

Algoritme Jaringan Syaraf Tiruan pada Perangkat *e-Nose* untuk Klasifikasi Madu

Ahmad Dwi Syafi'i^{1,*}, Mula Agung Barata², Roihatur Rohmah³

^{1,2,3}*Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri*

Jl. Ahmad Yani No. 10, Jember, Bojonegoro, Indonesia

²*mula.ab26@gmail.com*

³*roiha.rohmah@unugiri.ac.id*

Korespondensi: *syafiidwi680@gmail.com*

Abstract— *Determining the type of honey is an essential step in maintaining the authenticity and quality of the product. This study developed an electronic nose system based on MQ-3 and MQ-135 gas sensors that record three main volatile parameters, namely carbon dioxide, acetone, and alcohol. A total of 541 data samples were normalised using the min-max method, then divided using a 75 per cent hold-out scheme for training and 25 per cent for testing. The classification model used a multilayer perceptron artificial neural network with a 3-7-3 architecture, Adam optimiser, learning rate of 0.001, batch size of 32, and 1000 epochs. Testing results on 135 test samples showed an overall accuracy of 88.89%. The evaluation per class shows that forest honey achieved 100% precision, 100% recall, and an F1-score of 100, cultivated honey achieved 97.1% precision, 70.8% recall, and an F1-score of 82.1, while trigona honey achieved 75.0% precision, 97.7% recall, and an F1-score of 84.8. These findings indicate that the combination of e-nose and JST is capable of identifying honey with a high level of accuracy, while also opening up opportunities for the application of this method as a rapid detection system to support the authenticity of honey products.*

Keywords— *electronic nose, gas sensor, artificial neural network, multilayer perceptron, honey classification*

Abstract— *Penentuan jenis madu merupakan langkah penting guna menjaga keaslian dan mutu produk. Penelitian ini mengembangkan sistem *electronic nose* berbasis sensor gas MQ-3 dan MQ-135 yang merekam tiga parameter volatil utama, yaitu karbon dioksida, *acetone*, dan alkohol. Sebanyak 541 sampel data dinormalisasi menggunakan metode *min-max*, kemudian dibagi dengan skema *hold-out* 75 persen untuk pelatihan dan 25 persen untuk pengujian. Model klasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan *multilayer perceptron* dengan arsitektur 3-7-3, *optimizer* Adam, laju pembelajaran 0,001, ukuran *batch* 32, dan 1000 *epoch*. Hasil pengujian pada 135 sampel uji menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 88,89. Evaluasi per kelas memperlihatkan madu hutan mencapai presisi 100, *recall* 100, dan *F1-score* 100, madu budidaya memperoleh presisi 97,1, *recall* 70,8, dan *F1-score* 82,1, sedangkan madu trigona mencapai presisi 75,0, *recall* 97,7, dan *F1-score* 84,8. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi *e-nose* dan JST mampu mengidentifikasi madu dengan tingkat akurasi tinggi, sekaligus membuka peluang penerapan metode ini sebagai sistem deteksi cepat dalam mendukung keaslian produk madu.*

Kata Kunci — *electronic nose, sensor gas, jaringan syaraf tiruan, multilayer perceptron, klasifikasi madu*

I. PENDAHULUAN

Madu merupakan nektar bunga yang dihisap oleh lebah dan dikumpulkan di sarangnya sebagai cadangan makanan [1]. Madu mengandung beberapa zat yang berguna untuk tubuh, seperti: asam amino, asam lemak, kalsium, fosfor, potassium dan sodium, zat besi, dan beberapa enzim seperti enzim amylase

dan enzim lilozim. Menurut Standar Nasional Indonesia (SNI) 8664:2018 [2], kadar sukrosa dalam madu masih diperbolehkan hingga mencapai 5% b/b (berat per berat) dan kadar air yang diperbolehkan maksimal 22% b/b. Dengan membatasi peredaran produk madu yang beredar di pasaran, maka akan dapat menekan angka penderita diabetes mellitus di Indonesia. Menurut data International Diabetes Federation (IDF), Indonesia tergolong dalam 5 besar penderita diabetes mellitus [3].

Madu memiliki nilai ekonomis yang tinggi. Oleh karena itu, saat ini banyak oknum yang memalsukan madu. Pemalsuan madu biasanya dilakukan dengan penambahan pemanis buatan atau gula (sukrosa) ke dalam madu atau dengan penambahan bahan utama gula, air, dan bahan kimia sehingga sangat berbahaya jika diberikan kepada bayi atau penderita penyakit diabetes mellitus. Madu murni dan palsu bisa dibedakan dari aromanya. Madu asli mengandung aroma bunga atau rumput. Sebaliknya, madu palsu tidak memiliki aroma bunga, tetapi hanya memiliki aroma pemanis [4]. Indra penciuman manusia masih terbatas untuk mengklasifikasi jenis madu murni. Oleh sebab itu, dibutuhkan perangkat elektronik yang dapat membedakan madu dengan klasifikasi yang akurat. Perangkat elektronik *nose* (*e-nose*) merupakan perangkat yang peka terhadap gas (uap), maka perangkat *e-nose* dapat efektif dikembangkan untuk mengenali jenis madu.

Electronic nose (e-nose) merupakan perangkat yang menyerupai hidung manusia dalam fungsinya. *E-nose* dirancang bisa mengenali pola gas (bau) pada sampel yang sedang diuji. Peralatan ini dirancang menggunakan sensor gas yang sensitif terhadap gas dan bau [5]. Keuntungan menggunakan *e-nose* antara lain rendahnya biaya produksi, pengoprasian yang mudah, dan waktu respon yang rendah. Secara umum *e-nose* memiliki 3 bagian utama, yaitu sistem pengiriman *sample*, sistem pendeteksi gas, dan sistem komputasi yang berfungsi untuk menganalisis data yang dikirim dari sistem deteksi dan memberikan luaran pola yang menggambarkan bau atau aroma. Banyak sekali sistem pemrosesan yang bisa dipakai untuk diterapkan pada perangkat *e-nose*. Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang menunjukkan karakteristik serupa dengan jaringan syaraf biologi [6]. Dengan menganalisis perubahan sifat-sifat ini menggunakan alat matematis/statistik, dimungkinkan untuk mengevaluasi kinerja sensor dalam mengidentifikasi atau membedakan VOCs (senyawa organik volatil) dan mengukur konsentrasi spesies tertentu yang terdapat dalam sampel yang diberikan. Di antara keunggulan penggunaan *e-nose*, biaya produksi dan operasional yang rendah, kemudahan penggunaan, dan waktu respons yang singkat telah ditekankan [7].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Faal dkk. [8], merancang dan menerapkan suatu sistem *electronic nose (e-nose)* yang dipadukan dengan algoritme jaringan syaraf tiruan (ANN) untuk secara cepat memperkirakan nilai-nilai fisikokimia utama madu, yaitu kadar abu, keasaman bebas, kadar air, dan pH berdasarkan karakteristik aroma. Data aroma dikumpulkan hingga fase pengukuran stabil (*steady-state*), kemudian diolah oleh model ANN. Hasil analisis menunjukkan nilai koefisien determinasi (R^2) yang cukup tinggi, yakni 0,838 untuk kadar abu, 0,918 untuk keasaman bebas, 0,926 untuk kadar air, dan 0,933 untuk pH. Temuan ini menandakan bahwa model prediktif berhasil menjelaskan sebagian besar variabilitas dalam parameter-parameter tersebut sehingga membuktikan potensi *e-nose* berbasis ANN sebagai alat diagnostik non-invasif, efisien, dan andal dalam pengujian kualitas madu.

