

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pertumbuhan populasi global yang terus meningkat telah memberikan tekanan besar pada sektor pertanian untuk dapat memenuhi kebutuhan pangan secara berkelanjutan. Di sisi lain, sumber daya yang dibutuhkan untuk pertanian tradisional semakin terbatas. Lahan subur yang sebelumnya melimpah kini semakin sulit ditemukan, terutama di wilayah perkotaan dan negara-negara dengan populasi tinggi. Selain itu, perubahan iklim yang memengaruhi pola curah hujan, suhu, dan kualitas tanah telah menambah kompleksitas dalam produksi pertanian. Konsumsi air yang berlebihan pada metode pertanian tradisional juga menjadi perhatian serius karena semakin menipisnya cadangan air global. Dalam menghadapi tantangan-tantangan tersebut, inovasi teknologi pertanian menjadi kebutuhan yang mendesak.

Pendekatan pertanian tanpa tanah, seperti *vertical farming*, hidroponik, dan aeroponik, telah muncul sebagai solusi inovatif untuk mengatasi kendala yang ada. Metode-metode ini menawarkan efisiensi penggunaan sumber daya dan memungkinkan pertanian dilakukan di ruang terbatas, seperti di wilayah perkotaan atau daerah dengan lahan yang tidak subur. Sebagai contoh, *vertical farming* memungkinkan penanaman secara vertikal dalam ruang terkendali dengan memanfaatkan teknologi modern seperti *Internet of Things* (IoT) dan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*). Sistem ini mampu meningkatkan hasil panen melalui kontrol presisi terhadap faktor lingkungan seperti pencahayaan, suhu, dan kelembapan (Kumar *et al.*, 2023; Mosaad *et al.*, 2023). Selain itu, *vertical farming* dapat mengurangi konsumsi air hingga 90% dibandingkan metode tradisional, mendukung keberlanjutan lingkungan, serta mengurangi kebutuhan penggunaan pestisida (Blom *et al.*, 2022).

Hidroponik, sebagai salah satu pendekatan utama dalam pertanian tanpa tanah, telah menunjukkan potensi besar dalam menjawab tantangan pertanian modern.

Hidroponik adalah metode bercocok tanam tanpa tanah yang menggunakan larutan kaya nutrisi untuk menyuplai kebutuhan tanaman. Dengan menghilangkan ketergantungan pada tanah, hidroponik tidak hanya mengurangi risiko kontaminasi patogen yang biasa ditemukan di tanah tetapi juga memungkinkan pemanfaatan lahan yang sangat efisien (Szepesi, 2023). Metode ini menggunakan hingga 70% hingga 90% lebih sedikit air dibandingkan dengan pertanian tradisional, menjadikannya sangat ideal untuk daerah dengan sumber daya air yang terbatas (Kaur *et al.*, 2024; Kumar *et al.*, 2023). Hidroponik juga memungkinkan pengoptimalan ruang, terutama di wilayah perkotaan, dengan menerapkan sistem vertikal untuk memaksimalkan produksi dalam area yang kecil (Hatipi *et al.*, 2025). Selain efisiensi sumber daya, hidroponik juga menawarkan sejumlah keunggulan lain, termasuk kemampuan untuk berproduksi sepanjang tahun tanpa tergantung pada musim. Dengan lingkungan yang sepenuhnya terkendali, sistem ini dapat mengurangi kebutuhan akan pestisida dan herbisida, menghasilkan tanaman yang lebih sehat dan ramah lingkungan (Senapati & Das, 2019). Hidroponik juga mampu meningkatkan produktivitas hasil panen melalui pengelolaan optimal terhadap cahaya, suhu, kelembapan, dan nutrisi, sehingga memungkinkan tanaman untuk tumbuh lebih cepat dan menghasilkan panen dalam jumlah lebih besar dibandingkan metode pertanian berbasis tanah (Srivani *et al.*, 2021).

Namun, meskipun memiliki banyak keunggulan, hidroponik juga menghadapi tantangan teknis yang signifikan. Pertumbuhan tanaman hidroponik sangat bergantung pada berbagai variabel. Variabel internal, seperti konsentrasi nutrisi, suhu air, dan tingkat pH, secara langsung memengaruhi kemampuan tanaman untuk menyerap nutrisi. Sementara itu, variabel eksternal, seperti suhu lingkungan, kelembapan, dan intensitas cahaya, turut menentukan kondisi keseluruhan lingkungan pertumbuhan untuk memastikan kondisi ideal bagi pertumbuhan tanaman. Kurangnya pengelolaan variabel ini dapat berdampak langsung pada pertumbuhan dan kualitas hasil panen (Kaur *et al.*, 2024; Suwitra *et al.*, 2021). Tantangan-tantangan ini menunjukkan pentingnya inovasi lebih lanjut dalam otomatisasi dan pengelolaan variabel hidroponik agar sistem ini dapat diadopsi

secara lebih luas untuk mendukung ketahanan pangan global (Lukito & Lukito, 2022).

Referensi ini mengacu pada penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa teknologi hidroponik, meskipun efisien, membutuhkan pemantauan yang cermat terhadap variabel lingkungan. Dengan pengembangan lebih lanjut, hidroponik dapat menjadi solusi utama untuk menjawab tantangan yang dihadapi sektor pertanian saat ini, mendukung keberlanjutan pangan global, dan menjadikan pertanian tanpa tanah sebagai bagian integral dari masa depan agrikultur dunia (Hatipi *et al.*, 2025; Velazquez-Gonzalez *et al.*, 2022).

Keberhasilan sistem hidroponik sangat bergantung pada pengelolaan variabel-variabel penting yang memengaruhi pertumbuhan tanaman secara langsung. Variabel-variabel ini mencakup nutrisi, suhu, kelembapan lingkungan, dan kualitas air. Nutrisi dalam hidroponik biasanya diukur melalui tingkat *Electrical Conductivity* (EC) dan pH. EC berfungsi untuk menentukan tingkat kepekatan larutan nutrisi, sedangkan pH memastikan ketersediaan nutrisi bagi tanaman. Ketidakseimbangan pada kedua parameter ini dapat menyebabkan kekurangan atau kelebihan nutrisi yang berdampak negatif terhadap pertumbuhan tanaman, seperti penurunan kualitas daun, pertumbuhan akar yang terganggu, hingga hasil panen yang lebih rendah (Lara-Herrera *et al.*, 2023; Suwitra *et al.*, 2021).

Selain nutrisi, suhu dan kelembapan lingkungan juga memainkan peran krusial dalam sistem hidroponik. Suhu yang optimal memungkinkan tanaman untuk memaksimalkan proses metabolisme, sedangkan kelembapan memengaruhi transpirasi dan penyerapan air oleh tanaman. Suhu yang terlalu tinggi atau rendah dapat menyebabkan stres pada tanaman, yang pada akhirnya menurunkan kualitas hasil panen. Demikian pula, kelembapan yang tidak stabil dapat meningkatkan risiko serangan penyakit atau menghambat pertumbuhan tanaman (Lukito & Lukito, 2022; Srivani *et al.*, 2021).

Kualitas air merupakan variabel lain yang tidak kalah pentingnya. Air yang digunakan dalam hidroponik harus bebas dari kontaminan yang dapat mengganggu keseimbangan pH dan nutrisi. Jenis air seperti air tanah atau air keran sering kali mengandung mineral berlebih atau senyawa kimia yang dapat memengaruhi

kesehatan tanaman. Penelitian menunjukkan bahwa kualitas air yang buruk dapat mengurangi efektivitas larutan nutrisi dan berdampak negatif pada perkembangan tanaman (Heo *et al.*, 2022). Dalam sistem *Nutrient Film Technique* (NFT) yang sering digunakan untuk menanam selada, ketepatan pengelolaan variabel-variabel ini menjadi sangat penting karena selada memerlukan kondisi yang konsisten untuk pertumbuhan optimal (Lara-Herrera *et al.*, 2023).

