

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1. Tinjauan Pustaka

Masalah utama kekurangan pangan global yang diakibatkan oleh perubahan iklim di dunia. Jadi untuk mengatasi masalah kekurangan pangan global ini, rumah tangga harus menanam banyak sayuran dan tanaman lain dengan menggunakan *greenhouse* buatan. Sistem otomatis dikembangkan dengan cara mengontrol parameter lingkungan agar tanaman dapat tumbuh dengan baik (Siddiqui dkk., 2017). Sistem pemantauan dan kontrol pertumbuhan tanaman multi-parameter untuk aplikasi pertanian yang berkualitas telah dilakukan dengan menggunakan sistem otomasi (Tai dkk., 2017).

Sistem pengontrolan *greenhouse* menggunakan *Internet of Things* dan *Cloud Computing*. Sistem menjalankan aktuator dan mengontrol parameter. Jenis sensor yang digunakan yaitu sensor suhu, kelembapan udara, kelembapan tanah yang berkomunikasi dengan mikrokontroler. Semua sensor mengumpulkan situasi *greenhouse* dan mengirimkan ke pengguna. Pengguna akan memeriksa semua informasi yang dikirim oleh sistem dan mengirim algoritma pengontrolan ke aktuator melalui *cloud*. Suhu dan kelembapan dikontrol dengan teknik irigasi sistem drip dan springkler, antar muka web akan memungkinkan akses ke file *CStaaS* melalui *browser* (Vatari dkk., 2016).

Penggunaan *ANFIS* salah satunya sangat berguna dalam hal prediksi pasar saham di Istanbul Turki. Model *ANFIS* digunakan untuk memprediksi laba atas indeks harga saham dengan menggunakan enam variabel makro ekonomi dan tiga indeks sebagai parameter masukan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model *ANFIS* berhasil memprediksi laba pasar saham di bursa efek Istanbul Turki dengan tingkat akurasi 98,3% (Boyacioglu dan Avcı, 2010).

Metode *ANFIS* juga digunakan untuk memprediksi suhu pada alat *Computer Numerical Control* (CNC). Suhu yang tidak tepat dapat memiliki efek yang signifikan pada akurasi alat mesin CNC. Kesalahan datang dari deformasi suhu dan elemen mesin yang disebabkan oleh sumber panas dalam struktur mesin atau

dari perubahan suhu lingkungan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *ANFIS* unggul dalam hal akurasi kemampuan prediksi dengan aturan yang lebih sedikit. Metode ini dapat meningkatkan akurasi dan ketahanan dari sistem kompensasi kesalahan suhu yang berdampak pada akurasi alat CNC (Abdulshahed dkk., 2015).

ANFIS merupakan metode kombinasi JST dan *fuzzy* yang saling menutupi kelemahan masing-masing. JST mampu menangani kondisi dari meningkatnya ketidakpastian sedangkan *fuzzy* mampu menghadapi berbagai kondisi yang tidak pasti atau tidak jelas (Aufar dan Sitanggang, 2019). *ANFIS* memiliki model pengembangan yaitu *ANFIS* Takagi Sugeno Kang yang merupakan model prediksi yang memiliki kemampuan prediksi tinggi. Model *ANFIS* terbaik didapatkan dari R^2 sebanyak 0,994, RMSE sebanyak 0,722 (kN), MRDM sebanyak 3,172%, MAVPRE sebanyak 0,561 (kN) dan PEM sebanyak 00,071%. Hasil prediksi menunjukkan bahwa model *ANFIS* lebih akurat daripada model prediksi lain (Shafei dkk., 2017).