Penelitian yang dilakukan oleh Barata dkk. [9] memanfaatkan perangkat *electronic nose (e-nose)* untuk mengklasifikasikan aroma teh. *Dataset* diperoleh menggunakan *e-nose* yang dirancang dengan tiga jenis sensor gas, yaitu MQ8, MQ135, dan MQ4. Data yang terkumpul kemudian diuji menggunakan algoritme klasifikasi C4.5 yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93,6%. Selanjutnya, dilakukan peningkatan performa dengan menerapkan teknik seleksi fitur *chi-square*. Dari hasil pengujian, dipilih dua atribut dengan nilai *chi-square* tertinggi sehingga akurasi klasifikasi meningkat menjadi 94,7%. Temuan ini menunjukkan bahwa pemanfaatan seleksi fitur mampu memberikan kontribusi nyata dalam meningkatkan akurasi model klasifikasi berbasis *e-nose*.

Penelitian yang dilakukan oleh Novita dkk. [10] berfokus pada identifikasi jenis kopi dengan memanfaatkan *electronic nose (e-nose)* dan algoritme jaringan syaraf tiruan (JST). *Dataset* diperoleh dari

sinyal luaran berupa tegangan sensor yang merepresentasikan aroma kopi. Sampel yang digunakan terdiri atas empat kelas, yaitu kopi robusta natural, kopi robusta *semiwash*, kopi arabika natural, dan kopi arabika *fullwash*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model JST memiliki kinerja yang sangat baik dengan akurasi identifikasi mencapai 100% pada tiga jenis kopi (robusta natural, arabika natural, dan arabika *fullwash*), serta 72% pada kopi robusta *semiwash*. Capaian ini mengindikasikan bahwa pendekatan berbasis *e-nose* dan JST mampu menjadi metode alternatif yang efektif untuk proses klasifikasi aroma kopi, meskipun performanya masih dipengaruhi oleh variasi perlakuan pascapanen tertentu.

Penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Hanib Jufal dkk. [11], mengangkat topik klasifikasi kualitas madu berdasarkan parameter warna, tingkat kecerahan, dan pH. *Dataset* diperoleh melalui perangkat akuisisi data yang menggunakan sensor TCS3200 untuk mendeteksi warna, sensor LDR untuk intensitas cahaya (kecerahan), serta sensor pH untuk derajat keasaman. Data hasil akuisisi tersebut kemudian diproses menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST) dengan algoritme *backpropagation*. Dari hasil pengujian terhadap 18 sampel data yang diambil secara acak diperoleh tingkat akurasi klasifikasi sebesar 90,26%. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi sensor sederhana dengan model JST dapat digunakan sebagai pendekatan efektif dalam mengklasifikasikan kualitas madu, meskipun jumlah *dataset* yang digunakan relatif terbatas.

Penelitian lain yang terkait dengan klasifikasi madu yang dilakukan oleh Niko Aji Nugroho dkk. [12] dengan topik “Rancang Bangun Sistem Klasifikasi Kelayakan Madu Berdasarkan Kadar Gula dan Warna”. Penelitian ini menggunakan *dataset* madu yang dibagi ke dalam dua kelas, yaitu layak dan tidak layak. *Dataset* diperoleh melalui perangkat yang dirancang dengan memanfaatkan sensor TCS3200 untuk mendeteksi warna madu. Data hasil akuisisi kemudian diproses menggunakan algoritme *k-nearest neighbors* (KNN). Hasil pengujian terhadap 10 sampel menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90%. Capaian ini mengindikasikan bahwa metode KNN dapat menjadi pendekatan yang cukup efektif dalam menentukan kelayakan madu berdasarkan parameter kadar gula dan warna.

Penelitian lainnya mengenai klasifikasi madu dilakukan oleh Ardiansyah [13] dengan topik “Klasifikasi Bayes untuk Penentuan Keaslian Madu”. Pada penelitian ini, *dataset* diperoleh melalui perangkat yang dirancang menggunakan tiga jenis sensor, yaitu sensor keasaman (pH), sensor warna TCS3200, dan sensor kekeruhan berbasis fotodiode. *Dataset* yang dihasilkan dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yakni madu murni, campuran sedang, dan campuran banyak. Data yang diperoleh kemudian diproses menggunakan metode klasifikasi Bayes. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 88,9%, yang mengindikasikan bahwa pendekatan Bayes dapat digunakan sebagai metode alternatif dalam penentuan keaslian madu, meskipun akurasinya masih perlu ditingkatkan untuk aplikasi yang lebih luas.

Penelitian mengenai klasifikasi madu berdasarkan jenis lebah juga dilakukan oleh Diding Suhandy dkk. [14] dengan memanfaatkan metode spektroskopi ultraviolet dan kemometrika. *Dataset* yang digunakan berupa data spektra madu yang diperoleh menggunakan spektrometer *dual beam UV-visible* tipe *benchtop*. Data spektra tersebut kemudian dianalisis menggunakan algoritme *principal component analysis* (PCA) untuk reduksi dimensi dan SIMCA (*soft independent modeling of class analogy*) sebagai metode klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, yakni mencapai 100% sehingga membuktikan bahwa kombinasi spektroskopi ultraviolet dan kemometrika dapat menjadi pendekatan yang sangat efektif dalam membedakan jenis madu berdasarkan spesies lebah penghasilnya.

Penelitian berikutnya mengenai rancang bangun alat pendeteksi keaslian madu dilakukan oleh Hujatur Rofiq [15]. Perangkat yang dikembangkan menggunakan kombinasi sensor TCS3200 untuk mendeteksi warna dan sensor gas TGS2600 untuk mendeteksi aroma madu. Data hasil akuisisi dari kedua sensor tersebut kemudian diolah menggunakan metode fuzifikasi untuk menentukan tingkat keaslian madu. Hasil pengujian terhadap 20 sampel menunjukkan tingkat keberhasilan sebesar 90%, yang mengindikasikan bahwa metode fuzifikasi dengan dukungan sensor warna dan aroma dapat digunakan sebagai pendekatan efektif dalam membedakan madu asli dan madu campuran.

