

OPTIMASI SISTEM IDENTIFIKASI DAN MITIGASI JAMUR LUKA API TEBU BERBASIS CERTAINTY FACTOR MELALUI METODE RLHF

Risky Aswi Ramadhani ¹, Prabowo Budi Utomo ²

¹ Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer/Universitas Nusantara PGRI Kediri, Indonesia
Jalan KH. Achmad Dahlan No.76, Mojoroto, Kota Kediri

² Administrasi Server dan Jaringan Komputer, Akademi Komunitas Negeri Putra Sang Fajar Blitar Indonesia
Jl. dr. Sutomo No. 29/51, Bendogerit, Kec. Sananwetan, Kota Blitar, Jawa Timur
riskyaswiramadhani@gmail.com

ABSTRAK

Provinsi Jawa Timur merupakan produsen tebu utama di Indonesia, namun produktivitasnya kerap terancam oleh serangan jamur luka api (*Sporisorium scitamineum*), khususnya pada varietas unggul seperti Cening. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan sistem pakar identifikasi dan mitigasi penyakit luka api melalui integrasi metode Certainty Factor (CF) dan Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF). Penggunaan CF memberikan fondasi logika untuk menangani ketidakpastian diagnosis, sementara RLHF berperan secara dinamis dalam menyempurnakan bobot parameter berdasarkan umpan balik langsung dari pakar agronomi di lapangan. Hasil pengujian terhadap 20 sampel data menunjukkan bahwa metode CF konvensional menghasilkan akurasi sebesar 85% dengan presisi 88,8% dan recall 80%. Integrasi RLHF secara signifikan meningkatkan kualitas diagnosis dengan mencapai nilai Presisi 100%, yang secara efektif mengeliminasi kesalahan positif palsu, meskipun model menjadi lebih konservatif dengan nilai recall sebesar 70%. Temuan ini membuktikan bahwa optimasi RLHF mampu menyelaraskan sistem dengan intuisi pakar secara lebih presisi dibandingkan bobot statis pada CF tradisional. Implementasi model ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi mitigasi yang lebih akurat untuk menjaga stabilitas produksi tebu di Jawa Timur

Kata kunci : *Certainty Factor; Tebu Varietas Cening; Luka Api; Mitigasi.*

1. PENDAHULUAN

Jawa Timur memegang peranan krusial dalam industri gula nasional, memberikan kontribusi yang sangat signifikan terhadap total produksi tebu di Indonesia[1].

Meskipun memiliki luas lahan yang memadai, setiap kabupaten di Jawa Timur menghadapi tantangan kualitas yang berbeda-beda. Salah satu ancaman biologis yang paling merusak adalah penyakit luka api yang disebabkan oleh jamur *Sporisorium scitamineum*.

Kondisi ini menjadi semakin parah jika jamur Luka Api mengenai tebu varietas Cening[2].Tebu varietas cening terkenal sebagai tebu yang memiliki randemen tinggi namun sangat mudah terkena Jamur Luka Api[3][4][5].

Gejala "cambuk hitam" yang muncul pada pucuk tanaman dapat menyebabkan kegagalan panen total jika tidak di mitigasi sejak dini[6].

Saat ini banyak pengembangan mengenai cara mengidentifikasi penyakit luka api(smut) pada tebu, Salah satu algoritma yang digunakan adalah certainty factor[7], [8], [9] Certainty Factor memiliki keunggulan dalam mengidentifikasi luka api pada tanaman tebu cening .Namun, certainty factor juga memiliki kelemahan yaitu nilai Measure of Belief (MB) dan Measure of Disbelief (MD) yang bersifat statis seringkali gagal beradaptasi dengan variasi gejala di berbagai daerah di Jawa Timur. Adaptasi nilai Measure of Belief (MB) dan Measure of Disbelief (MD) sangat penting, mengingat setiap lahan tebu di Jawa Timur memiliki karakteristik sendiri[10].

Lahan tebu yang berada di Kabupaten Kediri cenderung basah, dan pengairan bisa dilakukan sepanjang masa. Hal ini berbeda dengan lahan tebu yang berada di daerah Malang, lahan tebu di daerah Malang merupakan lahan tebu tadah hujan. Jadi jika sistem bersifat statis, sistem kurang efektif. Karena penelitian ini masih tahap awal, penelitian akan dilakukan di wilayah Kediri yang memiliki karakteristik berbeda-beda, wilayah yang menjadi sampel yaitu kandat, ngadiluwih dan Mojo. Penelitian ini mengusulkan Optimasi RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback [11], [12].