Perkembangan teknologi modern, seperti IoT, *Machine Learning* (ML), dan *Artificial Intelligence* (AI), telah memberikan kontribusi besar dalam mengotomatisasi pemantauan dan pengelolaan variabel-variabel hidroponik. *IoT* memungkinkan pengumpulan data secara *real-time* melalui sensor pintar yang mengukur parameter lingkungan seperti suhu, kelembapan, pH, dan EC. Data ini kemudian dikirim ke sistem berbasis *cloud* untuk dianalisis dan dimonitor dari jarak jauh. Dengan IoT, sistem hidroponik dapat melakukan penyesuaian otomatis terhadap variabel yang tidak sesuai, sehingga menjaga kondisi pertumbuhan yang optimal tanpa membutuhkan intervensi manual yang intensif (Cristian *et al.*, 2021; Lakshmanan *et al.*, 2020).

Teknologi ML dan AI melangkah lebih jauh dengan menganalisis data dari IoT untuk memberikan prediksi dan rekomendasi pengelolaan. Algoritma ML digunakan untuk memprediksi tren lingkungan, mendeteksi pola yang dapat memengaruhi pertumbuhan tanaman, dan memberikan optimasi terhadap variabel seperti EC dan suhu. Di sisi lain, AI mampu mendeteksi potensi penyakit pada tanaman atau memberikan solusi proaktif untuk menjaga kondisi optimal. Misalnya, algoritma seperti *Artificial Neural Networks* (ANN) dan *Support Vector Machine* (SVM) telah digunakan untuk memprediksi pertumbuhan tanaman berdasarkan parameter lingkungan, sementara *Long Short-Term Memory* (LSTM) digunakan untuk mempelajari pola musiman (Nguyen *et al.*, 2024; Thakur *et al.*, 2023).

Manfaat otomatisasi dalam hidroponik sangat signifikan. Sistem otomatis berbasis IoT, ML, dan AI dapat meningkatkan efisiensi sumber daya dengan mengurangi pemborosan air dan nutrisi. Selain itu, produktivitas meningkat karena tanaman dapat tumbuh dalam kondisi yang lebih stabil dan terkendali. Otomatisasi

juga mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual, sehingga menekan biaya operasional sekaligus meningkatkan konsistensi hasil panen (Prasad *et al.*, 2024; Sadek *et al.*, 2024). Dengan pengembangan teknologi yang terus berlanjut, otomatisasi dalam hidroponik diproyeksikan akan memainkan peran kunci dalam menciptakan sistem pertanian yang lebih berkelanjutan dan adaptif terhadap perubahan iklim.

Meskipun perkembangan teknologi modern telah membawa banyak kemajuan dalam pengelolaan hidroponik, fokus utama penelitian sebelumnya lebih condong pada otomatisasi infrastruktur berbasis IoT untuk pemantauan dan pengendalian variabel lingkungan. Penelitian-penelitian tersebut sebagian besar bertujuan untuk meningkatkan efisiensi operasional dengan memanfaatkan sensor pintar yang mampu memantau variabel seperti suhu, kelembapan, pH, EC. Sistem otomatis ini telah membantu mengurangi intervensi manual dan meningkatkan produktivitas dalam sistem hidroponik (Cristian *et al.*, 2021; Sadek *et al.*, 2024). Namun, fokus yang terbatas pada aspek infrastruktur ini meninggalkan celah penelitian yang signifikan terkait dengan pengembangan model simulasi untuk memprediksi pertumbuhan tanaman secara spesifik.

Kurangnya penelitian terkait model simulasi pertumbuhan tanaman berbasis variabel hidroponik menjadi tantangan yang belum terjawab. Sistem hidroponik sangat bergantung pada variabel lingkungan dan nutrisi untuk mendukung pertumbuhan tanaman secara optimal. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya belum memberikan perhatian pada bagaimana pola variabel tersebut dapat digunakan untuk membuat simulasi pertumbuhan tanaman. Simulasi berbasis variabel hidroponik diperlukan untuk memberikan prediksi yang lebih akurat mengenai pertumbuhan tanaman, sehingga memungkinkan pengelolaan yang lebih efektif terhadap sumber daya dan variabel lingkungan (Lukito & Lukito, 2022; Suwitra *et al.*, 2021).

Dalam konteks ini, algoritma *time-series* seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan Prophet memiliki potensi besar untuk mengisi gap penelitian. Kedua algoritma ini dirancang untuk menganalisis data deret waktu dan memberikan prediksi yang akurat berdasarkan pola historis. ARIMA sangat efektif

dalam menangani data dengan pola musiman yang konsisten, sedangkan Prophet unggul dalam mengakomodasi data dengan perubahan mendadak atau *outliers*. Selain itu, Prophet memiliki keunggulan dalam menangani data yang tidak lengkap dan memberikan hasil prediksi yang *robust* bahkan dalam kondisi lingkungan yang dinamis (Jin *et al.*, 2022; van Klompenburg *et al.*, 2020). Oleh karena itu, pengembangan simulasi berbasis algoritma ini dapat menjadi solusi inovatif untuk memprediksi pertumbuhan tanaman hidroponik secara otomatis.

Prophet merupakan model peramalan deret waktu yang dikembangkan oleh Facebook (Meta) untuk mengatasi keterbatasan model statistik klasik seperti ARIMA dalam menangani data *real-world* yang kompleks dan dinamis. Prophet dirancang untuk memudahkan pengguna non-ahli statistik dalam melakukan peramalan data yang memiliki tren, musiman, dan *outlier*. Keunggulan Prophet terletak pada pendekatan aditifnya yang memisahkan komponen tren, musiman, dan efek liburan sehingga lebih mudah dikustomisasi dan disesuaikan.

Dalam penelitian terdahulu, Prophet digunakan secara luas untuk peramalan stok pasar (Taylor & Letham, 2018), suhu lingkungan (Elseidi, 2024), hingga pertanian (Pindiga, 2022). *Prophet* menunjukkan akurasi tinggi dalam data dengan fluktuasi harian yang kuat, menjadikannya relevan untuk prediksi lingkungan hidroponik yang sangat dinamis. Kelebihan Prophet dibanding ARIMA adalah kemampuannya dalam mengatasi *missing data*, *outlier*, dan deteksi perubahan tren secara otomatis, serta tidak memerlukan stasionerisasi data yang kompleks seperti ARIMA.

Namun, Prophet juga memiliki keterbatasan, seperti ketergantungan pada data historis dalam mengidentifikasi tren, serta performa yang kurang optimal pada data yang tidak menunjukkan pola musiman yang jelas. Oleh karena itu, dalam konteks prediksi hidroponik, Prophet menjadi pilihan yang unggul karena data lingkungan hidroponik cenderung musiman dan berubah-ubah setiap hari, berbeda dengan data hasil panen tahunan seperti pada ARIMA di pertanian konvensional (Mila & Parvin, 2019).

Teknologi hidroponik berbasis NFT telah menjadi salah satu solusi utama dalam mendukung pertanian berkelanjutan di tengah tantangan perubahan iklim dan

keterbatasan sumber daya alam. Metode ini menawarkan berbagai keunggulan, seperti efisiensi penggunaan air, kontrol nutrisi yang presisi, serta adaptabilitas di berbagai kondisi lahan. Namun, keberhasilan metode ini sangat bergantung pada kemampuan menjaga stabilitas variabel lingkungan, seperti suhu, kelembapan, pH, Total Dissolved Solids (TDS), Electrical Conductivity (EC), dan intensitas pencahayaan. Tanaman selada dipilih sebagai fokus penelitian karena pertumbuhan yang cepat dan kebutuhan variabel lingkungan yang sangat spesifik (Lara-Herrera *et al.*, 2023). Dalam konteks ini, penting untuk mengembangkan pendekatan prediktif dan otomatisasi yang mampu mempermudah pengelolaan sistem hidroponik secara efisien dan adaptif.

Untuk mendukung otomatisasi tersebut, penelitian ini mengembangkan model simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada berbasis *machine learning* menggunakan perbandingan algoritma ARIMA dan Prophet. Model ini dirancang untuk menggunakan input variabel lingkungan utama, seperti suhu, kelembapan, pH, TDS, dan intensitas pencahayaan, yang dipadukan dengan variabel pertumbuhan berupa jumlah daun sebagai indikator utama keberhasilan. Dari berbagai kemungkinan variabel pertumbuhan yang dapat digunakan, seperti berat tanaman, tinggi tanaman, dan jumlah daun, variabel jumlah daun dipilih karena memenuhi kriteria praktis, akurasi, dan relevansi tinggi untuk diukur setiap hari dalam sistem hidroponik.