Penelitian dengan topik *e-nose* juga dilakukan oleh Balivo dkk. [16] yang berfokus pada autentikasi susu kambing yang dipelihara di padang rumput. Perangkat *e-nose* yang digunakan dirancang dengan susunan sensor logam oksida semikonduktor (MOS) untuk mendeteksi profil aroma dari sampel susu. Penelitian melibatkan 90 sampel susu mentah yang diambil dari 18 ekor kambing Saanen, dengan dua sistem pemeliharaan berbeda, yaitu kambing yang digembalakan di padang rumput dan kambing yang dipelihara dalam kandang. Data aroma yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan metode *linear discriminant analysis* (LDA). Hasil pengujian menunjukkan bahwa model LDA mampu mengklasifikasikan dengan tepat asal susu berdasarkan sistem pemberian pakan dengan tingkat akurasi sebesar 88%. Temuan ini menunjukkan bahwa teknologi *e-nose* yang dipadukan dengan metode statistik multivariat dapat digunakan sebagai alat autentikasi dalam penentuan kualitas susu berdasarkan pola pemeliharaan ternak.

Penelitian dengan topik *e-nose* lainnya dilakukan oleh Tangguh dkk. [17] dengan objek penelitian berupa tahu berformalin dan tahu tanpa formalin. Sistem *e-nose* yang dirancang digunakan untuk menangkap profil aroma dari kedua jenis sampel, kemudian data hasil akuisisi diproses menggunakan algoritme klasifikasi naïve Bayes. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi *e-nose* dengan metode Naïve Bayes belum mampu memberikan performa klasifikasi yang optimal dengan tingkat akurasi yang diperoleh hanya sebesar 51%. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun *e-nose* berpotensi untuk digunakan dalam mendeteksi keberadaan formalin pada produk pangan, diperlukan pengembangan lebih lanjut baik dari sisi desain sensor maupun pemilihan algoritme klasifikasi agar kinerja sistem dapat ditingkatkan.

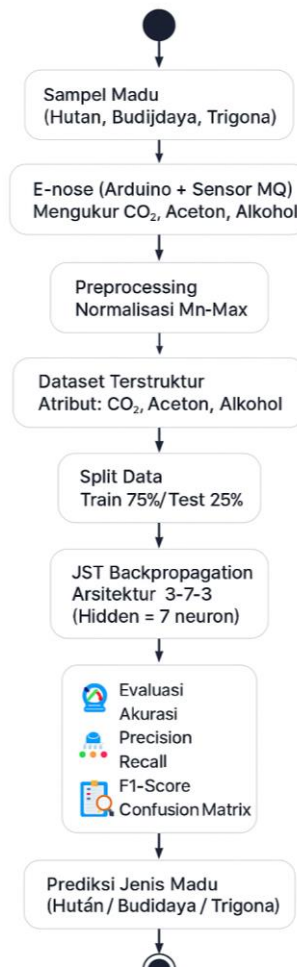
Berdasarkan uraian di atas dapat diketahui bahwa penggunaan *electronic nose* (*e-nose*) telah banyak diterapkan untuk berbagai objek, seperti teh, kopi, susu, dan tahu, dengan tujuan utama klasifikasi kualitas maupun deteksi adanya pemalsuan. Sementara itu, penelitian mengenai madu sebagian besar masih menekankan pada aspek keaslian dan kelayakan, misalnya dengan mendeteksi pemalsuan atau pencampuran. Kajian yang secara khusus menyoroti klasifikasi jenis madu berdasarkan profil aroma masih jarang dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk mengisi celah tersebut dengan menerapkan algoritme jaringan syaraf tiruan *backpropagation* pada perangkat *e-nose* dalam upaya mengklasifikasikan jenis madu berdasarkan aromanya.

II. METODOLOGI

Proses penelitian ini terdiri atas beberapa tahapan, dimulai dari pengambilan sampel madu, akuisisi data menggunakan *e-nose*, *preprocessing*, pembentukan *dataset*, pelatihan model JST *backpropagation*, hingga evaluasi kinerja. Tahapan penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.

A. Madu

Madu merupakan cairan kental berwarna kuning pucat atau kuning kemasan yang memiliki rasa dan aroma khas. Produk ini dihasilkan oleh lebah madu atau serangga sejenis tawon [18]. Madu alami berasal dari *nectar* yang terdapat dalam mahkota bunga dan diserap oleh lebah atau tawon. Nektar tersebut dikumpulkan dan disimpan dalam sarang sebagai bahan persediaan makanan utama [19]. Proses pembuatan madu melibatkan pengunyahan sakarida oleh lebah yang menghasilkan madu dalam bentuk cair yang masih mengandung air. Langkah selanjutnya melibatkan penguapan sebanyak mungkin air dan transformasi dengan bantuan enzim. Proses ini bertujuan untuk menciptakan cadangan makanan yang tahan lama, terutama pada musim dingin. Madu telah dikenal selama ribuan tahun, diakui karena khasiatnya yang beragam. Analisis oleh para ahli menunjukkan bahwa madu mengandung mineral, tujuh vitamin B kompleks, vitamin C, gula, dan komponen lainnya, seperti mineral, *polifenol*, asam amino, *karotenoid*, enzim, asam organik, serta senyawa yang mudah menguap [1]. Dengan nilai gizi yang tinggi, madu bukan sekadar pemanis alami, melainkan juga sumber nutrisi yang bermanfaat bagi kesehatan [20]. Menurut SNI 8664:2018 madu yang beredar di pasaran menjadi tiga, yaitu madu hutan, madu budidaya, madu tanpa sengat [21].



Gambar 1 Diagram blok sistem klasifikasi madu menggunakan *e-nose* dan JST *backpropagation*

Ketiga jenis madu yang beredar di pasaran adalah sebagai berikut:

- 1) *Madu hutan* adalah cairan alami yang umumnya mempunyai rasa manis yang dihasilkan oleh lebah liar *Apis dorsata* atau lebah liar *Apis spp dorsata* dari sari bunga tanaman hutan (*nectar floral*) atau bagian lain dari tanaman hutan (*extra floral*).
- 2) *Madu budidaya* adalah cairan alami yang umumnya mempunyai rasa manis yang dihasilkan oleh lebah budidaya *Apis mellifera* atau *Apis cerana* dari sari bunga tanaman (*nectar floral*) atau bagian lain dari tanaman (*extra floral*).
- 3) *Madu lebah tanpa sengat (trigona)* adalah cairan alami yang umumnya mempunyai rasa manis yang dihasilkan oleh lebah tanpa sengat (*trigona*), baik liar maupun budidaya dari sari bunga tanaman (*nectar floral*) atau bagian lain dari tanaman (*extra floral*).

