BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Internet of Things (IoT)

Internet of Things (IoT) adalah teknologi yang menghubungkan berbagai perangkat fisik ke internet, memungkinkan mereka untuk saling berkomunikasi dan bertukar data secara otomatis tanpa campur tangan manusia. Dalam konteks industri peternakan, IoT berfungsi untuk mengoptimalkan manajemen ternak melalui pemantauan real-time, pengumpulan data yang akurat, dan analisis yang mendalam. Penggunaan teknologi ini dapat membantu peternak untuk meningkatkan efisiensi operasional, seperti pengawasan kesehatan ternak, pengelolaan pakan, dan pengendalian lingkungan kandang. IoT memungkinkan penggunaan sensor untuk mendeteksi parameter penting, seperti suhu tubuh dan aktivitas harian ternak, yang dapat digunakan sebagai indikator kesehatan (Mehra et al., 2018).

Salah satu aplikasi IoT yang signifikan dalam peternakan adalah Smart Farming, yaitu sistem pertanian dan peternakan pintar yang memanfaatkan sensor untuk mengukur berbagai parameter lingkungan, termasuk kelembaban, suhu, dan cahaya. Data ini kemudian dikirim ke server melalui jaringan internet untuk dianalisis dan digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan, seperti kapan memberi makan ternak atau melakukan tindakan medis. Sistem ini dapat diintegrasikan dengan algoritma prediksi untuk memprediksi kondisi kesehatan

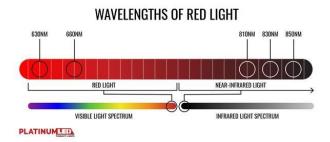
atau berat badan ternak, sehingga memungkinkan peternak untuk lebih proaktif dalam pengelolaan ternak (Sharma et al., 2021).

Monitoring Kesehatan Ternak menggunakan IoT telah banyak diimplementasikan untuk memantau kondisi kesehatan ternak secara otomatis. Sensor yang terpasang pada ternak dapat mendeteksi perubahan suhu tubuh, pergerakan, dan pola makan, yang semuanya merupakan indikator penting dalam mendeteksi penyakit lebih dini. Misalnya, deteksi dini demam atau penurunan aktivitas dapat memberi sinyal kepada peternak untuk segera melakukan pemeriksaan kesehatan, sehingga mencegah penyebaran penyakit dalam kelompok ternak (Patel et al., 2020).

Teknologi IoT juga memudahkan dalam integrasi dengan sistem otomatisasi lainnya, seperti pemberian pakan otomatis dan sistem kontrol iklim dalam kandang. Melalui data yang diperoleh dari perangkat IoT, peternak dapat membuat keputusan yang lebih tepat berdasarkan informasi real-time, meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan ternak secara keseluruhan (Akhter et al., 2019).

2.2 NIR(NEAR INFRAMERAH)

Sensor NIR adalah perangkat yang digunakan untuk mendeteksi radiasi inframerah yang dipancarkan oleh objek dalam spectrum 810nm sampai dengan 850nm, sedangkan dalam spectrum 630nm-660nm disebut dengan inframerah(Patel et al., 2020)



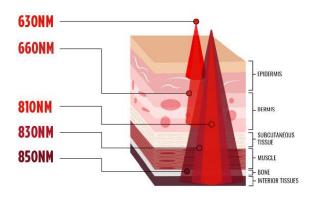
Gambar 2.1 Perbedaan Inframerah dan NIR

(https://platinumtherapylights.com/blogs/news/red-vs-infrared-and-nir-light-therapy)

Gambar 2.1 menunjukkan spektrum panjang gelombang cahaya merah dan inframerah, dengan rentang mulai dari cahaya merah (630 nm hingga 660 nm) hingga inframerah dekat atau Near-Infrared (NIR) (810 nm hingga 850 nm). Pada spektrum cahaya, panjang gelombang 630–660 nm termasuk dalam cahaya merah yang masih terlihat, sementara panjang gelombang di atas 700 nm sudah berada di luar spektrum cahaya tampak, masuk ke dalam kategori inframerah.

Perbedaan utama antara inframerah (IR) dan Near-Infrared (NIR) adalah pada panjang gelombangnya. Near-Infrared atau inframerah dekat (810–850 nm) berada di bagian awal spektrum inframerah dan masih cukup dekat dengan spektrum cahaya tampak, yang kadang masih dapat menembus lapisan permukaan seperti kulit atau jaringan. Sebaliknya, inframerah dengan panjang gelombang lebih tinggi dari ini tidak termasuk dalam NIR dan biasanya digunakan untuk aplikasi berbeda karena kemampuan penembusan dan absorpsi yang lebih

dalam.Pada gambar 2.2 spektrum cahaya tampak berakhir sekitar 700 nm, yang kemudian diikuti oleh rentang NIR pada panjang gelombang yang lebih tinggi. memungkinkan pengukuran tanpa kontak fisik.