Variabel berat tanaman dianggap kurang cocok untuk penelitian ini karena pengukurannya hanya memungkinkan dilakukan pada akhir siklus tanam. Dalam sistem hidroponik, untuk mendapatkan pengukuran berat tanaman yang akurat, diperlukan pencabutan tanaman dari media tanam dan *netpot*, yang secara langsung merusak tanaman dan mengakhiri siklus pertumbuhannya. Penelitian oleh Marbun *et al.* (2021) menyebutkan bahwa berat segar dan berat kering tanaman umumnya digunakan sebagai parameter untuk menilai produktivitas akhir, terutama pada tahap panen, bukan selama fase pertumbuhan (Marbun *et al.*, 2021).

Selain itu, tinggi tanaman juga dinilai kurang relevan sebagai indikator pertumbuhan dalam sistem hidroponik tanaman selada. Hal ini disebabkan oleh karakteristik tanaman selada yang batangnya berhenti tumbuh secara signifikan

setelah fase awal perkembangan, sehingga pertumbuhan berikutnya lebih terfokus pada pembentukan dan pelebaran daun. Pengukuran tinggi tanaman dalam ruang terbatas seperti *netpot* juga berisiko menyebabkan kerusakan pada tanaman. Marc W. van Iersel *et al.*, (2024) menjelaskan bahwa pengukuran tinggi tanaman lebih relevan untuk tanaman buah atau sayuran tertentu yang tumbuh di tanah, bukan untuk tanaman daun seperti selada (van Iersel *et al.*, 2024).

Sebaliknya, variabel jumlah daun menjadi pilihan paling tepat sebagai indikator pertumbuhan dalam penelitian ini. Jumlah daun dapat dihitung secara manual setiap hari tanpa merusak tanaman, sehingga memungkinkan pengumpulan data deret waktu (*time series*) yang konsisten. Indikator ini juga mencerminkan dinamika pertumbuhan tanaman secara langsung dan berkorelasi dengan hasil akhir yang diharapkan, yaitu kualitas dan kuantitas daun sebagai komoditas utama tanaman selada. Penelitian oleh Saleh *et al.* (2020) menunjukkan bahwa jumlah daun sering digunakan sebagai parameter utama dalam penelitian hidroponik karena sifatnya yang praktis, akurat, dan relevan terhadap produktivitas tanaman (Saleh *et al.*, 2020).

Untuk mendukung tujuan penelitian ini, dikembangkan aplikasi berbasis web bernama HydroSim. Aplikasi ini dirancang untuk mengintegrasikan hasil prediksi model dengan data variabel hidroponik secara *real-time*, sehingga memberikan kemudahan bagi pengguna dalam mengelola sistem hidroponik secara efisien. HydroSim menghasilkan simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada yang memanfaatkan data input minimal 5-10 hari pola variabel hidroponik, dengan output berupa prediksi jumlah daun, informasi kondisi variabel lingkungan, dan rekomendasi pengelolaan berbasis data. Dengan adanya aplikasi ini, petani dapat mengelola sistem hidroponik dengan lebih adaptif dan mengurangi risiko kegagalan panen akibat ketidakstabilan lingkungan.

Kontribusi penelitian ini tidak hanya mengisi kesenjangan dalam literatur akademik tentang model prediksi pertumbuhan tanaman hidroponik, tetapi juga memberikan dampak praktis yang signifikan dalam mendukung modernisasi pertanian. Simulasi otomatisasi yang dihasilkan mampu menjadi alat bantu yang sangat diperlukan di tengah ketidakpastian iklim global, membantu petani untuk

melakukan pengelolaan berbasis data, dan mendorong produktivitas yang lebih tinggi. Dengan mengedepankan keberlanjutan, penelitian ini menawarkan solusi inovatif untuk memenuhi kebutuhan pangan global, khususnya di era modern yang semakin mengutamakan efisiensi, adaptabilitas, dan kelestarian lingkungan (Velazquez-Gonzalez *et al.*, 2022; Sadek *et al.*, 2024). Melalui pendekatan teknologi prediktif dan otomatisasi yang diterapkan, penelitian ini diharapkan dapat menciptakan sistem agrikultur yang tangguh, inovatif, dan berdaya guna untuk masa depan pertanian global.

1.2 Rumusan Masalah

Pertanian hidroponik telah mendapatkan perhatian signifikan dalam beberapa tahun terakhir sebagai metode produksi pangan yang berkelanjutan dan efisien, khususnya di wilayah dengan lahan pertanian terbatas atau kondisi lingkungan yang keras. Namun, kompleksitas dalam mengelola berbagai variabel lingkungan yang memengaruhi pertumbuhan tanaman telah menghambat adopsi luas teknologi ini. Untuk mengatasi tantangan tersebut, banyak peneliti telah mengeksplorasi potensi pemanfaatan teknologi IoT untuk mengotomatisasi dan mengoptimalkan proses pertumbuhan tanaman hidroponik (Tran *et al.*, 2018).

Penelitian ini memiliki urgensi yang signifikan mengingat meningkatnya adopsi sistem pertanian hidroponik sebagai metode pertanian berkelanjutan, terutama di daerah perkotaan dan wilayah tropis seperti Indonesia, di mana sumber daya lahan dan air terbatas. Hidroponik menawarkan keunggulan dalam efisiensi penggunaan sumber daya dan peningkatan hasil panen (Lakshmanan *et al.*, 2020). Namun, sistem ini sangat sensitif terhadap variabel lingkungan seperti suhu, kelembaban, pH, dan tingkat nutrisi (T. Kaewwiset & T. Yooyativong, 2017). Variabilitas dalam faktor-faktor ini, terutama selama kondisi cuaca yang dinamis, menimbulkan tantangan bagi petani dalam mengelola dan memprediksi pertumbuhan tanaman secara efektif. Berdasarkan hasil wawancara terhadap owner Sandi Buana Farm dan praktisi hidroponik Sandi Febrianto, dijelaskan bahwa dalam prakteknya hidroponik sangat bergantung dengan kondisi ideal dari semua variabel hidroponiknya baik variabel lingkungan ataupun variabel nutrisi air.

Sehingga pemantauan dan pengendalian nilai variabel dalam kondisi ideal menjadi hal kunci yang akan mempengaruhi pertumbuhan tanaman hidroponik.

Kurangnya model prediktif yang mampu melakukan simulasi dan optimasi secara *real-time* memperburuk tantangan ini, membuat petani bergantung pada metode *trial-and-error*. Hal ini dapat menyebabkan hasil panen yang tidak optimal dan pemborosan sumber daya. Meskipun studi sebelumnya telah mengeksplorasi model prediktif seperti ARIMA dan Prophet untuk aplikasi lain serta banyaknya penelitian yang menunjukkan efektivitas sistem berbasis IoT dalam memantau dan mengendalikan lingkungan hidroponik, kinerja komparatif mereka dalam mensimulasikan pertumbuhan hidroponik, khususnya selama kondisi cuaca yang tidak terduga, masih belum banyak diteliti.

Dalam penelitian ini, peneliti mengusulkan penggunaan ARIMA dan Prophet untuk mengembangkan model prediktif bagi pertumbuhan tanaman hidroponik. ARIMA cocok untuk menangkap pola dalam data historis yang stabil dan untuk prediksi jangka pendek, sedangkan Prophet unggul dalam menangani data dengan efek musiman yang kuat, *missing data*, dan *outlier*. Prophet juga lebih mudah digunakan dibandingkan ARIMA dan membutuhkan keahlian yang lebih rendah. Namun, Prophet mungkin kurang optimal pada data deret waktu yang tidak memiliki pola musiman yang jelas (Fiqa *et al.*, 2024). Perbandingan antara metode ARIMA dan Prophet akan dinilai kinerja dari kedua metode tersebut yang mana paling efektif dalam pemodelan.