B. *e-Nose*

e-Nose merupakan suatu perangkat yang dirancang khusus menyerupai fungsi hidung manusia yang terdiri dari beberapa sensor gas yang terhubung dengan mikrokontroler yang diprogram sesuai gas yang terdapat pada suatu objek yang dideteksi. Gambar 2 memperlihatkan perangkat yang *electronic nose* dirancang menggunakan beberapa komponen: Arduino Uno dan beberapa sensor gas *MQ-series*. Beberapa macam sensor gas terdapat pada Tabel I.

C. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan suatu sistem pemrosesan informasi yang menunjukkan karakteristik serupa dengan jaringan syaraf biologi [22]. JST dikembangkan sebagai model matematika yang umum dari jaringan syaraf biologis dengan asumsi-asumsi berikut:

1. Informasi diolah didalam elemen-elemen pemrosesan yang disebut *neuron-neuron*.
2. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung-penghubung.
3. Penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang dapat memperkuat atau memperlemah sinyal yang dikirimkan.
4. Untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi yang diterapkan pada jumlah *input* yang diterima. Besarnya *output* ini kemudian dibandingkan dengan suatu ambang batas.

Arsitektur jaringan syaraf tiruan merupakan susunan *neuron* yang diorganisasikan dalam bentuk lapisan. Secara umum, arsitektur jaringan syaraf tiruan dapat dibedakan menjadi beberapa jenis [23], namun pada penelitian ini difokuskan pada *multilayer perceptron (MLP)* yang terdiri dari lapisan *input*, lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan *output*.

D. Multilayer Perceptron

Jaringan *multilayer perceptron (MLP)* terdiri dari tiga jenis lapisan utama, yaitu *input layer*, *neuron input*, dan satu atau lebih lapisan *hidden layer*. Keberadaan *hidden neuron* memungkinkan jaringan ini menangani permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan dengan jaringan yang hanya memiliki satu lapisan. Meskipun demikian, pelatihan jaringan dengan banyak lapisan ini sering memerlukan waktu yang

TABEL I
SENSOR GAS YANG DIGUNAKAN

Sensor Yang Digunakan	Gas Yang Dideteksi
MQ-135	CO ₂ , acetone
MQ-3	alcohol



Gambar 2 *e-Nose device*

cukup lama. Gambar 3 mengilustrasikan MLP dengan 4 *neuron input*, 2 *hidden layer* dengan masing masing *layer* memiliki 4 *neuron*, dan 2 *output neuron*.

Fungsi aktivasi dalam jaringan syaraf tiruan berperan dalam menetapkan hasil luaran dari suatu *neuron*. Parameter dari fungsi aktivasi ini adalah jaringan masukan yang merupakan hasil kombinasi linier antara masukan dan bobotnya. Fungsi aktivasi yang umum digunakan meliputi fungsi aktivasi ambang biner, *sigmoid*, ambang linier, atau fungsi aktivasi probabilistik [24].

E. Algoritme Backpropagasi

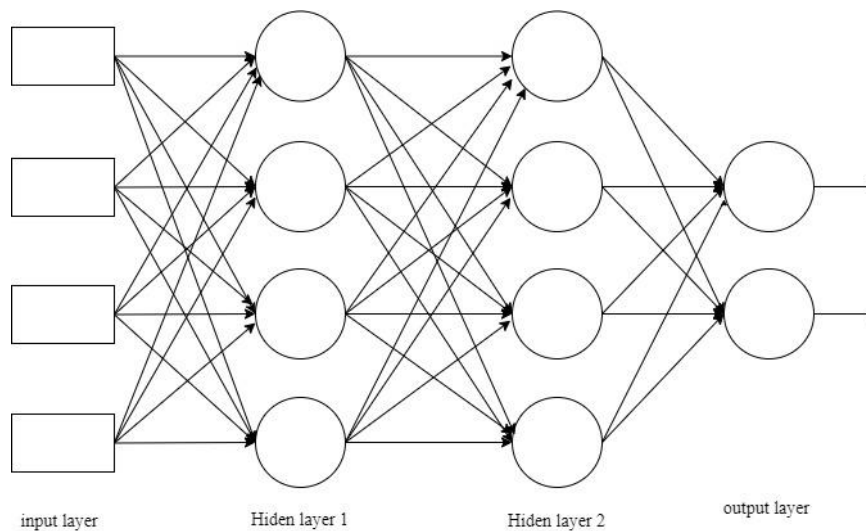
Algoritme propagasi balik merupakan suatu algoritme pelatihan yang digunakan untuk melatih jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur *multilayer perceptron*. Algoritme ini merupakan algoritme yang sangat populer dan mudah dipahami. Algoritme *backpropagation* memiliki dua tahapan, yaitu perhitungan maju untuk menghitung galat antara luaran dan target dan perhitungan mundur yang mempropagasi balik galat tersebut untuk memperbaiki bobot-bobot *sinaptik* pada semua *neuron* yang ada. Berikut merupakan langkah-langkah dari algoritme *back propagation*:

- Langkah 0: Pemberian bobot sinaptik dengan memberikan nilai acak dalam interval $[-1, +1]$ atau $[-0.5, +0.5]$, ataupun lainnya.
- Langkah 1: Ulangi langkah 2 sampai langkah 9 sampai akhir iterasi terpenuhi
- Langkah 2: Masing masing data latih (data *training*) lakukan langkah 3 sampai langkah 8.
- Langkah 3: Masing-masing unit masukan ($x_i, i = 1, \dots, n$) menerima sinyal *input* x_i dan sinyal disebarkan ke *hidden neuron*.
- Langkah 4: Setiap *neuron* di *hidden layer* dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan serta ditambahkan dengan biasnya.

$$z_in_j = v_0 \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Kemudian dihitung sesuai dengan fungsi pengaktifan yang digunakan:

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2)$$



Gambar 3 Arsitektur jaringan syaraf tiruan *multi layer perceptron*

Bila yang digunakan adalah fungsi sigmoid, maka bentuk fungsinya:

$$z_j = \frac{1}{1 + \exp^{-(z_{in_j})}} \quad (3)$$

Sinyal luaran dari fungsi aktivasi tersebut dikirim ke semua *neuron layer output* (unit luaran).

- Langkah 5: *Neuron output* yang direpresentasikan dengan y_k , $k = 1, 2, 3, \dots m$ mengalami proses komputasi. Nilai luarannya dihasilkan dengan mengalikan *input* dengan bobot (*weight*), menjumlahkannya, kemudian menambahkan dengan biasnya. Proses ini dapat dijelaskan dalam bentuk rumus matematis:

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_k \quad (4)$$

Kemudian dihitung kembali sesuai dengan fungsi aktivasi:

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (5)$$

- Langkah 6: Masing masing *neuron output* menerima pola target sesuai dengan pola *inputan* pada saat proses pelatihan/*training* dan menghitung galatnya:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (6)$$

Karena $f'(y_{in_k}) = y_k$ menggunakan fungsi sigmaoid, maka:

$$f'(y_{in_k}) = f(y_{in_k})(1 - f(y_{in_k})) \quad (7)$$

Menghitung perbaikan-perbaikan bobot (w_{jk}):

$$\Delta w_{kj} = a \cdot \partial_k \cdot z_j \quad (8)$$

Menghitung perbaikan koreksi:

$$\Delta w_{0k} = a \cdot \partial_k \quad (9)$$

menggunakan nilai delta (δ_k) pada *neuron layer* sebelumnya.