Gambar 2.2 Lapisan yang bisa di tembus oleh NIR dan Inframerah

(https://platinumtherapylights.com/blogs/news/red-vs-infrared-and-nir-light-therapy)

Gambar 2.2 menunjukkan penetrasi cahaya pada berbagai panjang gelombang Near-Infrared (NIR) dan Inframerah ke dalam lapisan kulit dan jaringan tubuh. Pada spectrum 630nm Inframerah hanya bisa menembus sampai lapisan Epidermis, Kemudian pada Spectrum 660nm Inframerah bisa menembus lapisan Dermis, dari Spectrum 810-850nm cahaya Infamerah ini disebut dengan NIR, Pada Spectrum 810nm NIR bisa menembus lapisan *Subcutaneous Tissue* atau dalam Bahasa Indonesia disebut dengan subkutan yaitu lapisan di bawah kulit, pada Spectrum 830nm NIR bisa menembus lapisan *Muscle* atau disebut dengan otot,dan yang terakhir adalah NIR dengan Spectrum 850nm bisa menembus otot sampi ke atas tulang, namun tidak bisa sampai menembus tulang.

Kombinasi antara teknologi sensor NIR dan IoT memberikan solusi yang efektif dalam pemantauan dan prediksi berat badan ternak. Penggunaan sensor NIR dalam sistem prediksi berbasis IoT memungkinkan data yang diperoleh dikirimkan ke server untuk diproses lebih lanjut, seperti menghitung berat badan berdasarkan ketebalan daging atau parameter lainnya. Dengan begitu, sistem ini tidak hanya meningkatkan akurasi pengukuran tetapi juga menghemat waktu dan tenaga bagi peternak, serta meminimalkan risiko kesalahan manusia dalam pengelolaan ternak (Lopez et al., 2020).

2.3 Algoritma Regresi Linear

Regresi linear merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel bebas (independen) dan variabel terikat (dependen). Pada konteks penelitian ini, regresi linear digunakan untuk memprediksi berat badan sapi (variabel terikat, Y) berdasarkan pembacaan nilai sensor (variabel bebas, X) yang diperoleh dari perangkat keras berbasis sensor NIR. Dengan menggunakan regresi linear, kita dapat menentukan persamaan garis lurus yang menggambarkan hubungan antara kedua variabel tersebut, sehingga prediksi dapat dilakukan dengan lebih akurat.

Regresi linear berasumsi bahwa hubungan antara variabel independen (X) dan variabel dependen (Y) bersifat linear, yaitu dapat direpresentasikan dengan persamaan garis lurus berikut:

$$Y = a + bX$$

Di mana:

• Y adalah variabel dependen (dalam hal ini, berat badan sapi).

- X adalah variabel independen (pembacaan sensor).
- \mathbf{a} adalah konstanta atau intercept, yaitu nilai Y ketika X = 0.
- **b** adalah slope atau gradien, yang menunjukkan seberapa besar perubahan Y untuk setiap perubahan satu unit pada X.

Menghitung nilai **a** dan **b** dilakukan perhitungan berdasarkan data yang sudah ada, yang di antaranya melibatkan nilai rata-rata dari variabel X dan Y, serta variansi dan kovariansi dari kedua variabel tersebut. Setelah persamaan regresi diperoleh, persamaan tersebut dapat digunakan untuk memprediksi nilai Y (berat badan sapi) berdasarkan nilai X yang baru (pembacaan sensor).

2.4 MAPE (Mean Absolute Percentage Eror)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) adalah metrik yang banyak digunakan untuk mengukur akurasi model prediksi, terutama dalam model regresi atau peramalan. MAPE menyatakan rata-rata kesalahan absolut sebagai persentase dari nilai aktual, yang membuatnya mudah dipahami dan diinterpretasikan dalam berbagai konteks aplikasi. Dengan mengukur seberapa jauh hasil prediksi dari nilai sebenarnya, MAPE membantu peneliti dan praktisi menilai kualitas prediksi yang diberikan oleh suatu model (Hyndman & Koehler, 2006).