Melalui pengembangan model simulasi dan aplikasi HydroSim, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi ilmiah berupa pendekatan otomatisasi berbasis prediksi, tetapi juga menawarkan solusi praktis dalam mendukung keberlanjutan agrikultur modern. Pendekatan ini relevan untuk menjawab tantangan global terkait perubahan iklim dan keterbatasan sumber daya, serta memberikan dampak signifikan dalam meningkatkan produktivitas dan efisiensi sistem hidroponik.

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana konsep model simulasi otomatisasi hidroponik sistem NFT menggunakan hasil perbandingan metode ARIMA dan Prophet?

2. Bagaimana kinerja dari metode ARIMA dan Prophet dalam pemodelan, metode mana yang mempunyai kinerja paling efektif ?
3. Bagaimana konsep aplikasi *Hydroponics Simulation* (HydroSim) untuk optimalisasi pertumbuhan tanaman selada hidroponik sistem NFT berdasarkan data set variabel hidroponik?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian dapat berjalan secara sistematis dan menghasilkan keluaran yang relevan, beberapa batasan masalah ditetapkan untuk memberikan fokus yang jelas dan terarah. Batasan masalah dalam penelitian ini antara lain :

1. Sistem hidroponik yang digunakan dalam penelitian untuk mengumpulkan data adalah NFT System. Variabel-variabel hidroponik yang dikumpulkan merupakan variabel yang relevan dan dapat digunakan dalam hidroponik sistem NFT seperti variabel lingkungan (suhu, kelembaban, intensitas cahaya), variabel nutrisi air (pH, EC, TDS, suhu air) dan variabel pertumbuhan jumlah daun.
2. Varietas tanaman yang dijadikan objek dalam penelitian untuk mengumpulkan datanya merupakan tanaman selada keriting batavia (*lettuce batavia maritima*).
3. Dataset variabel hidroponik yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan selama empat periode panen pada awal tahun 2024 menggunakan kalibrator.
4. Algoritma Machine learning yang digunakan yakni algoritma ARIMA dan Prophet yang akan mengembangkan model sesuai prosesnya masing-masing, kemudian akan dilakukan evaluasi untuk mengetahui komparasi kinerja dari masing-masing metode.
5. Variabel Indikator Pertumbuhan tanaman yang digunakan adalah variabel jumlah daun, yang dikumpulkan melalui observasi langsung menghitung jumlah daun setiap hari dalam pengumpulan dan dengan detil dan hati-hati tanpa merusak tanaman.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan penjelasan pada Latar Belakang dan Rumusan Masalah, tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengembangkan model simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman hidroponik berbasis machine learning dengan sistem NFT menggunakan perbandingan metode ARIMA dan Prophet. Model ini dirancang untuk meramalkan pertumbuhan tanaman selada berdasarkan variabel lingkungan hidroponik, seperti suhu udara, kelembapan, suhu air, pH, TDS, EC, dan intensitas cahaya, dengan jumlah daun sebagai indikator utama pertumbuhan.
2. Melakukan analisis komparatif terhadap kinerja algoritma ARIMA dan *Prophet* dalam membangun model simulasi otomatisasi hidroponik sistem NFT. Komparasi dilakukan menggunakan metrik evaluasi kinerja seperti *Mean Absolute Error* (MAE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) untuk menentukan algoritma dengan prediksi paling akurat dan kemampuan menangani data dinamis. Metode dengan kinerja terbaik akan dioptimalkan dan digunakan sebagai dasar pengembangan solusi otomatisasi pertanian yang berbasis data melalui simulasi hidroponik.
3. Mengembangkan aplikasi berbasis web bernama HydroSim untuk mendukung simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman hidroponik sistem NFT. Aplikasi ini mengintegrasikan model simulasi terbaik untuk memberikan simulasi pertumbuhan tanaman selada, rekomendasi pengelolaan variabel lingkungan, serta informasi terkait pengelolaan hidroponik secara adaptif berbasis data secara praktis.

1.5 Manfaat Penelitian

Dalam penelitian ini terdapat juga manfaat dan kontribusi penelitian ini, manfaat penelitian ini antara lain :

1. Memberikan gambaran simulasi pertumbuhan dan mendukung pengambilan keputusan tanpa menunggu panen. Model yang dikembangkan memungkinkan prediksi jumlah daun tanaman selada berdasarkan data historis, sehingga

- pengguna dapat memahami potensi hasil pertumbuhan lebih awal dan mengambil keputusan budidaya tanpa harus menunggu siklus panen selesai.
2. Mempermudah analisis pola dan pengaruh variabel lingkungan dan nutrisi air dalam sistem hidroponik. Model simulasi memberikan gambaran mengenai hubungan antar variabel terhadap pertumbuhan tanaman selada. Informasi ini memudahkan pengguna dalam menganalisis kondisi optimal dan merancang strategi pengelolaan lingkungan secara lebih terarah
 3. Menyediakan referensi pembelajaran dan alat bantu eksplorasi teknologi smart farming. Aplikasi HydroSim yang dibangun dari hasil penelitian ini berfungsi sebagai media interaktif bagi pelajar, peneliti, dan praktisi untuk memahami penerapan machine learning dan otomatisasi dalam pengelolaan sistem hidroponik modern.

1.6 Novelty

Tinjauan sistematis yang telah dilakukan oleh penulis sendiri (Rahmadi *et al.*, 2025) menunjukkan bahwa tren terkini dalam otomatisasi hidroponik mengarah pada integrasi IoT dan *Machine Learning* untuk prediksi pertumbuhan tanaman. Temuan ini memperkuat kebutuhan akan pengembangan model prediktif seperti yang diusulkan dalam disertasi ini.

Berdasarkan hasil kajian literatur sistematis yang dilakukan terhadap 18 publikasi terkini dalam bidang otomatisasi hidroponik, ditemukan bahwa tren utama penelitian masih berpusat pada pemanfaatan IoT untuk mengendalikan dan memantau parameter sistem secara *real-time*. Hal ini tercermin dari banyaknya studi yang membangun sistem sensor dan aktuator untuk memfasilitasi pengendalian pH, EC, suhu, dan pencahayaan secara otomatis. Penggunaan machine learning memang mulai muncul dalam beberapa studi, namun sebagian besar masih terbatas pada fungsi pendukung prediksi kebutuhan sistem, seperti klasifikasi nutrisi atau estimasi kelembaban, bukan untuk simulasi prediktif pertumbuhan tanaman secara utuh (Rahmadi, *et al* 2025). Rangkuman dari karakteristik studi pada kajian literatur sistematis tersebut, disajikan pada tabel 1.1:

Tabel 1.1 Ringkasan karakteristik studi otomatisasi hidroponik (Rahmadi *et al.*, 2025)

Authors (Year)	Approach (IoT/ML/Both)	Predictive Model	Analyzed Parameters	Evaluation Method
Kulkarni <i>et al.</i> , (2024)	Both	Machine Learning (Historical Data & Weather Models)	pH, Electrical Conductivity, Nutrient Levels, Temperature, Humidity, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment
Sutrisno & Surantha (2024)	Both	Genetic Algorithm-based k-Nearest Neighbors (GKNN)	pH, Electrical Conductivity, Nutrient Temperature, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment, model accuracy 92%
Priya <i>et al.</i> , (2023)	Both	Logistic Regression for Healthiness Score Classification	Temperature, pH, Water Turbidity, RGB Color Deviation, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment, model accuracy 95%
Rahman <i>et al.</i> , (2024)	Both	Random Forest, Decision Tree, SVM, KNN, XGBoost	Nitrogen, Phosphorus, Potassium, Temperature, pH, Humidity, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment, Random Forest accuracy 97.5%
Saraswathy <i>et al</i> (2020)	Both	Recurrent Neural Network (RNN) - Long Short-Term Memory (LSTM)	pH, Temperature, Humidity, Light Intensity, Water Flow	Real-world experiment in a hydroponic environment, RNN-LSTM for automation prediction
Mosaad <i>et al.</i> , (2023)	Both	Convolutional Neural Network (CNN), YOLO (You Only Look Once)	Temperature, Humidity, pH, TDS, Water Level, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment, CNN for classifying healthy/unhealthy leaves, accuracy 82%
Patel <i>et al.</i> , (2024)	Both	Random Forest, Linear Regression, Gradient Boosting, Support Vector Regression (SVR)	Nitrogen, Phosphorus, Potassium, Temperature, pH, Humidity	Real-world experiment in a hydroponic environment, RMSE used for model validation, IoT for real-time monitoring
Nguyen <i>et al.</i> , (2024)	Both	Machine Learning for Environmental Factor Prediction (Temperature, pH, Humidity)	Temperature, pH, Humidity, Water Level, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment, prediction accuracy 94.2% (1 day) and 92.6% (1 week)
Kaur <i>et al.</i> , (2024)	Both	Autoregressive Integrated Moving	pH level,	Real-world experiment in a