- Langkah 7: Bobot yang menghubungkan *neuron-neuron output layer* dengan *hidden layer* (z_j , $j = 1, \dots p$) dikalikan delta (δ_k) dan dijumlahkan sebagai masukan ke *neuron layer* berikutnya:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_i w_{jk} \quad (10)$$

Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi pengaktifanya untuk menghitung galatnya:

$$\delta_k = \delta_{in_j} f'(y - in_j) \quad (11)$$

Langkah berikutnya menghitung bobot (digunakan untuk memperbaiki v_{ij}):

$$\Delta w_{ij} = a \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (12)$$

Setelah bobot dihitung, kemudian menghitung perbaikan bias (v_{0j}):

$$\Delta v_{0j} = a \cdot \delta_j \quad (13)$$

Selanjutnya memperbaiki penimbangan dan bias.

- Langkah 8: Masing-masing luaran *neuron* ($y_k, k = 1, \dots, m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j = 0, \dots, p$):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (14)$$

Masing *hidden neuron* ($z_k, k = 1, \dots, p$) memperbaiki bias dan penimbangannya ($k=0, \dots, n$).

$$v_{jk}(\text{baru}) = v_{jk}(\text{lama}) + \Delta v_{jk} \quad (15)$$

- Langkah 9: Uji kondisi (akhir iterasi)

x^p adalah pola masukan pelatihan ke- p ($p = 1, 2, \dots, p \leq 1$); x^p adalah $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$; t^p adalah pola target luaran dari pelatihan; x_i adalah $t_1, t_2, \dots, t_n$; x_i adalah nilai aktivasi dari *neuron* x_i ; z_j adalah unit ke- j pada *hidden layer*; z_{in_j} = *output* untuk *neuron* z_j ; z_j adalah nilai aktivasi dari *neuron* z_j ; y_k adalah unit ke- k pada *hidden layer*; y_{in_k} adalah *output* untuk *neuron* y_k ; y_k adalah nilai aktivasi dari *neuron* y_k ; w_{k0} adalah bobot pada bias untuk *neuron* y_k ; w_{kj} adalah bobot pada z_{ij} ke *neuron* y_k ; Δw_{kj} adalah selisih antara $w_{kj}(t)$ dengan $w_{kj}(t+1)$; v_{j0} adalah bobot dari *neuron* x_i ke *neuron* z_j ; Δv_{ij} adalah selisih antara $v_i(t)$ dengan $v_j(t+1)$; δ_k adalah faktor pengendalian bobot pada *output layer*; δ_j adalah faktor pengendalian bobot pada *hidden neuron*; a adalah konstanta laju pelatihan (*learning rate*) $0 < a < 1$; dan E adalah total galat.

F. Normalisasi Min-Max

Dalam proses klasifikasi, atribut dapat memiliki rentang nilai yang sangat kecil atau sangat besar. Karena nilai numeriknya yang lebih besar, maka atribut dengan rentang nilai yang sangat besar mungkin secara tidak masuk akal mendominasi hasil proses secara keseluruhan. Oleh karena itu, sebelum diklasifikasikan, variabel-variabel ini harus dinormalisasi [25].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Dataset Madu*

Dataset dalam penelitian ini terdiri dari data nilai uap madu murni yang dikumpulkan menggunakan perangkat *electronic nose*. *Dataset* ini mencakup 3 atribut dari 541 data yang terdiri dari 3 jenis madu jenis madu murni, yaitu madu hutan, madu budidaya, dan madu *trigona*. Ketiga jenis madu ini diinisialisasi menjadi kelas 1, 2, dan 3. Setelah pengumpulan data dengan perangkat *electronic nose*, *dataset* ini kemudian diberikan sebuah atribut tambahan berupa label sebagai kelas data. Atribut tambahan ini berfungsi sebagai atribut target dari klasifikasi jenis madu murni yang akan diteliti.

Sebelum data digunakan dalam proses pelatihan jaringan syaraf tiruan, terlebih dahulu dilakukan normalisasi terhadap nilai fitur yang diperoleh dari sensor. Normalisasi ini bertujuan agar seluruh nilai fitur berada pada rentang $[0,1]$ sehingga tidak ada fitur dengan skala besar yang mendominasi proses pembelajaran. Metode normalisasi yang digunakan adalah *min-max scaling*. Setiap nilai fitur diubah berdasarkan nilai minimum dan maksimum pada kolom yang sama. Tabel II menunjukkan data sebelum dinormalisasi, sedangkan Tabel III adalah data yang telah dinormalisasi.

TABEL II
DATASET MADU

CO ₂	Acetone	Alkohol	Target
13,85	3,03	0,82	1
18,14	4,13	0,83	1
22,97	5,38	0,84	1
28,56	7,1	0,85	1
34,27	8,87	0,87	1
40,77	10,95	0,89	1
...	...	...	...
3,85	0,68	1,37	2
4,36	0,76	1,35	2
5,08	0,92	1,34	2
6,32	1,23	1,35	2
7,79	1,55	1,35	2
9,67	2,02	1,34	2
12,01	2,56	1,33	2
...	...	...	...
14,03	3,03	1,53	3
14,51	3,23	1,52	3
15,2	3,38	1,51	3
16,24	3,57	1,51	3
17,22	3,89	1,5	3
18,62	4,33	1,51	3
20,37	4,67	1,48	3

Dataset madu diambil dari perangkat *e-nose* dan dikelompokkan menjadi beberapa kelas. Kelas madu yang digunakan adalah madu hutan, madu budidaya, dan madu trigona. Data yang dikumpulkan kemudian divisualisasikan menggunakan grafik dan diagram untuk memudahkan analisis. Visualisasi ini mencakup representasi data sensor yang menunjukkan perbedaan karakteristik *volatil* antara masing-masing kelas madu, seperti grafik distribusi senyawa kimia, diagram hubungan antar variabel, dan peta panas yang menggambarkan intensitas aroma. Dengan visualisasi ini, pola dan perbedaan karakteristik antara jenis-jenis madu dapat diidentifikasi dengan lebih mudah, membantu dalam proses klasifikasi dan analisis lebih lanjut.