MAPE dihitung dengan mengambil rata-rata persentase dari kesalahan absolut antara nilai yang diprediksi dan nilai aktual. Rumus MAPE adalah:

$$MAPE = \frac{1}{n} \qquad \frac{Yi - Y^{i}}{Yi} \quad x \quad 100$$

di mana Ai adalah nilai aktual, Fi adalah nilai prediksi, dan n adalah jumlah data. Dalam rumus ini, kesalahan absolut dihitung pada setiap data, lalu diubah menjadi persentase dari nilai aktual dan dirata-ratakan untuk seluruh data (Makridakis et al., 1993).

Keunggulan utama MAPE adalah kemudahannya dalam interpretasi. Karena hasilnya diberikan dalam bentuk persentase, MAPE memungkinkan pembandingan akurasi antar model atau dataset dengan skala yang berbeda. Misalnya, MAPE dapat digunakan untuk mengevaluasi prediksi dalam berbagai bidang, mulai dari peramalan ekonomi hingga pengukuran teknis seperti sensor atau aplikasi IoT. MAPE juga berguna dalam menentukan apakah model prediksi menghasilkan kesalahan yang signifikan atau hanya kesalahan kecil (Armstrong, 2001).

MAPE memiliki beberapa keterbatasan. Salah satu kelemahannya adalah sensitivitas terhadap data dengan nilai aktual yang sangat kecil atau mendekati nol. Dalam situasi seperti ini, MAPE dapat memberikan hasil yang terlalu besar, karena kesalahan absolut yang kecil menjadi persentase yang besar jika nilai aktualnya rendah (Chen et al., 2017). Ini bisa menjadi masalah dalam prediksi dengan nilai variabel yang sangat bervariasi atau tidak konsisten. Oleh karena itu, beberapa peneliti lebih memilih menggunakan metrik lain dalam kondisi khusus.

MAPE juga memiliki keunggulan dalam evaluasi performa model untuk berbagai jenis data. Hal ini membuatnya menjadi metrik populer di berbagai bidang penelitian dan aplikasi industri. Contohnya, dalam penelitian peramalan energi, MAPE digunakan untuk mengevaluasi akurasi model prediksi konsumsi energi harian, sedangkan dalam bidang prediksi harga saham, MAPE digunakan untuk membandingkan prediksi harga terhadap nilai aktual saham (Wang et al.,

2018). Kemampuan MAPE untuk mengatasi perbedaan skala data membuatnya menjadi pilihan utama dalam berbagai jenis model peramalan.

Penggunaan MAPE perlu disesuaikan dengan karakteristik data. Jika data memiliki banyak nilai nol atau nilai sangat kecil, alternatif metrik seperti Mean Absolute Error (MAE) atau Root Mean Squared Error (RMSE) sering digunakan. Meskipun MAPE adalah alat yang sangat bermanfaat dalam banyak aplikasi, penting untuk selalu mempertimbangkan karakteristik data dan tujuan analisis dalam memilih metrik yang paling sesuai (De Myttenaere et al., 2016).

MAPE tetap merupakan salah satu metrik yang paling umum digunakan dalam mengukur akurasi prediksi, namun penggunaannya harus disertai dengan pemahaman mengenai kekuatan dan keterbatasannya. Peneliti harus bijak dalam menyesuaikan metrik yang dipilih dengan karakteristik data yang dimiliki, serta tujuan dari analisis yang dilakukan.

2.5 KONVERSI ADC(Analog To Digital)

Konversi Analog-to-Digital (ADC) merupakan proses yang digunakan untuk mengubah sinyal analog menjadi data digital agar dapat diproses oleh perangkat elektronik seperti mikrokontroler. Sinyal analog memiliki bentuk kontinu dengan variasi tegangan yang proporsional terhadap besaran fisik yang diukur, seperti cahaya atau jarak pada sensor TCRT5000. Sebaliknya, sinyal digital berbentuk diskrit dalam format biner (0 dan 1), yang merupakan bahasa dasar perangkat elektronik modern (Maxim Integrated, 2020).

Proses konversi ADC terdiri dari tiga tahap utama: sampling, kuantisasi, dan encoding. Pada tahap pertama, sampling, tegangan analog diukur pada interval waktu tertentu. Frekuensi sampling yang digunakan harus cukup tinggi untuk memastikan sinyal analog dapat direpresentasikan secara akurat dalam domain digital. Sesuai dengan Teorema Nyquist, frekuensi sampling harus minimal dua kali lipat dari frekuensi maksimum sinyal analog untuk mencegah distorsi data yang dikenal sebagai aliasing (Nyquist, 1928).

