Jurnal Agronida*, 8(1), pp.31–39. <https://doi.org/10.30997/jag.v8i1.5625>.
- MUJIYANTI, S.F., PATRIALOVA, S.N., FEBRIAN, M.F. and KARTIKA, M., 2021. Design and Implementation of Nutrition Control System for Optimization of Hydroponic Plant Growth. In: 2021 International Conference on Advanced Mechatronics, Intelligent Manufacture and Industrial Automation (ICAMIMIA). IEEE. pp.52–57. <https://doi.org/10.1109/ICAMIMIA54022.2021.9807772>.
- PHASINAM, K., KASSANUK, T., SHINDE, P.P., THAKAR, C.M., SHARMA, D.K., MOHIDDIN, MD.K. and RAHMANI, A.W., 2022. Application of IoT and Cloud Computing in Automation of Agriculture Irrigation. *Journal of Food Quality*, 2022, pp.1–8. <https://doi.org/10.1155/2022/8285969>.
- REN, L., LIU, Y., WANG, X., LU, J. and DEEN, M.J., 2021. Cloud–Edge-Based Lightweight Temporal Convolutional Networks for Remaining Useful Life Prediction in IIoT. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(16), pp.12578–12587. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3008170>.
- RIANTI, A., KUSMIADI, R. and APRIYADI, R., 2019. Respon Pertumbuhan Tanaman Pakcoy (*Brassica rapa L.*) dengan Pemberian Teh Kompos Bulu Ayam pada Sistem Hidroponik. *AGROSAINSTEK: Jurnal Ilmu dan Teknologi Pertanian*, 3(2), pp.52–58. <https://doi.org/10.33019/agrosainstek.v3i2.51>.
- SINGH, H., DUNN, B. and PAYTON, M., 2019. Hydroponic pH Modifiers affect Plant Growth and Nutrient Content in Leafy Greens. *Journal of Horticultural Research*, 27(1), pp.31–36. <https://doi.org/10.2478/johr-2019-0004>.
- SUPARMADI, S. and RAMADHANI, A., 2022. Sistem Estimasi Pencapaian Target Profit Menggunakan Model Regresi Berbasis Machine Learning. *Journal of Science and Social Research*, 5(3), p.703. <https://doi.org/10.54314/jssr.v5i3.1042>.
- SUTNGA, B., BAHDUR, V. and KERKETTA, A., 2021. Influence of Nutrient Concentration on Growth, Yield And Quality of Spinach (*Spinacia oleracea L.*) in Hydroponic System. *International Journal of Plant & Soil Science*, pp.36–42. <https://doi.org/10.9734/ijpss/2021/v33i2430749>
- VERMA, M.S. and GAWADE, S.D., 2021. A machine learning approach for prediction system and analysis of nutrients uptake for better crop growth in the Hydroponics system. In: 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS). IEEE. pp.150–156. <https://doi.org/10.1109/ICAIS50930.2021.9395956>.
- WAHYONO, T., 2018. Fundamental of Python for Machine Learning (Dasar-Dasar Pemrograman Python untuk Machine Learning dan Kecerdasan Buatan). Salatiga: Gava Media Yogyakarta.