1) Madu Hutan

Visualisasi data madu hutan pada Gambar 4 menunjukkan perubahan konsentrasi tiga senyawa pada madu hutan yang diperoleh melalui perangkat *e-nose*, yaitu CO₂, *acetone*, dan alkohol. Konsentrasi CO₂ (garis biru) menunjukkan peningkatan signifikan dalam tiga siklus terpisah, dengan setiap siklus mencapai puncak sekitar 250 ppm sebelum kembali menurun ke nilai awal. Hal ini mengindikasikan penggunaan sampel baru dengan takaran berbeda pada setiap siklus. Konsentrasi *acetone* (garis oranye) cenderung meningkat secara bertahap dan konsisten tanpa penurunan berarti, sedangkan konsentrasi alkohol (garis hijau) relatif stabil pada nilai rendah selama periode pengamatan. Temuan ini menunjukkan bahwa CO₂ dihasilkan dalam jumlah besar dengan pola fluktuatif, *acetone* mengalami peningkatan progresif, dan alkohol tidak mengalami perubahan signifikan.

TABEL III
DATA SETELAH DINORMALISASI

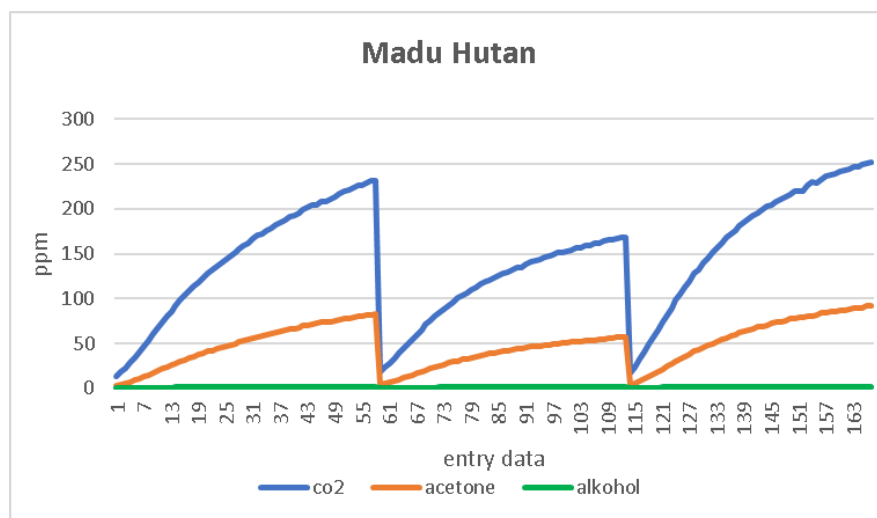
CO ₂	<i>Acetone</i>	Alkohol	Target
0,040183	0,025782	0	1
0,057422	0,03785	0,008547	1
0,07683	0,051563	0,017094	1
0,099293	0,070433	0,025641	1
0,122237	0,089852	0,042735	1
0,148357	0,112671	0,059829	1
...	...	...	...
0,002049	0,000878	0,452991	2
0,004943	0,002633	0,444444	2
0,009925	0,006034	0,452991	2
0,015832	0,009545	0,452991	2
0,023387	0,014701	0,444444	2
0,03279	0,020625	0,435897	2
0,002049	0,000878	0,452991	2
...	...	...	...
0,040907	0,025782	0,606838	3
0,042835	0,027976	0,598291	3
0,045608	0,029622	0,589744	3
0,049787	0,031706	0,589744	3
0,053725	0,035217	0,581197	3
0,059351	0,040044	0,589744	3
0,040907	0,025782	0,606838	3

2) Madu Budidaya

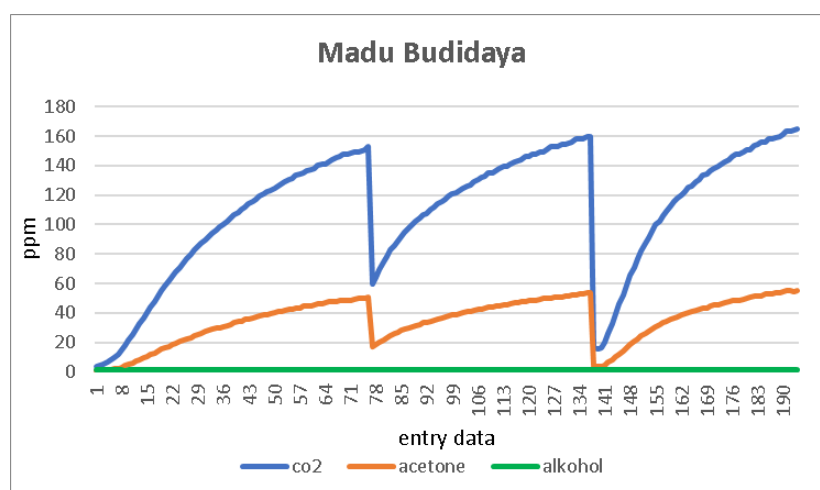
Visualisasi data madu budidaya pada Gambar 5 menunjukkan perubahan konsentrasi tiga senyawa yang terdeteksi melalui perangkat *e-nose*, yaitu CO₂, *acetone*, dan alkohol. Konsentrasi CO₂ (garis biru) mengalami peningkatan signifikan dalam tiga siklus terpisah dengan setiap siklus mencapai puncak sekitar 150 ppm sebelum menurun kembali ke nilai awal. Hal ini mengindikasikan penggunaan sampel baru pada setiap siklus. Konsentrasi *acetone* (garis oranye) meningkat secara bertahap dan konsisten tanpa penurunan berarti, sedangkan konsentrasi alkohol (garis hijau) tetap stabil pada nilai rendah sepanjang periode pengamatan. Dibandingkan dengan madu hutan, madu budidaya menunjukkan puncak konsentrasi CO₂ yang lebih rendah sehingga mengindikasikan bahwa produksi CO₂ pada madu budidaya relatif lebih kecil. Namun demikian, pola umum peningkatan dan penurunan CO₂ serta stabilitas konsentrasi *acetone* dan alkohol pada kedua jenis madu menunjukkan karakteristik proses yang serupa, meskipun intensitas produksinya berbeda.