2.5.1 Resolusi ADC

Kuantisasi adalah nilai tegangan analog yang kontinu dikelompokkan menjadi sejumlah tingkat diskrit berdasarkan resolusi ADC. Resolusi ADC mengacu pada jumlah tingkat kuantisasi yang dapat direpresentasikan dalam format digital. Misalnya, ADC 12-bit memiliki 4096 tingkat (2^12). Semakin tinggi resolusi, semakin kecil kesalahan kuantisasi dan semakin akurat representasi sinyal analog dalam bentuk digital. Dalam sistem ESP32, tegangan referensi (Vref) default adalah 3.3V, sehingga setiap tingkat kuantisasi memiliki resolusi sekitar 0.8 mV (3.3V / 4096 tingkat) (Texas Instruments, 2021).

2.5.2 Encoding Data Digital

Encoding adalah pengubahan nilai kuantisasi menjadi format digital dalam bentuk biner. Data digital ini kemudian dapat digunakan untuk pemrosesan lebih lanjut oleh mikrokontroler. Sebagai contoh, pada mikrokontroler ESP32 dengan tegangan referensi (Vref) sebesar 3.3V, nilai tegangan analog dari sensor TCRT5000 dikonversi menjadi nilai digital sesuai dengan skala resolusi ADC.

Hal ini memastikan data dapat diolah dengan presisi tinggi pada perangkat digital (Espressif Systems, 2020). Data digital yang dihasilkan kemudian dapat digunakan oleh mikrokontroler untuk berbagai fungsi, seperti perhitungan atau pengendalian perangkat. Contohnya, jika sensor TCRT5000 menghasilkan tegangan 1.65V, ADC ESP32 akan mengubahnya menjadi nilai digital sekitar 2048 (setengah dari resolusi 12-bit)

Implementasi ADC itu sendiri terdapat beberapa faktor penting yang memengaruhi kinerja, seperti noise, stabilitas tegangan referensi, dan kecepatan sampling. Noise dapat mengurangi akurasi data digital, sedangkan tegangan referensi yang tidak stabil dapat menyebabkan ketidakakuratan dalam skala kuantisasi. Penjagaan tegangan referensi dan meminimalkan noice selama proses ADC adalah cara penting untuk mendapatkan hasil konversi yang akurat (Analog Devices, 2019).

2.6 Penelitian Terkait (state-of-the-art)

Penelitian yang terkait dengan bidang IoT baik itu pengembangan model, metode maupun solusi yang ditawarkan atas permasalahan penelitian yang ditampilkan pada Tabel 3.1

Tabel 3.1State of the Art

Nama Penulis	Judul	Isi Ringkasan	Hasil
(Agung	Pengukuran	Merancang sistem	Hasil menunjukkan
Pratama,	Berat Badan	pengukuran berat	sistem prediksi dapat
Rizky	Sapi	badan sapi	mengukur berat badan
Darmawan,	Menggunakan	menggunakan	sapi dengan akurasi
2020)	sensor Load	metode whith-stone	tinggi dan membantu
	cell dengan	bridge dengan	peternak dalam
	metode regresi	pendekatan regresi	memantau
	linear	linier sederhana	perkembangan berat
		berbasis data sensor.	badan sapi secara real-
			time.
(Wahyu	Monitoring	Mengembangkan	Sistem berhasil
Nugroho, Siti	Berat Badan	sistem monitoring	memonitor berat badan
Rahmawati,	Ternak	berat badan ternak	ternak dengan akurasi
2021)	Berbasis IoT	dengan integrasi IoT	data tinggi dan
	mengguanakan	dan sensor	notifikasi otomatis,
	sensor Ultra	ultrasonic,	memudahkan pemilik
	sonic	menggunakan	ternak dalam
		ESP32 untuk	mengambil keputusan
		mengirim data ke	perawatan hewan.
		server dan aplikasi	
		mobile.	