ANFIS telah digunakan untuk memprediksi nilai pasar *Gross Domestic Product* (GDP), yaitu nilai pasar semua barang dan jasa akhir yang diproduksi di suatu negara dalam jangka waktu tertentu. Dataset dikumpulkan dari database *EUROSTAT* untuk 37 negara. Dataset dibagi menjadi dua yaitu untuk pelatihan dan untuk pengujian model *ANFIS*. Tujuan utamanya adalah untuk memprediksi GDP dalam kaitannya dengan nilai pasar. Hasil menunjukkan bahwa model *ANFIS* dapat digunakan untuk prediksi GDP berdasarkan nilai pasar (Jovic dkk., 2019).

Prediksi sifat bahan bakar *biodiesel* dari komposisi asam lemaknya menggunakan pendekatan *ANFIS* telah dilakukan. *Biodiesel* adalah bahan bakar terbaru, ramah lingkungan dan pengganti potensial untuk minyak bumi. Properti *biodiesel* yang digunakan berdasarkan pada jenis minyak dan strukturnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memodelkan dan memprediksi sifat *biodiesel* seperti viskositas kinematik, nilai yodium, dan titik tuang dari komposisi asam lemak menggunakan pendekatan *ANFIS*. Kinerja model *ANFIS* yang dikembangkan dibandingkan dengan menggunakan kriteria statistik seperti

coefficient determination (R²), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Persen Error* (MAPE). Hasil menunjukkan bahwa model *ANFIS* yang dikembangkan memiliki akurasi dan kemampuan prediksi yang lebih tinggi (Mostafaei, 2019).

Monitoring pertumbuhan tanaman dapat dilakukan melalui *fog computing* dan parameter yang digunakan yaitu suhu, kelembapan tanah dan intensitas cahaya. Penelitian ini dilakukan pada tanaman di *greenhouse* untuk mendapatkan data sensor melalui jaringan *Wireless Sensor Network* (WSN). Hasil penelitian yang diperoleh bahwa akurasi MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) yaitu parameter suhu 1,3%, kelembapan tanah 1,9% dan intensitas cahaya 0,6% (Suryono dkk, 2018).

2.2 Dasar Teori

2.2.1 Greenhouse

Greenhouse merupakan teknologi modern yang dilengkapi dengan kontrol aktif aktuator seperti pemanasan, pencahayaan, irigasi untuk menciptakan iklim tumbuh pertanian yang menguntungkan (Hemming dkk., 2019). Teknologi yang diterapkan pada *greenhouse* dapat mengatasi kondisi lingkungan yang menyebabkan pertumbuhan tanaman terhambat (Azaza dkk., 2016). Kondisi lingkungan dan tanah berperan sebagai pengatur aliran air dan siklus hara bagi tanaman. Pengkondisian parameter tanaman diperlukan untuk mengoptimalkan hasil produksi sehingga diperlukan perangkat pengukuran dan kontrol yang efektif dan efisien. Teknologi *greenhouse* memungkinkan tanaman untuk tumbuh optimal, karena suhu dan kelembapan dapat dikendalikan sehingga tidak ada perubahan drastis (Syam dkk, 2015).

Fasilitas *greenhouse* adalah alat penelitian tanaman yang memiliki keunggulan mudah mencapai pertumbuhan tanaman secara optimal dan lingkungan yang relatif lebih seragam dibandingkan dengan tes lapangan. Parameter yang mempengaruhi seperti temperatur, kelembapan relatif, karbon yang tidak seragam dengan konsentrasi dioksida dan iradiasi yang disebabkan

oleh iklim mikro pada *greenhouse*. *Greenhouse* telah terbukti memperkenalkan dampak gangguan pada pertumbuhan, produksi dan kualitas tanaman. Agar skema relokasi tanaman berhasil, diperlukan bahwa tanaman menghabiskan jumlah waktu yang sama di masing-masing iklim mikro, lebih disukai selama tahap pertumbuhan yang sebanding (Ma dkk., 2019).