Tabel 1.1 Ringkasan karakteristik studi otomatisasi hidroponik (lanjutan)

Authors (Year)	Approach (IoT/ML/Both)	Predictive Model	Analyzed Parameters	Evaluation Method
		Average (ARIMA)	Temperature, EC	hydroponic environment, RMSE used for model validation
Gertphol <i>et al.</i> , (2018)	Both	Support Vector Regression (SVR), Multiple Linear Regression (MLR), Artificial Neural Networks (ANN)	Light Intensity, Humidity, Temperature, pH, EC, Nitrate Content	Real-world experiment in a hydroponic environment, RMSE used for model validation
Mila <i>et al.</i> , (2019)	ML	Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)	Onion Production, Yield, and Area	Historical dataset validation using RMSE, AIC, BIC, and MAPE
Ullah <i>et al.</i> , (2019)	IoT	No Machine Learning, Only IoT for Automation	pH, Water Level, Humidity, Temperature	Real-world experiment in a hydroponic environment with monitoring via IoT
Rajendiran <i>et al.</i> , (2024)	Both	Linear Regression, Support Vector Regression (SVR), Random Forest, XGBoost	pH, EC, Temperature, TDS, Turbidity, Humidity, Light	Real-world experiment in a hydroponic environment, RMSE and R ² used for model validation, XGBoost accuracy 92.86%
Sihombing <i>et al.</i> , (2018)	IoT	No Machine Learning, Only IoT for Automation	Temperature, Water Level	Real-world experiment in a hydroponic environment with monitoring via IoT based on Arduino Uno and Android
Mehra <i>et al.</i> , (2018)	Both	Deep Neural Network (DNN)	pH, Temperature, Humidity, Water Level, Light Intensity	Real-world experiment in a hydroponic environment, system control prediction accuracy 88.5%
Demi Adidrana & Nico Surantha (2020)	Both	K-Nearest Neighbors (KNN)	pH, TDS, Nutrient Temperature	Real-world experiment in a hydroponic environment, KNN accuracy 93.3%
Kularbphetong <i>et al.</i> , (2019)	IoT	No Machine Learning, Only IoT for Automation	Temperature, Humidity, Water Level, Light Intensity, pH	Real-world experiment in a hydroponic environment with monitoring via IoT-based mobile application

Tabel 1.1 Ringkasan karakteristik studi otomatisasi hidroponik (lanjutan)

Authors (Year)	Approach (IoT/ML/Both)	Predictive Model	Analyzed Parameters	Evaluation Method
Lakshmanan <i>et al.</i> , (2020)	IoT	No Machine Learning, Only IoT for Automation	Temperature, Humidity, Water Level, pH	Real-world experiment in a hydroponic environment with monitoring via cloud-based IoT and mobile application

Sebagaimana dirangkum dalam tabel 1.1, mayoritas model yang digunakan adalah ARIMA, *Random Forest*, SVM, dan jaringan saraf seperti CNN atau LSTM. Namun, model-model tersebut umumnya digunakan untuk mendukung fungsi otomatisasi infrastruktur (seperti sistem penyiraman otomatis atau *dashboard* pengawasan), bukan untuk memodelkan output fisiologis seperti jumlah daun, tinggi tanaman, atau hasil panen secara langsung.

Inilah yang menjadi gap penelitian yang diisi oleh disertasi ini, yaitu dengan menambahkan mengembangkan model prediktif berbasis Prophet yang tidak hanya memberikan estimasi akurat, tetapi juga menghasilkan simulasi pertumbuhan yang dapat langsung digunakan dalam pengambilan keputusan oleh petani hidroponik. Dengan demikian, pendekatan ini tidak keluar dari tren teknologi pertanian cerdas, namun justru memperkuat arah penelitian menuju integrasi sistem simulasi berbasis data aktual harian.

Sebagian besar penelitian sebelumnya fokus pada pemantauan variabel lingkungan hidroponik berbasis IoT tanpa menyentuh aspek simulasi prediktif pertumbuhan tanaman. Misalnya, penelitian oleh Ullah *et al.*, (2019) dan Kularbphetthong *et al.*, (2019) mengembangkan sistem pemantauan *real-time* dengan sensor suhu, kelembapan, dan pH, namun tidak mengintegrasikan model prediksi untuk simulasi pertumbuhan tanaman.

Rajendiran & Rethnaraj (2024) dalam penelitiannya memanfaatkan beberapa model regresi seperti *linear*, *support vector*, *random forest*, dan *XGBoost* untuk melakukan prediksi hasil (*yield*) dari penanaman selada. Penelitian dilakukan pada sistem Aeroponik *indoor*. Untuk mengumpulkan data, penelitian ini memanfaatkan

IoT berupa berbagai macam sensor untuk mengumpulkan data. Data yang dikumpulkan sebagai parameter adalah tingkat keasaman (pH), konduktivitas listrik (EC), suhu, kepekatan nutrisi (TDS), kekeruhan (*turbidity*), kelembapan udara, dan intensitas cahaya.

Ullah *et al.*, (2019) dalam penelitiannya menggunakan sistem IoT untuk memantau dan melakukan kontrol terhadap parameter pertumbuhan pada sistem hidroponik seperti ketinggian air, tingkat keasaman, kelembapan udara, dan suhu. Data ini dapat diakses melalui aplikasi berupa *mobile application*. Otomatisasi dilakukan menggunakan ESP32 *micro-controller* untuk mengendalikan pompa air serta LDR dan DHT11 sebagai sensor kelembapan sebagai acuan untuk mengatur intensitas cahaya dan suhu.

(Mila & Parvin, 2019) dalam penelitiannya memanfaatkan ARIMA untuk melakukan prediksi hasil dari penanaman bawang bombai di Bangladesh. Prediksi dilakukan berdasarkan data selama 57 tahun (1961 hingga 2017). Kriteria seperti AIC (*Akaike Information Criterion*), AICc (*Corrected Akaike Information Criterion*), dan BIC (*Bayesian Information Criterion*) digunakan untuk membandingkan kombinasi parameter pada ARIMA untuk mendapatkan model terbaik.

Gertphol *et al.*, (2018) merupakan salah satu studi yang mulai menggabungkan pemodelan machine learning dengan data lingkungan dari sistem hidroponik. Mereka menggunakan berbagai model seperti SVR, ANN, dan MLR untuk memprediksi metrik pertumbuhan tanaman selada seperti lebar daun, berat, termasuk jumlah daun ketika panen. Namun, fokus mereka adalah pada *monitoring* mingguan dan bukan pada simulasi pertumbuhan harian berbasis *time series*. Dalam penelitiannya memanfaatkan berbagai model *machine learning* untuk melakukan prediksi hasil dari penanaman selada. Sedangkan penelitian ini mengumpulkan data variabel pertumbuhan secara *time series* dan melakukan simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada. Model yang digunakan adalah *linear regression* seperti *SGDRegressor*, *BayesianRidge*, *LassoLars*, *ARDRegression*, *PassiveAggressiveRegressor*, *TheilSenRegressor*, *LinearRegression*, serta model yang mendukung banyak variabel seperti SVR (*Support Vector Regression*), MLR

(*Multiple Linear Regression*), dan ANN (*Artificial Neural Network*). Penelitian ini memanfaatkan IoT untuk mengumpulkan data seperti intensitas cahaya, kelembapan, suhu, dan catatan mingguan terkait pertumbuhan tanaman. Variabel yang diprediksi adalah berat total tumbuhan, kandungan nitrat, jumlah daun saat panen, dan lebar daun.