(Linda Arini,	Sistem IoT	Membangun sistem	Implementasi sistem
et all, 2022)	untuk Prediksi	IoT dengan sensor	mampu memberikan
	Ketebalan	NIR yang	data prediksi dengan
	daging babi	terintegrasi dengan	ketepatan hingga 90%,
	Menggunakan	ESP32 untuk	meningkatkan efisiensi
	Sensor NIR	prediksi bobot babi	dalam pengelolaan
		secara otomatis dan	ternak dengan
		real-time.	penghematan waktu dan
			tenaga kerja.
(Budi Santoso,	Pengembangan	Aplikasi	Hasil pengujian
Andi Wijaya,	Aplikasi	dikembangkan	menunjukkan aplikasi
2023)	Berbasis IoT	menggunakan	mampu menangani data
	untuk	Laravel sebagai	dengan cepat dan
	monitoring	backend dan	akurat, mendukung
	Kesehatan	MySQL untuk	analisis yang diperlukan
	ayam	penyimpanan data,	peternak untuk
	Menggunakan	memfasilitasi	menentukan strategi
	Laravel dan	prediksi dan analisis	pemberian pakan dan
	MySQL	data berat badan	kesehatan ternak.
		sapi dari sensor	
		NIR.	
(Fajar	Integrasi	Merancang sistem	Sistem berhasil

Setiawan,	Sensor NIR	yang	diimplementasikan
Iwan Saputra,	dan	mengintegrasikan	dengan akurasi
2024)	Mikrokontroler	sensor NIR dengan	pengukuran suhu yang
	ESP32 untuk	ESP32 untuk	memadai,
	monitoring	mengukur dan	memungkinkan
	kesehatan sapi	memprediksi bobot	pengguna untuk
		ternak secara	memonitor kesehatan
		otomatis dan	ternak dengan lebih
		mengirim data ke	efektif dan efisien.
		server melalui WiFi.	
(Nurul Aini,	Sistem	Mengembangkan	Hasil penelitian
Dedi Prasetyo,	Kesehatan	sistem kesehatan	menunjukkan bahwa
2021)	Sapi dengan	badan sapi	sistem ini mampu
	Sensor	menggunakan	memberikan data suhu
	Ultrasonic	sensor ultrasonic	badan dengan akurasi
	Berbasis IoT	dan ESP32 yang	yang cukup tinggi,
		terhubung ke	sehingga dapat
		aplikasi monitoring	digunakan sebagai alat
		berbasis web.	bantu dalam
			pengelolaan ternak.
(Rina Suryani,	Implementasi	Mengembangkan	Sistem berhasil
2020)	IoT dalam	sistem IoT yang	membantu dalam proses
	Sistem	terintegrasi dengan	monitoring ternak

	Monitoring	sensor NIR untuk	dengan akurasi data
	Perikanan ikan	monitoring ternak	yang tinggi dan
	lele	secara real-time,	memudahkan pemilik
	menggunkan	dengan data yang	ternak dalam
	Sensor NIR	dikirim melalui	melakukan
	dan	modul komunikasi	pengambilan keputusan
	Mikrokontroler	nirkabel.	yang tepat terkait
			perawatan ternak.
(Aris Riyanto,	Pembuatan	Membuat aplikasi	Hasil pengujian
at all, 2016)	Aplikasi	prediksi berat badan	menunjukkan aplikasi
	Penduga Berat	ternak dengan	dapat melakukan
	Badan Sapi	menggunakan	prediksi dengan akurasi
	dengan	kamera android dan	tinggi dan membantu
	Memanfaatkan	algoritma regresi	peternak dalam
	Kamera	linier, serta	memonitor kondisi
	Smartphone	menyimpan data	ternak secara lebih
	Berbasis	pada database	efisien.
	Android	berbasis MySQL.	
(Andi	Monitoring	Mengembangkan	Sistem berhasil
Kurniawan,	Berat badan	sistem monitoring	memberikan informasi
Siti Farida,	bayi dengan	berat badan bayi	berat bayi secara real-
2023)	Sensor loadcell	dengan sensor NIR	time dengan akurasi
	dan	yang dihubungkan	yang memadai, serta

	Mikrokontroler	ke ESP32, di mana	memberikan notifikasi
	ESP32	data diproses dan	otomatis kepada pihak
		dikirim ke aplikasi	posyandu untuk
		monitoring berbasis	tindakan lebih lanjut.
		web melalui WiFi.	
(Rizky	Prediksi	Menerapkan	Pengujian menunjukkan
Mahardika,	Kesehatan	algoritma Mechine	bahwa sistem dapat
Sinta Dewi,	ayam	Learning pada	memprediksi suhu ayam
2024)	Menggunakan	sistem IoT untuk	dengan tingkat akurasi
	Sensor NIR	prediksi Kesehatan	yang tinggi, serta
	Berbasis IoT	ayam menggunakan	membantu peternak
	dengan	sensor NIR, data	dalam perencanaan
	Algoritma	diproses dan	pemberian pakan dan
	Mechine	dikirimkan ke server	pengelolaan ternak
	Learning	untuk analisis lebih	secara lebih baik.
		lanjut.	