Parameter pertumbuhan di *greenhouse* diantaranya yaitu suhu dan kelembapan yang dapat diatur dengan penyiraman saat nilai suhu tinggi dan kelembapan rendah. Diperlukan pengaturan durasi waktu penyiraman untuk mengontrol suhu dan nilai kelembapan. Penelitian ini menggunakan logika *fuzzy* untuk menghasilkan lebih banyak durasi penyiraman tanaman dinamis dimana suhu dan kelembapannya sesuai dengan tanaman yang diinginkan. Dibandingkan dengan sistem konvensional, sistem ini mampu memproses input nilai riil (tepat) ke dalam skala *fuzzy* dan memprosesnya menggunakan basis aturan untuk membuat keputusan sistem keluaran *fuzzy* sangat cepat dan akurat (Syam, 2015).

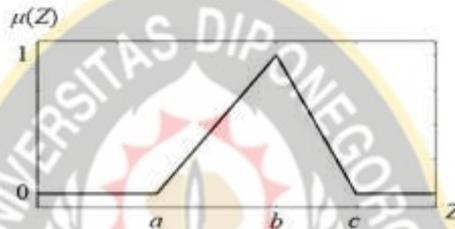
Iklim mikro di *greenhouse*, seperti kecepatan aliran udara, suhu udara, kelembapan, konsentrasi CO₂, dan radiasi matahari, menentukan tingkat pertumbuhan dan kualitas tanaman. Data suhu udara digunakan karena suhu udara merupakan salah satu faktor terpenting untuk pertumbuhan tanaman. Suhu udara internal *greenhouse* eksperimental diamati pada interval 1 detik di sembilan titik menggunakan sensor suhu udara (SHT 71, Sensirion, Swiss) dengan kisaran error $\pm 0,1^{\circ}\text{C}$. Data rata-rata suhu udara 10 menit dicatat dan digunakan untuk mengevaluasi lokasi optimal sensor suhu. Sensor suhu udara dipasang pada ketinggian 0,9 meter di atas lantai. Selain itu, perangkat cuaca portabel dipasang di luar *greenhouse* untuk memantau lingkungan luar, termasuk arah angin, kecepatan angin, kelembapan relatif, dan suhu udara, pada interval 10 menit (Choab dkk., 2019).

2.2.2 Fuzzy

Fuzzy merupakan suatu fungsi yang menunjukkan pemetaan titik-titik input data ke dalam nilai keanggotaannya. Ada beberapa fungsi yang dapat digunakan

melalui pendekatan fungsi untuk mendapatkan nilai keanggotaan, seperti *Triangular*, *Trapezoidal*, *Gaussian*, dan *Generalized Bell* (Widodo dan Handayanto, 2012).

1. Fungsi Keanggotaan *Triangular*



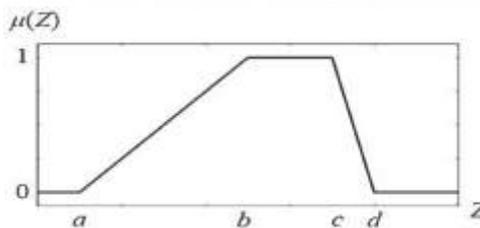
Gambar 2.1 Kurva Fungsi Keanggotaan *Triangular*
(Widodo dan Handayanto, 2012)

Fungsi keanggotaan *triangular* yang ditunjukkan pada Gambar 2.1 terbentuk oleh tiga parameter: a, b dan c sebagai berikut.

$$\mu(Z) = \begin{cases} 0, & \text{untuk } Z \leq a \text{ atau } Z \geq c \\ \frac{(z-a)}{(b-a)}, & \text{untuk } a \leq Z \leq b \\ \frac{(b-Z)}{(c-b)}, & \text{untuk } b \leq Z \leq c \end{cases} \quad (2.1)$$