Pemanfaatan IoT dan *machine learning* dalam sistem pertanian hidroponik telah mengalami perkembangan yang pesat dalam beberapa tahun terakhir, khususnya untuk meningkatkan prediksi hasil dan otomatisasi dalam pengelolaan pertanian. Banyak penelitian yang memanfaatkan teknologi ini untuk memonitor dan mengontrol parameter pertumbuhan tanaman, seperti pH, suhu, kelembapan, dan cahaya, dengan tujuan untuk meningkatkan efisiensi dan ketahanan sistem pertanian. Namun, meskipun terdapat banyak studi yang mengkaji sistem IoT dan model *machine learning* pada pertanian hidroponik, penggunaan model prediksi seperti ARIMA dan *Prophet* dalam sistem hidroponik NFT untuk tanaman selada masih terbatas, terutama dalam konteks variabel yang relevan dan aplikasinya dalam simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman.

Dalam penelitian ini, algoritma ARIMA dan *Prophet* diperkenalkan sebagai pendekatan utama dalam mengembangkan model simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada berbasis NFT. Pilihan terhadap kedua algoritma ini didasarkan pada kebutuhan akan model prediktif yang mampu menangkap dinamika pertumbuhan harian tanaman, memperhitungkan tren musiman, serta mampu beradaptasi terhadap perubahan data lingkungan. Perbandingan terhadap penelitian-penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pendekatan ini belum banyak diterapkan, sehingga memperkuat posisi kebaruan penelitian ini.

Berdasarkan tinjauan literatur yang dilakukan, terdapat beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan ARIMA, namun dengan ruang lingkup aplikasi yang berbeda. Salah satu penelitian adalah "*Forecasting Area, Production and Yield of Onion in Bangladesh by Using ARIMA Model*" oleh Islam et al. (2024). Penelitian ini menerapkan ARIMA untuk memprediksi luas tanam, produksi, dan hasil panen bawang merah di Bangladesh, dengan fokus utama pada proyeksi produksi pertanian dalam skala makro.

Kaur *et al.*, (2024) pada penelitiannya mengonfirmasi efektivitas model ARIMA dalam peramalan pH untuk sistem hidroponik, yang berpotensi meningkatkan praktik pertanian modern melalui pengelolaan solusi nutrisi secara *real-time*. Penelitiannya juga membuka peluang untuk eksplorasi lebih lanjut dalam mengintegrasikan faktor lingkungan lain ke dalam pendekatan prediktif, sehingga dapat memperkuat ketahanan dan presisi dalam pertanian hidroponik. Fokus penelitian ini adalah pada pengelolaan parameter lingkungan untuk mempertahankan kondisi optimal hidroponik, bukan pada pertumbuhan biologis tanaman itu sendiri.

Sementara itu, terkait penggunaan Prophet, dalam kajian literatur sistematis yang dilakukan tidak ditemukan penerapan Prophet dalam konteks hidroponik atau prediksi pertumbuhan tanaman. Prophet lebih banyak digunakan di luar sektor pertanian, seperti yang diuraikan oleh Taylor dan Letham (2018), yang memperkenalkan Prophet sebagai model *decomposable time series* untuk menangani tren non-linear, musiman, dan hari libur dalam data bisnis. Studi lain oleh Angelo *et al.*, (2023) menerapkan Prophet untuk prediksi produksi energi terbarukan dan membandingkannya dengan metode lain, menunjukkan bahwa Prophet memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dan stabil. Tambahan penelitian lain adalah oleh Khan *et al.*, (2022), yang memanfaatkan Prophet dalam prediksi permintaan logistik berbasis musiman. Untuk memperoleh gambaran perbandingan penggunaan metode pada penelitian terdahulu dapat kita lihat pada tabel 1.2.

Tabel 1.2 Perbandingan Penggunaan Metode ARIMA dan Prophet

Penelitian	Model/Algoritma	Target Prediksi	Penggunaan Metode	Implementasi
Islam <i>et al.</i> , (2024) - "Forecasting Area, Production and Yield of Onion in Bangladesh"	ARIMA	Area, produksi, hasil pertanian	Prediksi tren produksi bawang merah	Proyeksi makro hasil pertanian di Bangladesh
Kaur <i>et al.</i> , (2019) - "ARIMA Model-Based Prediction of pH for Hydroponic Vertical Farm"	ARIMA	Nilai pH larutan hidroponik	Kontrol prediktif terhadap stabilitas lingkungan hidroponik	Kestabilan pH dalam sistem hidroponik vertikal

Tabel 1.2 Perbandingan Penggunaan Metode ARIMA dan Prophet (lanjutan)

Penelitian	Model/Algoritma	Target Prediksi	Penggunaan Metode	Implementasi
Taylor and Letham, (2018) - "Forecasting at Scale"	Prophet	Tren bisnis dan musiman	Prediksi berbasis dekomposisi tren	Peramalan bisnis dengan seasonality tinggi
Angelo <i>et al.</i> , (2023) - "Renewable Energy Forecasting Using Prophet Model"	Prophet	Produksi energi terbarukan	Prediksi output energi musiman	Ketepatan prediksi energi terbarukan
Khan <i>et al.</i> , (2022) - "Demand Forecasting in Logistics Using Prophet"	Prophet	Permintaan logistik musiman	Prediksi berbasis waktu dan musiman	Optimalisasi supply chain logistik
Rahmadi <i>et al.</i> , (2025)	ARIMA, Prophet	Pertumbuhan Jumlah daun tanaman selada NFT	Simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman	Simulasi otomatisasi pertumbuhan jumlah daun selada

Dengan demikian, dapat diketahui bahwa penelitian ini memperkenalkan kontribusi metodologis penting dengan mengadaptasikan Prophet dalam simulasi pertumbuhan harian tanaman hidroponik, yang belum pernah diterapkan dalam penelitian terdahulu. Selain itu, perbandingan sistematis antara ARIMA dan Prophet dalam konteks ini memberikan kontribusi tambahan berupa pemetaan kekuatan dan kelemahan dua algoritma *time series* populer, untuk mendukung pengembangan sistem otomatisasi prediksi pertumbuhan tanaman berbasis data historis yang lebih akurat dan adaptif.

Salah satu keunggulan penelitian ini terletak pada pemilihan variabel-variabel yang lebih relevan dengan sistem NFT serta aplikasinya dalam konteks prediksi pertumbuhan tanaman secara lebih akurat dan efisien. Variabel yang digunakan, seperti suhu udara, kelembapan udara, suhu air, pH, TDS, EC, intensitas cahaya, dan jumlah daun, dipilih berdasarkan keterkaitannya yang erat dengan dinamika pertumbuhan selada dalam sistem NFT.

Dengan mengkomparasi dua model algoritma *machine learning* dan variabel yang lebih komprehensif, penelitian ini membawa inovasi dalam mendukung otomatisasi dan pengelolaan sistem hidroponik secara lebih efisien. Selengkapnya perbandingan variabel-variabel yang digunakan antara penelitian ini dan penelitian terdahulu dapat dilihat pada tabel 1.3 :

Tabel 1.3 Perbandingan Variabel Penelitian

Penelitian	Variabel yang Digunakan									
	Suhu	Kelembaban	Cahaya	TDS	EC	pH	Suhu Air	Jumlah Daun	Level Air	Kekeruhan
(Rahmadi <i>et al.</i> , 2024)	√	√	√	√	√	√	√	√	-	-
(Rajendiran & Rethnaraj, 2024)	√	√	√	√	√	√	-	-	-	√
(Ullah <i>et al.</i> , 2019)	√	√	√	-	-	√	-	-	-	-
(Gertphol <i>et al.</i> , 2018)	√	√	√	-	√	√	√	-	-	-
(Kaur <i>et al.</i> , 2024)	-	-	-	√	-	√	-	-	-	-
(Mila & Parvin, 2019)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
(Mehra <i>et al.</i> , 2018)	√	√	√	-	-	√	-	-	-	-
(Kularbphetong <i>et al.</i> , 2019)	√	√	-	-	-	√	-	-	-	-
Lakshmanan <i>et al.</i> , 2020)	√	√	-	-	-	√	-	-	-	-
(Adidrana & Surantha, 2019)	√	-	-	√	-	√	-	-	-	-
(Sihombing <i>et al.</i> , 2018)	√	-	-	-	-	-	-	-	-	-
(Nguyen <i>et al.</i> , 2024)	√	√	√	-	-	√	-	-	√	-
(Patel <i>et al.</i> , 2024)	√	√	√	-	-	-	-	-	-	-
(Mosaad <i>et al.</i> , 2023)	√	√	√	√	-	√	-	-	√	-
(Saraswathy <i>et al.</i> , 2020)	√	√	√	-	-	√	-	-	-	-
(Rahman <i>et al.</i> , 2024)	√	√	√	-	-	√	-	-	-	-
(Priya <i>et al.</i> , 2023)	√	-	√	-	-	√	-	-	-	√
(Sutrisno & Suranta, 2024)	-	-	√	-	√	√	√	-	-	-
(Kulkarni <i>et al.</i> , 2024)	√	√	√	√	√	√	-	-	-	-