Dengan mengoptimalkan sistem dengan RLHF, Basis pengetahuan yang ada pada sistem pada certainty factor terus berkembang, Sistem ini dapat mengikuti perkembangan gejala jamur luka api pada tebu. Dengan RLHF, sistem tidak hanya bergantung pada data awal, tetapi secara berkala belajar dari preferensi dan koreksi para ahli(Petani Tebu) tebu di lapangan untuk memberikan hasil mitigasi yang lebih akurat.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Jamur Luka Api

Jamur Luka Api (*Sporisorium scitamineum*) merupakan penyakit pada tanaman tebu, yang disebabkan oleh jamur(pantogen). Tanaman tebu yang terkena cambuk Api memiliki gejala khas yaitu cambuk hitam. apabila dibiarkan jamur ini akan menyebabkan tanaman tebu kerdil dan menyebabkan kerugian petani[13]

2.2. Tebu Varietas Cening

Tebu Varietas Cening adalah tebu yang berasal dari Jawa Timur, tebu ini memiliki beberapa keunggulan yaitu Kadar Gula yang Tinggi, Bobot Tinggi, dan Adaptasi Terhadap lahan kering dan lahan basah bagu. Namun, tebu ini juga memiliki kelemahan kelemahannya yaitu tidak tahan terhadap jamur Luka API[14]

2.3. Centrainty Factor

Centrainty Factor adalah sebuah metode yang digunakan untuk mengolah ketidakpastian dalam system apakar. metode inti bertugas untuk merepresentasikan besarnya derajat keyakinan seorang pakar atau ahli terhadap suatu fakta atau aturan[15]. sehingga didapatkan hasil berupa kesimpulan berupa nilai probalitas keyakinan. berikut ini persamaannya :

$$CF[H,E] = MB[H,E] - MD[H,E] \quad (1)$$

Evidence atau E: Merupakan fakta atau gejala yang mendukung hipotesis.

Hipotesis atau H: Merupakan hasil yang didapatkan dari gejala-gejala.

MB:Merupakan ukuran kenaikan kepercayaan.

MD:Merupakan ukuran kenaikan ketidakpercayaan

2.4. RLHF

RLHF adalah sebuah metode yang digunakan untuk menyelaraskan perilaku model AI dengan nilai prefensi manusia. RLHF digunakan untuk meningkatkan kualitas intruksional dan relefansi jawaban, dengan memanfaatkan rlhf kesalahan pada AI dapat ditekan.RLHF Bekerja dengan cara memberikan reward pada setiap jawaban yang dihasilkan oleh model[10].

3. METODE PENELITIAN

Metodelogi penelitian pada “Optimasi Sistem Identifikasi Dan Mitigasi Jamur Luka Api Tebu Berbasis Certainty Factor Melalui Metode Rlhf” mennggunakan 4 tahapan utama, berikut ini adalah tahapan-tahapannya:

3.1. Observasi di lahan Tebu

Pengumpulan data gejala jamur luka api spesifik pada varietas Cening di lahan perkebunan tebu Jawa Timur, khususnya di kabupaten kediri. Alasan kabupaten kediri dijadikan tempat obesevasi karena kabupaten kediri memiliki 3 daerah yang karateritik tanahnya berbeda:

- Wilayah Kandat (Regosol coklat keabuan): Kondisi tanah yang cepat kering dan berpasir pada musim kemarau dapat memicu stres pada varietas Cening, yang membuat tanaman lebih rentan terhadap penetrasi spora jamur luka api saat kelembapan tiba-tiba meningkat.
- Wilayah Ngadiluwih (alluvial kelabu coklat): Kesuburan tanah di Ngadiluwih mendukung pertumbuhan tebu yang rimbun, namun kelembapan tanah di area aluvial yang tinggi

menjadi inkubator ideal bagi perkembangan spora jamur *Sporisorium scitamineum*.