Sekolah Pascasarjana

2. Fungsi keanggotaan *Trapezoidal*

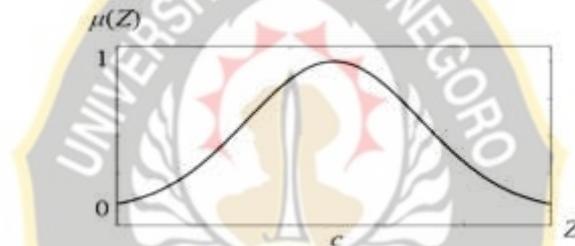


Gambar 2.2 Kurva Fungsi Keanggotaan *Trapezoidal*
(Widodo dan Handayanto, 2012)

Fungsi keanggotaan *trapezoidal* yang ditunjukkan pada Gambar 2.2 terbentuk oleh empat parameter: a, b, c, dan d, sebagai berikut.

$$\mu(Z) = \begin{cases} 0, & \text{untuk } Z \leq a \text{ atau } Z \geq d \\ \frac{(z-a)}{(b-a)}, & \text{untuk } a \leq Z \leq b \\ 1, & \text{untuk } b \leq Z \leq c \\ \frac{(b-Z)}{(c-b)}, & \text{untuk } b \leq Z \leq c \end{cases} \quad (2.2)$$

3. Fungsi Keanggotaan *Gaussian*



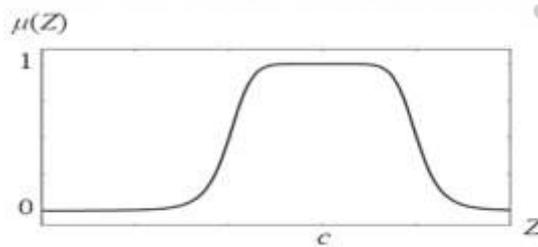
Gambar 2.3 Kurva Fungsi Keanggotaan *Gaussian*
(Widodo dan Handayanto, 2012)

Fungsi keanggotaan *gaussian* yang ditunjukkan pada Gambar 2.3 terbentuk oleh dua parameter: σ dan c , sebagai berikut.

$$\mu(Z) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{z-c}{\sigma}\right)^2} \quad (2.3)$$

Sekolah Pascasarjana

4. Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*



Gambar 2.4 Kurva Fungsi Keanggotaan *Generalized Bell*
(Widodo dan Handayanto, 2012)

Fungsi keanggotaan *generalized bell* yang ditunjukkan pada Gambar 2.4 terbentuk oleh tiga parameter: a , b , dan c , sebagai berikut.

$$\mu(Z) = \frac{1}{1 + \left| \frac{Z}{c} \right|^{2b}} \quad (2.4)$$

2.2.3 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan jaringan sekelompok unit yang melakukan suatu proses berdasarkan jaringan saraf manusia. JST adalah representasi buatan dari otak manusia yang diimplementasikan dengan menggunakan program komputer. JST mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. JST memiliki model pembelajaran yaitu *supervised learning* dan *unsupervised Learning*. *Supervised learning* merupakan model belajar yang membutuhkan target sebagai acuan arah pembelajaran, sedangkan *unsupervised Learning* merupakan model pembelajaran yang tidak membutuhkan target sebagai acuan pembelajaran (Fausett, 1994).

Jaringan Saraf Tiruan (JST) memiliki dua tahap dalam memproses sistem informasi, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian. Tahap pelatihan berfungsi dengan memasukkan data latih sebagai pola-pola belajar kedalam jaringan. Pola-pola belajar yang dimasukkan kedalam jaringan akan mengubah bobot sebagai penghubung antar *node* satu ke *node* yang lain. Pada setiap iterasi dilakukan evaluasi terhadap output jaringan dan akan berhenti setelah jaringan menemukan bobot yang sesuai dengan nilai *error* yang diinginkan tercapai. Bobot ini akan menjadi dasar pengetahuan pada tahap pembelajaran. Setelah tahap pembelajaran akan dilakukan tahap pengujian terhadap suatu pola masukan yang belum pernah dilatih sebelumnya dengan memasukkan data uji menggunakan bobot hasil tahap pelatihan. Pada bobot- bobot hasil pelatihan yang sudah menghasilkan *error* minimal juga akan memberikan *error* yang kecil pada tahap pengujian (Warsito, 2009).