Penentuan variabel yang dipakai dalam penelitian ini dengan pertimbangan dari tinjauan literatur serta pengumpulan data melalui observasi dan wawancara praktisi serta akademisi hidroponik memasukkan semua variabel yang relevan dengan sistem hidroponik NFT yang terdiri dari variabel lingkungan seperti suhu, kelembaban dan cahaya, variabel nutrisi air seperti TDS, EC, pH dan suhu air serta variabel pertumbuhan untuk indikator pertumbuhan yakni variabel jumlah daun. Terdapat variabel-variabel lain yang diukur dalam berbagai penelitian yang ditinjau

seperti kekeruhan yang dipakai untuk sistem hidroponik aeroponik, level air yang diukur untuk memprediksi pH, luas area, hasil produksi dan lainnya. Variabel-variabel yang dilakukan oleh penelitian ini tidak relevan untuk dilakukan dalam penelitian yang dilakukan karena perbedaan sistem hidroponik, perbedaan tujuan dan fokus penelitian. Sehingga variabel yang dipakai merupakan variabel-variabel yang efektif dan relevan dengan kebutuhan penelitian.

Penelitian ini berfokus pada pengembangan model simulasi otomatisasi untuk sistem hidroponik NFT menggunakan data primer yang dikumpulkan langsung pada periode awal tahun 2024. Penelitiannya bertujuan untuk membandingkan efektivitas dua model prediksi—ARIMA dan Prophet—untuk memprediksi pertumbuhan tanaman selada, dan mengembangkan aplikasi HydroSim yang dapat memsimulasikan otomatisasi pertumbuhan tanaman selada melalui pertumbuhan jumlah daun.

Penelitian ini memperkuat temuan sebelumnya sekaligus menawarkan kebaruan yang signifikan dalam beberapa aspek. Secara spesifik, penelitian sebelumnya telah menggunakan pendekatan model ARIMA untuk prediksi variabel hidroponik tertentu, tetapi masih terbatas dalam menangani data dengan pola yang dinamis. Dalam penelitian ini, dilakukan perbandingan eksplisit antara metode ARIMA dan Prophet, yang hasilnya menunjukkan bahwa Prophet memiliki kinerja lebih baik dalam menangani data hidroponik yang cenderung memiliki pola musiman atau *outlier*. Hal ini diperkuat oleh penelitian Angelo et al. (2023) yang menunjukkan bahwa Prophet secara umum lebih adaptif dalam menangani data dengan pola dinamis dibandingkan ARIMA. Penelitian Angelo et al. menegaskan bahwa pendekatan Prophet, yang menggunakan model adaptif untuk mengakomodasi tren, musim, dan efek khusus secara terpisah, efektif dalam menghasilkan prediksi yang *robust* pada data dengan fluktuasi tinggi (Angelo et al., 2023).

Penelitian ini menawarkan *novelty* signifikan dalam pengembangan model prediktif hidroponik dengan membandingkan metode Prophet dengan ARIMA. Prophet terbukti lebih unggul dalam menangani dataset hidroponik yang bersifat musiman dan sering mengalami perubahan pola mendadak dibanding ARIMA. Taylor & Letham (2018) dalam artikelnya "*Forecasting at Scale*" menjelaskan

bahwa *Prophet* secara otomatis mengidentifikasi titik perubahan dan pola musiman dalam dataset, sehingga sangat efektif dalam aplikasi prediksi dengan karakteristik data yang tidak stabil atau musiman, seperti dalam kasus data hidroponik (Taylor & Letham, 2018). Hal ini memberikan pembeda jelas terhadap metode ARIMA yang sebelumnya banyak digunakan tetapi cenderung kurang fleksibel dalam menangani perubahan mendadak atau pola musiman yang kompleks.

Novelty lainnya dari penelitian ini adalah pemilihan variabel jumlah daun sebagai indikator utama pertumbuhan tanaman hidroponik, penggunaan jumlah daun sebagai indikator utama dalam memantau pertumbuhan harian memberikan pendekatan yang lebih tepat dalam mengukur keberhasilan sistem hidroponik tanpa merusak tanaman khususnya dalam sistem NFT. Pemilihan ini didasarkan pada kemudahan pengukuran tanpa perlu merusak tanaman, sehingga data pertumbuhan dapat dikumpulkan secara kontinu dan lebih akurat dibandingkan metode tradisional seperti berat atau tinggi tanaman. Saleh et al. (2020) dalam "*Evaluating Leaf Number as a Growth Indicator for Controlled Environment Agriculture*" menegaskan bahwa jumlah daun adalah indikator yang sangat efektif, akurat, dan praktis untuk memonitor pertumbuhan tanaman dalam lingkungan terkontrol seperti hidroponik (Saleh et al., 2020). Penelitian ini memberikan dasar ilmiah yang kuat untuk memilih jumlah daun sebagai variabel utama dibandingkan variabel lain yang digunakan dalam penelitian sebelumnya.

Pemilihan jumlah daun sebagai indikator utama pertumbuhan dalam penelitian ini merupakan langkah strategis berdasarkan tiga alasan: kepraktisan pengukuran, non-destruktif, dan representatif terhadap pertumbuhan tanaman daun seperti selada. Penelitian sebelumnya seperti oleh Saleh et al. (2020) telah merekomendasikan jumlah daun sebagai indikator yang efektif dalam sistem pertanian terkontrol karena korelasinya yang kuat dengan hasil akhir tanaman dan kemudahan pengukuran.

Berbeda dari berat tanaman yang hanya dapat diukur saat panen dan bersifat destruktif (Marbun et al., 2021), serta tinggi tanaman yang kurang relevan untuk tanaman daun seperti selada (van Iersel et al., 2024), jumlah daun bisa diamati secara harian tanpa mengganggu tanaman. Gertphol et al. (2018) memang mencatat

jumlah daun, tetapi hanya sebagai bagian dari set data mingguan, bukan sebagai variabel utama untuk *time-series prediction*.

Dengan menjadikan jumlah daun sebagai variabel utama yang diprediksi harian dalam model simulasi, penelitian ini mengisi gap penting dalam literatur dan praktik hidroponik yakni menyediakan indikator pertumbuhan yang kontinu, mudah diukur, dan langsung mencerminkan efektivitas lingkungan pertumbuhan.

Dalam mengembangkan model simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada hidroponik sistem NFT, penelitian ini tidak hanya memilih algoritma ARIMA dan Prophet, tetapi juga menekankan pentingnya konteks implementasi model dalam sistem hidroponik modern. Pendekatan ini bertujuan untuk menghadirkan sistem simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman secara dinamis dan akurat, berbasis data nyata langsung dari lingkungan hidroponik, sehingga mampu mendukung praktik pertanian presisi yang berbasis data.

Implementasi model *Prophet* yang unggul dibanding ARIMA dalam aplikasi web HydroSim juga menghadirkan novelty yang signifikan. Aplikasi HydroSim memungkinkan pengguna untuk melakukan simulasi secara *real-time* berdasarkan model *machine learning* yang dikembangkan, suatu pendekatan yang belum banyak ditemukan dalam literatur sebelumnya. Sebagai pembandingan, Ullah et al. (2019) dalam penelitiannya "*Cost Effective Smart Hydroponic Monitoring and Controlling System Using IoT*" menggunakan teknologi IoT untuk *monitoring* parameter hidroponik tetapi tidak menyediakan simulasi prediksi atau interaksi real-time melalui aplikasi berbasis web dengan pendekatan *machine learning* (Ullah et al., 2019). Begitu pula Kularbphetong et al. (2019) yang hanya menekankan *monitoring* lingkungan hidroponik melalui aplikasi mobile tanpa menyertakan prediksi berbasis machine learning. Penelitian ini melangkah lebih jauh dengan menawarkan solusi simulasi prediktif yang terintegrasi langsung dalam *platform* berbasis web.