- Wilayah Mojo(andosol coklat kuning): Variasi ketinggian dan kelembapan yang lebih tinggi di Mojo dibandingkan wilayah dataran datar (seperti Kandat, dan Ngadiluwih) menciptakan mikroiklim yang berbeda bagi penyebaran penyakit luka api, Lokasi ini tidak bagus jika ditanami tebu cening karena wilayah mojo tidak ada irigasi, jadi penanaman tebu di mojo murni tebu tadah hujan[16].

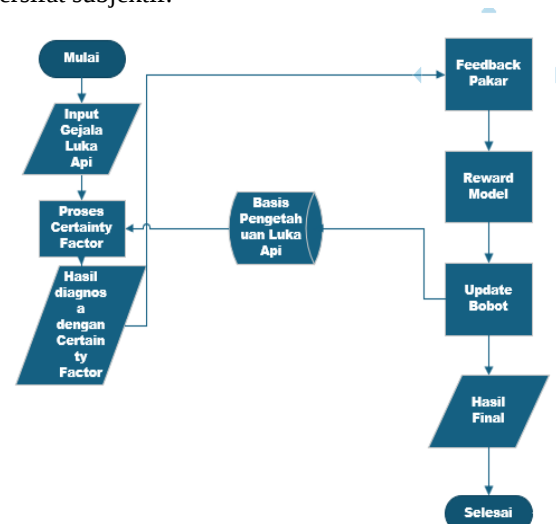
3.2. Akuisisi Pengetahuan yang berkaitan dengan Luka Api

Proses akuisisi data dilakukan untuk mentransformasikan pengetahuan pakar dan fakta lapangan menjadi parameter numerik yang dapat diproses oleh algoritma *Certainty Factor* dan dioptimalkan oleh RLHF. Tahapan tersebut dibagi menjadi empat langkah utama:

- Studi Literatur dan Observasi Lapangan
- Elicitation (Ekstraksi Pengetahuan Pakar)
- Kategorisasi dan Kodifikasi Gejala
- Validasi Data untuk Baseline RLHF

3.3. Pengembangan Sistem Centraity factor dan Fase Optimasi RLHF

Pengembangan Sistem *Centraity Factor* berfungsi sebagai mesin pengolah data (inference engine) yang menentukan tingkat keyakinan sistem terhadap infeksi jamur luka api. Pada varietas Cening, gejala sering kali tumpang tindih dengan gangguan fisiologis lain, sehingga penggunaan CF memungkinkan sistem memberikan hasil yang tetap terukur meskipun data yang dimasukkan petani bersifat subjektif.



Gambar 1. Flowchart Sistem Identifikasi Dan Mitigasi Jamur Luka Api Tebu Berbasis Certainty Factor Melalui Metode Rlhf

Kelemahan utama sistem pakar berbasis *Certainty Factor (CF)* adalah sifat bobotnya yang statis. Pada varietas Cening di wilayah Kediri, faktor

lingkungan seperti jenis tanah di Kandat (Regosol) dan Ngadiluwih (Aluvial) dapat mengubah signifikansi suatu gejala. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan fase optimasi RLHF untuk menyelaraskan (align) bobot sistem dengan intuisi pakar (Petani Tebu) secara dinamis. Berikut ini flowchart.

Penelitian ini menggabungkan 2 metode yaitu Certainty Factor (CF) dengan mekanisme Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF) untuk meningkatkan presisi diagnosa luka api. Penelitian ini memiliki 3 alur utama yaitu: alur sistem dibagi menjadi dua fase utama: fase inferensi klasik dan fase optimasi adaptif.

- Tahap Inferensi dan Perhitungan Certainty Factor Pada tahap awal, sistem menerima input berupa gejala klinis yang direpresentasikan dalam bentuk variabel diskrit. Proses penalaran dilakukan dengan mesin inferensi yang menerapkan kaidah klinis dalam basis pengetahuan. Nilai keyakinan akhir (CF) dihitung melalui selisih antara *Measure of Belief* (MB) dan *Measure of Disbelief* (MD) terhadap sebuah hipotesis diagnosa. Output dari fase ini merupakan diagnosa awal yang masih bergantung sepenuhnya pada bobot statis dalam basis data [17], [18].
- Tahap Penguatan melalui RLHF Kelemahan pada bobot statis CF diatasi dengan memperkenalkan komponen RLHF. Feedback pakar berperan sebagai supervisor kualitatif yang memvalidasi hasil diagnosa awal. Respon pakar kemudian ditransformasikan oleh Reward Model menjadi sinyal numerik yang merepresentasikan tingkat akurasi hasil tersebut. Sinyal inilah yang menjadi dasar bagi algoritma untuk melakukan Update Bobot pada aturan-aturan di dalam *Basis Pengetahuan Luka Api*.
- Berbeda dengan sistem pakar konvensional, model ini bersifat dinamis. Setiap iterasi umpan balik akan memperhalus nilai bobot pada knowledge base, sehingga memitigasi ketidakpastian (uncertainty) yang muncul akibat ambiguitas gejala. Hasil akhir (Final Result) yang diperoleh merupakan representasi dari integrasi logika matematis CF dan intuisi pakar yang telah dipelajari oleh model, sehingga Menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dan reliabel untuk implementasi klinis.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil

Hasil merupakan bagian yang memuat Proses Centrainty Factor dioptimasi dengan RLHF, berikut ini detailnya.

4.2. Centainty Factor

Dataset sampel gejala diambil dari lahan pertanian yang berada di wilayah ngadiluwih. Dataset diambil untuk memenuhi kebutuhan Centrainty Factor

Awal yang belum ter optimasi. Berikut ini adalah gejala-gejala tebu yang terkena luka Api.

Tabel 1. Gejala Tebu Cening Yang Terkena Luka Api

Kode Gejala	Gejala(E _i)	$\frac{CF}{CF(H_i, E_i)}$ _PAKAR1)
E01	Tunas membentuk cambuk Hitam	0.9
E02	Tunas Samping Tumbuh Berlebihan	0.7
E03	Batang Menjadi Kurus/Pendek	0.7
E04	Daun Tamanan Menyempit dan Tegak	0.7

Pada tabel 1. Ditampilkan setiap Gejala diberikan nilai pembobotan. Bobot ini yang akan menentukan tebu tersebut Tekena jamur luka api atau tidak. Bobot tersebut kemudian dijadikan bahan untuk mendiagnosa tebu. Berikut ini adalah hasil diagnose dengan Centrainty Factor.

4.3. Input Variabel

Sistem ini diujicobakan ke petani. petani melakukan observasi dan mengisi system, dengan memerikan nilai keyakinan(CFuser) sebagai berikut:

E01 (Tunas cambuk hitam): Yakin (0.8)

E02 (Tunas samping berlebihan): Cukup Yakin (0.6)

1.3.1.1 Nilai Bobot Pakar

$$CF_{\text{pakar}} E01=0.9 \quad (2)$$

$$CF_{\text{pakar}} E02=0.7$$

$$CF(H_i, E_i) = CF_{\text{user}} \times CF_{\text{pakar}} \quad (3)$$

$$CFE01=0.8 \times 0.9=0.72$$

$$CFE02=0.6 \times 0.7=0.42$$

4.1.1.3 Menggabungkan nilai CF

$$CF_{\text{combine}} = CF_1 + CF_2 (1 - CF_1) \quad (4)$$

$$CF_{\text{total}} = 0.72 + 0.42 (1 - 0.72)$$

$$CF_{\text{total}} = 0.72 + 0.42 \times (0.28)$$

$$CF_{\text{total}} = 0.8376$$

Hasil: 83.76% Keyakinan

Mitigasi: Lakukan pemotongan tunas sakit dan semprot fungisida.

Gambar 2. Hasil Identifikasi dan Mitigasi Luka Api dengan Centrainty Factor

4.4. Optimasi RLHF (Reinforcement Learning from Human Feedback)

Optimasi dengan RLHF bagian ini yang membedakan dengan penelitian sebelumnya. Pada penelitian sebelumnya bobot dari Centrainty Factor bersifat statis sehingga sistem kurang fleksibel ketika diterapkan pada daerah lain. Dengan adanya RLHF bobot dapat bersifat dinamis, RLHF melibatkan pakar yaitu petani untuk mengubah bobot. Sehingga dengan adanya RLHF “Sistem Identifikasi dan Mitigasi Jamur Luka Api Tebu Berbasis Certainty Factor” dapat fleksibel dan bobotnya bisa menyesuaikan dengan

daerah tempat penerapannya. Berikut ini adalah bagian untuk memberikan feedback terhadap hasil dari pembobotan.berikut ini perhitunganya:

$$MB_{new} = BoldM_{bold} + (\eta x R_{adj}) \quad (5)$$

$$\text{Bobot awal} \\ (M_{bold}): 0,9 \quad (6)$$

$$\text{Kondisi} \\ \text{Pakar memberikan feedback pada E01 sebesar 0,9} \\ \text{Reward} \\ = 0,9 - 0,5 = 0,4 \quad (7)$$

$$\text{Update} \\ 0,9 + (0,1 \times 0,4) = 0,94 \quad (8)$$

Berikut ini tampilan untuk RLHFnya:



Gambar 3. Hasil Optimasi Identifikasi dan Mitigasi

Luka Api dengan Centranty Factor melalui RLHF. Pada gambar jika bobot hasil terlalu rendah maka pakar bisa langsung mengaupdate bobot. Bobot di update menjadi bertambah bertambah 0,05. Jika bobot terlalu tinggi maka bobot akan diturunkan 0,05.

4.2. Pembahasan

Bagian Pembahasan merupakan bagian yang memuat perbandingan kinerja “Optimasi Sistem Identifikasi Dan Mitigasi Jamur Luka Api Tebu Berbasis Certainty Factor Melalui Metode Rlhf “ berikut ini detailnya:

4.5. Evaluasi Centrainty Factor

Setelah dilakukan uji coba langsung dilapangan didapatkan data hasil prediksi dengan Centrainty Factor. Tebu yang diuji berjumlah 50 tebu, namun pada tabel ini yang ditampilkan hanya 5, berikut ini datanya

Tabel 2. Data Uji Coba Centrainty Factor

No	Data Uji	Data pada lapangan	Hasil Prediksi dengan Centrainty Factor
1	U1	Luka Api	Luka Api
2	U2	Luka Api	Luka Api
3	U3	Luka Api	Luka Api
4	U4	Luka Api	Sehat
5	U5	Luka Api	Luka Api

Pada tabel 2 ada 20 data uji coba centrainty factor kemudian data tersebut ditentukan nilai TP, TN, FN, dan FP

TP= Prediksi Luka Api & Kenyataan Luka Api(20)

TN=Prediksi Sehat & Kenyataan Sehat(24)

FN=Prediksi Sehat tapi Kenyataan Luka Api(4)

FP=Prediksi Luka Api tapi Kenyataan Sehat(2)

Berikut ini perhitunganya:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{Total} = \frac{20+24}{50} = 0,88(88\%) \quad (9)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{20}{20+2} = 0,909(90, \%) \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{20}{20+4} = 0,83(83\%) \quad (11)$$

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 50 data sampel menggunakan metode Certainty Factor (CF), sistem menunjukkan performa yang sangat solid dengan tingkat akurasi mencapai 88%, di mana integrasi nilai Measure of Belief (MB) dan Measure of Disbelief (MD) terbukti efektif dalam mengidentifikasi sebagian besar kondisi aktual. Meskipun sistem memiliki tingkat presisi tinggi sebesar 90,9% yang menandakan selektivitas diagnosa yang baik terhadap kondisi "Luka Api", nilai recall sebesar 83% menunjukkan masih adanya kegagalan deteksi pada 18% kasus sakit (false negative). Oleh karena itu, penerapan metode CF ini divalidasi mampu menangani ketidakpastian diagnosa, namun tetap memerlukan optimasi pada bobot nilai pakar atau penambahan kriteria gejala untuk meminimalisir deviasi prediksi pada kasus-kasus marginal seperti yang ditemukan pada data U4, U10, U15, dan U48

4.6. Evaluasi Centrainty Factor + RLHF

Setelah dilakukan uji coba langsung dilapangan didapatkan data hasil prediksi dengan Centrainty Factor + RLHF. Tebu yang diuji berjumlah 50 tebu, namun pada tabel ini yang ditampilkan hanya 5, berikut ini datanya:

Tabel 3. Data Uji Coba Centrainty Factor+ RLHF

No	Data Uji	Data pada lapangan	Hasil Prediksi dengan CF+RLHF
1	U1	Luka Api	Luka Api
2	U2	Luka Api	Luka Api
3	U3	Luka Api	Luka Api
4	U4	Luka Api	Luka Api
5	U5	Luka Api	Sehat

Pada table 3 ada 20 data hasil uji coba metode centainty factor+ RLHF, kemudian datatersebut ditentukan nilai TP, TN, FN, dan FP