JST dan sistem *fuzzy* memiliki beberapa kesamaan seperti saat tidak adanya model matematika dari masalah yang diberikan, maka keduanya dapat digunakan untuk memecahkan masalah seperti *pattern recognition*, *regression* atau *density estimation*. JST hanya dapat ikut berperan jika masalah yang ada

diungkapkan oleh contoh yang diamati dengan jumlah yang cukup (Buckley dkk, 1995).

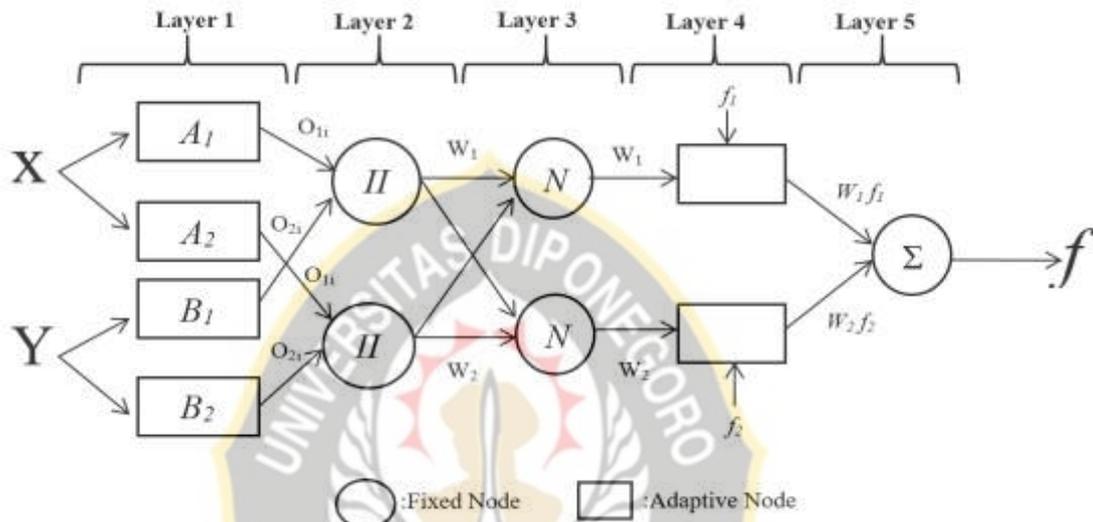
2.2.4 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) merupakan penggabungan dari logika *fuzzy* dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Logika *fuzzy* memiliki kelebihan dalam memodelkan aspek kualitatif dari pengetahuan manusia dan proses pengambilan keputusan dengan menerapkan basis aturan (*rules*). Jaringan Syaraf Tiruan (JST) memiliki kelebihan dalam mengenali pola, belajar dan berlatih dalam menyelesaikan suatu permasalahan tanpa memerlukan pemodelan matematik, kemudian dapat bekerja berdasarkan data historis yang dimasukkan kepadanya dan dapat melakukan prediksi kejadian yang akan datang berdasarkan data-data tersebut. *ANFIS* memiliki kemampuan keduanya (Jang dkk., 1995). Sistem inferensi *fuzzy* yang digunakan adalah sistem inferensi *fuzzy* model Tagaki Sugeno Kang (JSK) orde satu dengan pertimbangan kesederhanaan dan kemudahan komputasi. Adapun basis aturan dengan dua aturan *fuzzy if-then* seperti persamaan 2.5 dan 2.6 yaitu:

$$\text{Rule 1} \quad \text{if}(x \text{ is } A_1) \text{ and } \text{if}(y \text{ is } B_1) \text{ then } (f_1 = \alpha_1 x + \beta_1 y + \gamma_1) \quad (2.5)$$

$$\text{Rule 2} \quad \text{if}(x \text{ is } A_2) \text{ and } \text{if}(y \text{ is } B_2) \text{ then } (f_2 = \alpha_2 x + \beta_2 y + \gamma_2) \quad (2.6)$$