Berbeda dari penelitian terdahulu, penelitian ini menawarkan inovasi melalui simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman harian, bukan sekadar monitoring atau prediksi hasil akhir. Berdasarkan tinjauan literatur dalam disertasi, sebagian besar penelitian sebelumnya lebih berfokus pada monitoring variabel lingkungan atau

estimasi hasil panen secara makro. Misalnya, Gaganjot Kaur et al. (2019) menggunakan ARIMA untuk memprediksi nilai pH dalam sistem hidroponik vertikal (Kaur et al., 2019), tetapi tidak mengembangkan model untuk mensimulasikan pertumbuhan tanaman.

Demikian pula, Islam et al. (2024) menerapkan ARIMA untuk proyeksi area, produksi, dan hasil pertanian bawang merah di Bangladesh (Islam et al., 2024). Walaupun berbasis time series, penelitian ini berskala makro dan tidak mendalami aspek simulasi individu pertumbuhan tanaman dalam lingkungan hidroponik terkontrol.

Gerthphol et al. (2018) mengembangkan model prediksi berat dan luas daun tanaman selada dengan SVR, ANN, dan MLR (Gerthphol et al., 2018). Namun, prediksi ini berfokus pada hasil akhir panen, bukan pada simulasi dinamika pertumbuhan harian. Begitu pula dengan Ullah et al. (2019) yang menerapkan *deep learning* untuk *monitoring* lingkungan berbasis IoT (Ullah et al., 2019), tanpa menyentuh aspek simulasi biomassa tanaman.

Penelitian oleh Kularbphetong et al. (2019) mengembangkan sistem otomasi hidroponik berbasis IoT dan logika threshold (Kularbphetong et al., 2019), dan Milla & Parvin (2018) menggunakan *fuzzy logic* untuk kontrol nutrisi (Milla & Parvin, 2018), keduanya berfokus pada monitoring dan kontrol otomatis lingkungan, bukan pada pemodelan prediktif pertumbuhan tanaman.

Sementara itu, Prophet lebih banyak diterapkan di luar pertanian, seperti pada prediksi tren bisnis (Taylor & Letham, 2018), produksi energi terbarukan (Angelo et al., 2023), dan permintaan logistik (Khan et al., 2022), dan belum digunakan dalam konteks prediksi pertumbuhan tanaman hidroponik.

Penelitian ini menjadi pionir dengan mengintegrasikan hasil perbandingan ARIMA dan Prophet untuk mensimulasikan pertumbuhan jumlah daun tanaman selada di sistem NFT secara harian, berdasarkan data historis lingkungan hidroponik. Inovasi ini bukan hanya memperluas aplikasi ARIMA dan Prophet, tetapi juga mendorong pengembangan sistem smart farming berbasis prediksi yang lebih presisi dan berkelanjutan. Perbandingan implementasi model dalam penelitian ini dengan penelitian terdahulu dapat dilihat pada tabel 1.4.

Tabel 1.4 Perbandingan Implementasi Model

Penelitian	Model/Algoritma	Implementasi Model	Fokus Implementasi	Hasil/ Keluaran
Kaur <i>et al.</i> , (2019)	ARIMA	Prediksi nilai pH hidroponik	Kontrol kestabilan pH	pH dalam batas optimal
Islam <i>et al.</i> , (2024)	ARIMA	Prediksi area, produksi, hasil panen	Proyeksi makro produksi	Tren hasil produksi pertanian
Gerthphol <i>et al.</i> , (2018)	SVR, ANN, MLR	Prediksi hasil panen selada	Estimasi kualitas hasil	Prediksi berat dan luas daun
Ullah <i>et al.</i> (2019)	Deep Learning	Monitoring lingkungan pertanian	Optimasi lingkungan	Prediksi parameter lingkungan
Kularbphetong <i>et al.</i> (2019)	IoT Threshold	Otomasi sistem hidroponik	Kontrol otomatis berbasis threshold	Monitoring variabel hidroponik
Milla & Parvin (2018)	Fuzzy Logic	Kontrol nutrisi hidroponik	Automasi pengaturan nutrisi	Stabilitas nutrisi optimal
Taylor and Letham (2018)	Prophet	Prediksi tren bisnis musiman	Analisis bisnis	Peramalan tren musiman
Angelo <i>et al.</i> (2023)	Prophet	Prediksi produksi energi terbarukan	Perencanaan energi	Prediksi output energi
Khan <i>et al.</i> (2022)	Prophet	Prediksi permintaan logistik	Optimasi supply chain	Prediksi permintaan musiman
Rahmadi <i>et al.</i> , (2025)	ARIMA, Prophet	Simulasi pertumbuhan harian jumlah daun tanaman selada	Simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada sistem NFT	Peramalan jumlah daun tanaman selada.

Dengan memperhatikan tabel 1.4 melalui hasil perbandingan ini, dapat diketahui bahwa penelitian ini memperkenalkan kontribusi metodologis baru dalam bidang pertanian presisi berbasis hidroponik, yaitu membangun model simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman selada berbasis data *time series* harian. Implementasi hasil perbandingan ARIMA dan Prophet untuk simulasi jumlah daun pada NFT belum pernah dilakukan sebelumnya, menjadikan penelitian ini sebagai pionir dalam membuka ruang inovasi baru di bidang *smart farming* hidroponik.

Berdasarkan dari tinjauan berbagai literatur dan penelitian pembanding yang telah dijelaskan, penggunaan IoT pada sistem hidroponik sudah umum dilakukan dan banyak diteliti, begitu pun dengan penggunaan *machine learning* untuk melakukan prediksi hasil penanaman. Model ARIMA juga digunakan untuk melakukan prediksi variabel hidroponik tertentu, tetapi masih terbatas dalam menangani data dengan pola yang dinamis. Sedangkan prophet memiliki kinerja lebih baik dalam menangani data hidroponik yang cenderung memiliki pola musiman atau *outlier*. IoT dan model prediksi ini dapat digunakan untuk

mengotomatisasi sistem hidroponik. Namun, terdapat celah penelitian yang memanfaatkan model ARIMA dan Prophet untuk prediksi simulasi pertumbuhan tanaman berbasis *machine learning*. Dengan demikian, kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada tiga aspek utama :

1. Mengembangkan model simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman hidroponik dalam sistem NFT berbasis *machine learning* menggunakan hasil perbandingan algoritma ARIMA dan Prophet untuk mensimulasikan otomatisasi pertumbuhan tanaman selada secara akurat. Perbandingan ini berguna untuk memilih metode yang paling cocok dengan data pertumbuhan hidroponik, agar prediksi lebih akurat dan simulasi pertumbuhan tanaman secara otomatis dan praktis.
2. Pemilihan dan penggunaan variabel jumlah daun sebagai variabel utama indikator pertumbuhan tanaman hidroponik. Dengan didukung variabel hidroponik lengkap dari faktor lingkungan dan nutrisi air lainnya. Pemilihan ini lebih praktis karena dapat diukur setiap hari tanpa merusak tanaman dan cocok untuk varietas tanaman selada dalam sistem hidroponik NFT. Berbeda dengan indikator pertumbuhan lain seperti berat atau tinggi tanaman yang bersifat destruktif atau sulit diukur secara harian.
3. Mengembangkan aplikasi HydroSim untuk mengimplementasi model simulasi otomatisasi tanaman hidroponik sistem NFT yang telah dikembangkan dengan algoritma *machine learning* terbaik hasil perbandingan metode ARIMA dan Prophet. Aplikasi ini memungkinkan simulasi otomatisasi pertumbuhan tanaman secara real-time berdasarkan data variabel hidroponik yang relevan. Implementasi ini merupakan inovasi karena memberikan kemudahan bagi pengguna dalam mengambil keputusan berbasis data secara langsung dan praktis.

SEKOLAH PASCASARJANA