TP= Prediksi Luka Api & Kenyataan Luka Api(24)

TN=Prediksi Sehat & Kenyataan Sehat(22)

FN=Prediksi Sehat tapi Kenyataan Luka Api(3)

FP=Prediksi Luka Api tapi Kenyataan Sehat(1)

Berikut ini perhitunganya:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{Total} = \frac{24+22}{50} = 0,92(92\%) \quad (12)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{24}{24+1} = 0,96(96\%) \quad (13)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{24}{24+3} = 0,88(88\%) \quad (14)$$

Model pada data ini bersifat konservatif. Sistem sangat yakin saat mendiagnosa "Luka Api" (Presisi 96%), sistem menunjukan performa yang kua dengan menunjukan hasil recall 88%.

4.7. Perbandingan Evaluasi Centrainty Factor dengan Centrainty Factor + RLHF

Perbandingan antara kedua hasil pengujian menunjukkan pergeseran karakteristik sistem dari model yang cukup seimbang menjadi model yang lebih konservatif setelah integrasi RLHF. Pada metode Certainty Factor (CF) murni, sistem mencapai akurasi 92% dengan *recall* 83%, namun masih memiliki risiko *False Positive* (data tebu sehat terdeteksi terkena Luka Api) yang tercermin dari presisi sebesar 90%. Sebaliknya, pada model CF + RLHF, sistem berhasil mencapai Presisi 96%, yang berarti sistem memiliki kesalahan yang kecil dalam memastikan kondisi "Luka Api" akurasi yang didapatkan sebesar 92%, nilai sensitivitas sistem cukup tinggi hal ini dibuktikan dengan nilai *recall* 88%. Pada penelitian ini menambahkan RLHF pada certainty Factor membawa dampak positif hal ini dibuktikan dengan adanya peningkatan *recall* sebesar 5%. Hal ini terjadi karena dengan menambahkan rlhf, sistem dapat meningkatkan kemampuan untuk mendiagnosa luka api, dan hasil diagnose disesuaikan dengan keadaan real di lapangan