Variabel x dan y adalah *input*, A_1 , A_2 , B_1 , B_2 adalah aturan *fuzzy* yang telah ditentukan, f_1 dan f_2 adalah *output*, α_1 , α_2 , β_1 , β_2 , γ_1 , γ_2 adalah parameter *linear* yang ditentukan dalam proses pelatihan. Struktur dari metode *ANFIS* mempunyai lima *layer*, yaitu *fuzzifikasi*, *layer rule*, *layer normalisasi*, *layer defuzzifikasi*, dan hasil *neuro tunggal* (Ata dan Kocyigit, 2010). Adapun arsitektur *ANFIS* seperti pada Gambar 2.5:



Gambar 2.5 Arsitektur ANFIS (Wu dkk., 2009)

Adapun deskripsi dari *layer ANFIS* adalah sebagai berikut (Jang dkk., 1995):

1. Layer 1 (Fuzzifikasi)

Semua pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul :

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ untuk } i = 1,2 \text{ atau} \tag{2.7}$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ untuk } i = 3,4$$

Sekolah Pascasarjana

Dengan :

x, y : Masukan ke *node i*

$A_i(x)$ atau $B_{i-2}(y)$: Label linguistik (seperti 'besar' atau 'kecil' yang terkait dengan node tersebut

$O_{1,i} = \mu_{A_i,1}$: Derajat keanggotaan himpunan *fuzzy* A_1, A_2 atau B_1, B_2 .

Fungsi keanggotaan untuk A dapat diparameterkan, misalnya fungsi *bel* umum:

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + |\frac{x-c}{a}|^{2b}} \tag{2.8}$$

dengan $\{a,b,c\}$ adalah himpunan parameter. Parameter dalam lapisan ini disebut parameter premis.

2. Layer 2 (*Rules*)

Semua simpul pada lapisan ini adalah non adaptif (parameter tetap). *Output* nya merupakan perkalian dari semua *input* yang masuk pada lapisan ini.

Fungsi simpul :

$$O_{2,i} = W_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.9)$$

keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*fring strength*) tiap aturan *fuzzy*. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan *fuzzy*. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk.

3. Layer 3 (Normalisasi)

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul non adaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke-*i* pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul :

$$O_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{w_i}{w_1+w_2} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.10)$$

apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi W_i dengan jumlah total W untuk semua aturan.

4. Layer 4 (Defuzzifikasi)

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul :

$$O_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (P_i x + q_i Y + r_i) \quad (2.11)$$

Dengan :

W_i : Derajat pengaktifan ternormalisasi dari lapisan 3

$\{p_i, q_i, r_i\}$: Himpunan parameter konsekuen yang adaftif

5. Layer 5 (Keluaran Jaringan)

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (2.12)$$

Dengan :

f : Keluaran.

2.2.5 Akurasi Prediksi

Akurasi prediksi berguna dalam memberikan penilaian pada prediksi. Akurasi mengacu pada kesalahan atau *error* pada prediksi dengan melihat perbedaan nilai antara nilai aktual dan nilai prediksi berdasarkan waktu. Cara untuk menguji dan mengukur akurasi prediksi adalah menggunakan *Mean Square Deviation* (MSD) untuk mencari keakuratan hasil prediksi dengan rata-rata kesalahan kuadrat yang dihitung dengan persamaan :

$$MSD = \frac{\sum(A_t - F_t)^2}{n-1} \quad (2.14)$$

Dengan :

A_t : Nilai data aktual berdasarkan waktu

F_t : Nilai data prediksi berdasarkan waktu

n : Jumlah data