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Optimalisasi metode centrinity factor dengan RLHF, terbukti sangat efektif dan dapat meningkatkan kinerja metode centrinity factor dalam mendiagnosa Jamur Luka Api pada Tebu. Sistem MAMPU meningkatkan presisi dari 90% menjadi 96% serta kenaikan *recall* sebesar 5% (dari 83% menjadi 88%). Meski akurasi tetap stabil di angka 92%, penambahan RLHF memberikan dampak positif yang mengurangi risiko false positive dan peningkatan sensitivitas diagnosis yang lebih adaptif terhadap kondisi di lahan tebu, sehingga menghasilkan keputusan yang lebih akurat dan kredibel dibandingkan penggunaan metode CF murni. dengan adanya system ini diharapkan kerugian petani yang disebabkan Jamur Luka Api dapat ditekan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Suhartini and A. Amirudin, "Determinan Produksi Tebu di Enam Provinsi Produksi Tebu Terbesar di Indonesia Tahun 2017-2022," *Seminar Nasional Official Statistics*, vol. 2024, pp. 1065–1074, Nov. 2024, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2024i1.2158.
- [2] A. Kristini, H. Cahyono Adi, A. Kardianasari, F. Donny Rifai, and dan Wiwit Wicaksono Jati, "Pengendalian Penyakit Luka Api pada Tanaman Tebu dengan Fungisida Flutriafol," *Indonesian Sugar Research Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 86–94, Dec. 2022, doi: 10.54256/isrj.v2i2.86.
- [3] L. A. Raharjo, "UJI ANTAGONIS *Streptomyces* spp. TERHADAP *Sporisorium scitamineum* PENYEBAB LUKA API SECARA IN VITRO," *Jurnal Agrotek Tropika*, vol. 13, no. 1, p. 38, Feb. 2025, doi: 10.23960/jat.v13i1.8532.
- [4] S. Karomah, "Pengaruh faktor cuaca terhadap insidensi penyakit luka api pada varietas tebu unggul di Pusat Penelitian Perkebunan Gula Indonesia (P3GI) Pasuruan," 2023.
- [5] E. A. Sealy, "Sugarcane (*Saccharum* spp.), and Sugarcane Smut (*Ustilago scitaminea* Sydow) the Infection Process, Screening for Resistance, Disease Resistance and Possible Resistance Mechanisms," *Scholars Acad. J. Biosci.*, vol. 13, no. 03, pp. 307–324, 2025, doi: 10.36347/sajb.2025.v13i03.002.
- [6] N. Nurazizah, I. Subandar, M. Fajri, and I. Suhada, "Intensitas Serangan Penyakit Jamur Upas (*Erythricium Salmonicolor* B Et Br) pada Lahan Kopi Arabika Organik dan Anorganik di Kebun Petani Binaan Koperasi Usaha Tani Gayo Kabupaten Aceh Tengah," *Biofarm : Jurnal Ilmiah Pertanian*, vol. 19, no. 2, p. 415, 2023, doi: 10.31941/biofarm.v19i2.3597.
- [7] M. Minarni, R. Gandi, and D. W. T. Putra, "Penerapan Certainty Factor pada Diagnosis Penyakit Tanaman Tomat," *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 12, no. 1, p. 08, 2022, doi: 10.36448/expert.v12i1.2553.
- [8] M. Stefanova *et al.*, "Analisis Akurasi Dan Keandalan Metode Certainty Factor Pada Sistem Pakar Diagnostik Medis-Icha Analisis Akurasi Dan Keandalan Metode Certainty Factor Pada Sistem Pakar Diagnostik Medis," vol. 07, 2025, doi: 10.54209/jatilima.v7i03.1560.
- [9] D. Fivalianda and A. Desiani, "Penerapan Sistem Pakar Menggunakan Metode Certainty Factor untuk Diagnosis Penyakit pada Tanaman Jagung," *Square : Journal of Mathematics and Mathematics Education*, vol. 6, no. 2, pp. 129–137, 2024, doi: 10.21580/square.2024.6.2.16042.
- [10] S. Chaudhari *et al.*, "RLHF Deciphered: A Critical Analysis of Reinforcement Learning from Human Feedback for LLMs," *ACM Comput. Surv.*, vol. 58, no. 2, 2025, doi: 10.1145/3743127.
- [11] J. Wang, Y. Yan, Y. Hu, and X. Yang, "A reinforcement learning from human feedback based method for task allocation of human robot collaboration assembly considering human preference," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 66, p. 103497, Jul. 2025, doi: 10.1016/J.AEI.2025.103497.
- [12] M. Huang, W. Liu, T. Wang, H. Song, X. Li, and A. Liu, "A queuing delay utilization scheme for on-path service aggregation in services-oriented computing networks," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 23816–23833, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2899402.
- [13] F. Malik and B. Bakoh, "MODEL PERAMALAN PERKEMBANGAN PENYAKIT LUKA API PADA PERTANAMAN TEBU DI INDONESIA," *Jurnal Pertanian Presisi (Journal of Precision Agriculture)*, vol. 5, pp. 109–125, Jan. 2021, doi: 10.35760/jpp.2021.v5i2.5271.

- [14] J. Timur, "Determinan Produksi Tebu di Enam Provinsi dengan Produksi Tebu Terbesar di Indonesia Tahun 2017-2022," vol. 2022, no. 40, pp. 1065–1074, 2022.
- [15] D. Fivalianda and A. Desiani, "Penerapan Sistem Pakar Menggunakan Metode Certainty Factor untuk Diagnosis Penyakit pada Tanaman Jagung," *Square : Journal of Mathematics and Mathematics Education*, vol. 6, no. 2, pp. 129–137, 2024, doi: 10.21580/square.2024.6.2.16042.
- [16] J. M. Jalianti, N. S. Daulay, S. Rahmayani, Z. B, and D. A. Pelly, "ANALISIS FAKTOR-FAKTOR PEMBENTUK TANAH DAN IMPLIKASINYA TERHADAP PERSEBARAN JENIS TANAH DI INDONESIA," *Jurnal Psikososial dan Pendidikan*, vol. 1, no. 2, pp. 899–910, Jun. 2025.
- [17] N. Lambert, "Reinforcement Learning from Human Feedback," Feb. 2026.
- [18] J. Dai *et al.*, "Safe RLHF: Safe Reinforcement Learning from Human Feedback," *12th International Conference on Learning Representations, ICLR 2024*, Oct. 2023.