3) Madu Trigona

Visualisasi data madu trigona pada Gambar 6 menunjukkan perubahan konsentrasi tiga senyawa yang terdeteksi melalui perangkat *e-nose*, yaitu CO₂, *acetone*, dan alkohol. Konsentrasi CO₂ (garis biru) menga-



Gambar 4 Visualisasi data madu hutan



Gambar 5 Visualisasi data madu budidaya

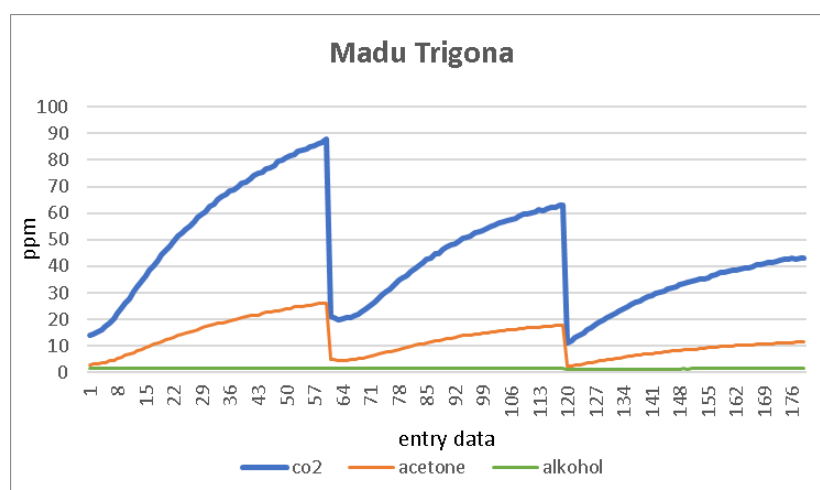
lami peningkatan signifikan dalam tiga siklus terpisah dengan puncak sekitar 80 ppm sebelum kembali menurun ke nilai awal. Hal ini menunjukkan bahwa pada setiap siklus digunakan sampel baru dengan takaran berbeda. Konsentrasi *acetone* (garis oranye) juga mengalami peningkatan bertahap dan konsisten, meskipun nilainya tetap lebih rendah dibandingkan CO₂ dan tidak mengalami penurunan signifikan antar siklus. Sementara itu, konsentrasi alkohol (garis hijau) tetap stabil pada nilai rendah sepanjang periode pengamatan. Dibandingkan dengan madu hutan dan madu budidaya, madu trigona menunjukkan puncak konsentrasi CO₂ yang lebih rendah sehingga mengindikasikan produksi CO₂ yang lebih kecil. Namun demikian, pola umum peningkatan dan penurunan CO₂ serta stabilitas *acetone* dan alkohol menunjukkan bahwa ketiga jenis madu memiliki karakteristik proses yang serupa, meskipun intensitas produksinya berbeda.

B. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Arsitektur jaringan syaraf tiruan (JST) yang digunakan pada penelitian ini adalah *multilayer perceptron* dengan konfigurasi 3–7–3, yaitu tiga *neuron* pada lapisan *input* (merepresentasikan atribut sensor CO₂, *acetone*, dan alkohol), tujuh *neuron* pada lapisan tersembunyi, dan tiga *neuron* pada lapisan luaran sesuai jumlah kelas madu. Implementasi model dilakukan pada Google Colab dengan pengaturan pelatihan sebagai berikut: *optimizer* Adam, fungsi *loss categorical crossentropy*, *learning rate* 0,001, jumlah *epoch* 1000, dan *batch size* 32. Selama pelatihan digunakan *validation_split* 0,2 untuk memantau konvergensi. Total *dataset* (N) 541 data, dan dibagi dengan skema *hold-out* 75% (*train*) dan 25% (*test*) sehingga data uji berjumlah 135 data yang digunakan untuk evaluasi akhir. Bobot dan bias yang diambil dari model terlatih digunakan untuk ilustrasi perhitungan *feedforward*. Parameter pelatihan jaringan syaraf tiruan ditunjukkan pada Tabel IV.

C. Implementasi Algoritme Backpropagation

Proses pelatihan menggunakan algoritme *backpropagation* dilakukan dengan memanfaatkan *tools* Google Colab dan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. *Source code* yang digunakan dalam pelatihan ini dijelaskan sebagai berikut: Pertama, inisialisasi bobot dan bias secara acak. Kedua, untuk setiap *epoch* lakukan iterasi melalui setiap data dalam *dataset*. Ketiga, untuk setiap data lakukan proses *feedforward* dengan menghitung *output* dari setiap lapisan jaringan saraf. Keempat, hitung *error* pada *output* dengan membandingkan *output* yang diharapkan dengan *output* yang dihasilkan. Kelima, lakukan proses *backpropagation* dengan menghitung gradien *error* dan memperbarui bobot dan bias menggunakan algoritme *gradient descent*. Keenam, ulangi proses tersebut hingga *error* pada *output* mencapai nilai yang diinginkan atau jumlah *epoch* yang ditentukan tercapai. Dengan menggunakan pendekatan ini, model dapat



Gambar 6 Visualisasi data madu trigona

dilatih untuk meminimalkan *error* dan meningkatkan akurasi prediksi. Algorithm 1 merupakan *pseudocode* yang digunakan untuk menampilkan bobot dan bias hasil pelatihan yang berguna untuk perhitungan *backpropagation*.

Listing 1: Pseudocode Bobot dan Bias Hasil Pelatihan

Mulai

1. Ambil bobot dan bias pada lapisan *input* (*layer*[0]):
 - *Weights_input* $\leftarrow$ *model.layers*[0].*get_weights*() [0]
 - *Biases_input* $\leftarrow$ *model.layers*[0].*get_weights*() [1]
 - Tampilkan *Weights_input* dan *Biases_input*
2. Ambil bobot dan bias pada lapisan *hidden* (*layer*[1]):
 - *Weights_hidden* $\leftarrow$ *model.layers*[1].*get_weights*() [0]
 - *Biases_hidden* $\leftarrow$ *model.layers*[1].*get_weights*() [1]
 - Tampilkan *Weights_hidden* dan *Biases_hidden*

Selesai

D. Pengujian Algoritme Backpropagaion

Untuk memaksimalkan pemahaman dalam penerapan algoritme, perhitungan manual dilakukan dengan menggunakan rumus dan fungsi aktivasi yang telah dijelaskan. Perhitungan ini memanfaatkan bobot dan bias yang diperoleh dari pelatihan 541 data yang terdiri dari 3 jenis madu dengan 1000 *epoch* dan rasio pembelajaran sebesar 0,001. Berikut adalah matriks *input* yang terdiri dari 3 *neuron input*:

$$input = \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \quad (16)$$

Sebagai contoh, digunakan salah satu data sampel dengan CO₂ sebesar 170,69, *acetone* sebesar 57,1, dan

TABEL IV
PARAMETER PELATIHAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Parameter	Nilai / Keterangan
Arsitektur (<i>Input-Hidden-Output</i>)	3 – 7 – 3 (CO ₂ , <i>acetone</i> , alkohol)
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning rate</i> (α)	0.001
<i>Epochs</i>	1000
<i>Batch size</i>	32
<i>Validation split</i> (<i>during training</i>)	0,2
<i>Loss function</i>	<i>Categorical crossentropy</i>
Pembagian data (<i>hold-out</i>)	<i>Train</i> : tes = 75% : 25% (<i>train</i> = 406, tes = 135)
Metrik evaluasi	<i>Confussion matrix, accuracy, precision, recall, F1-score</i>

alkohol sebesar 1,54. Setelah nilai dinormalisasi menjadi i_1 i_2 i_3 , maka:

$$input = \begin{bmatrix} 170.69 \\ 57.1 \\ 1.54 \end{bmatrix}$$

Langkah selanjutnya dalam menghitung setiap *neuron* pada *hidden layer* adalah dengan menggunakan persamaan:

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i \cdot v_{ij} \quad (17)$$

z_{in_j} adalah nilai *input* untuk *neuron* ke- j pada *hidden layer*; v_o adalah bias untuk *neuron hidden* j ; x_i adalah nilai *input* dari *neuron input* ke- i ; v_{ij} adalah bobot antara *neuron input* ke- i dan *neuron hidden* ke- j , n adalah jumlah *neuron input*. Dengan menggunakan persamaan di atas, setiap nilai z_{in_j} untuk setiap *neuron* pada *hidden layer* dapat dihitung dengan memanfaatkan bobot dan bias yang telah disesuaikan selama proses pelatihan model jaringan syaraf tiruan. Nilai x_i dan bobot v_{ij} diperoleh dari data *input* dan hasil pelatihan, sementara v_{0j} adalah bias yang juga diperoleh dari proses pelatihan. Langkah ini sangat penting dalam menjalankan proses *feedforward* pada jaringan syaraf tiruan untuk menghasilkan *output* yang akurat berdasarkan *input* yang diberikan. Dengan jumlah *neuron* pada *hidden layer* sebanyak 7 sesuai yang telah ditentukan, maka didapatkanlah persamaan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} z_{1in} \\ z_{2in} \\ z_{3in} \\ z_{4in} \\ z_{5in} \\ z_{6in} \\ z_{7in} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{10} \\ v_{20} \\ v_{30} \\ v_{40} \\ v_{50} \\ v_{60} \\ v_{70} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ i_3 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & v_{13} \\ v_{21} & v_{22} & v_{23} \\ v_{31} & v_{32} & v_{33} \\ v_{41} & v_{42} & v_{43} \\ v_{51} & v_{52} & v_{53} \\ v_{61} & v_{62} & v_{63} \\ v_{71} & v_{72} & v_{73} \end{bmatrix} \quad (18)$$

Selanjutnya mengganti seluruh persamaan dengan nilai *input*, bobot, dan bias hasil pelatihan menjadi berikut ini:

$$\begin{bmatrix} z_{1in} \\ z_{2in} \\ z_{3in} \\ z_{4in} \\ z_{5in} \\ z_{6in} \\ z_{7in} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.31590474 \\ 0.28926015 \\ 0.05368024 \\ -0.14512505 \\ -0.48460385 \\ -0.9700212 \\ 0.20713983 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 170.69 \\ 57.1 \\ 1.54 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 2.2403414 & 2.815346 & -4.692072 \\ 1.9964044 & 3.534961 & -4.912738 \\ -2.0407171 & -3.52403 & 4.233726 \\ 3.48563 & 3.621433 & -4.104436 \\ -0.00531291 & 0.903644 & 2.5104482 \\ -0.36774656 & 0.33133 & 3.783773 \\ -2.1177077 & -3.77039 & 4.2787366 \end{bmatrix}$$

Perkalian matriks dengan ordo 1x3 dengan ordo 3x7 menghasilkan matriks ordo 1x7. Diperoleh nilai z_{in_j} berikut ini:

$$\begin{bmatrix} z_{1in} \\ z_{2in} \\ z_{3in} \\ z_{4in} \\ z_{5in} \\ z_{6in} \\ z_{7in} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 493.63180264 \\ 677.19954465 \\ -1075.13181736 \\ 795.04513245 \\ 54.04466895 \\ -39.0269831 \\ -570.43194897 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya, setelah diperoleh nilai dari seluruh *neuron* jaringan tersembunyi, dilakukan perhitungan nilai dengan fungsi aktivasi sigmoid:

$$z_j = \frac{1}{1 + \exp^{-(z_{in})}}$$

Exp merupakan *exponential* yang bernilai 2,71828. Penggunaan fungsi sigmoid ini bertujuan agar *output* dari *hidden layer* memiliki nilai dengan rentang 1 dan 0.

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \\ z_5 \\ z_6 \\ z_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1 + \exp^{-z_{1in}}} \\ \frac{1}{1 + \exp^{-z_{2in}}} \\ \frac{1}{1 + \exp^{-z_{3in}}} \\ \frac{1}{1 + \exp^{-z_{4in}}} \\ \frac{1}{1 + \exp^{-z_{5in}}} \\ \frac{1}{1 + \exp^{-z_{6in}}} \\ \frac{1}{1 + \exp^{-z_{7in}}} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \\ z_5 \\ z_6 \\ z_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{1 + 2.71828^{-(493.63180264)}} \\ \frac{1}{1 + 2.71828^{-(677.19954465)}} \\ \frac{1}{1 + 2.71828^{-(-1075.13181736)}} \\ \frac{1}{1 + 2.71828^{-(795.04513245)}} \\ \frac{1}{1 + 2.71828^{-(54.04466895)}} \\ \frac{1}{1 + 2.71828^{-(-39.0269831)}} \\ \frac{1}{1 + 2.71828^{-(-570.43194897)}} \end{bmatrix}$$

Setelah dilakukan aktivasi menggunakan fungsi aktivasi sigmoid, didapatkanlah nilai *hidden layer* (z).

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \\ z_5 \\ z_6 \\ z_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Proses selanjutnya adalah melakukan perhitungan menuju ke *output layer*. Pada *output layer* terdapat satu *neuron output* yang diwakili oleh y_{in_k} dan W_{kj} merepresentasikan nilai bobot dari *hidden layer* menuju *output* dengan k untuk *hidden output* dan j untuk *hidden layer*.

$$\begin{bmatrix} y_{in_1} \\ y_{in_2} \\ y_{in_3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{10} \\ w_{20} \\ w_{30} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \\ z_5 \\ z_6 \\ z_7 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} w_{11} w_{12} w_{13} w_{14} w_{15} w_{16} w_{17} \\ w_{21} w_{22} w_{23} w_{24} w_{25} w_{26} w_{27} \\ w_{31} w_{32} w_{33} w_{34} w_{35} w_{36} w_{37} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\begin{bmatrix} y_{in_1} \\ y_{in_2} \\ y_{in_3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.04696776 \\ -0.14502403 \\ 0.09448664 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 3.7930439 & 4.2571807 & -3.4885054 & 2.7364922 & -1.571549 & -2.11482 & -4.3596535 \\ -2.0420973 & -1.305912 & 0.02191529 & 0.79835963 & 0.74191946 & 1.1925048 & -0.37447065 \\ -4.08573 & -4.0591745 & 2.6052318 & -5.0118427 & -0.36370334 & 0.19606467 & 2.6729724 \end{bmatrix}$$

Perkalian matriks dengan ordo 1×7 dengan ordo 7×3 menghasilkan matriks ordo 1×3 . Diperoleh nilai y_{in_k} berikut ini:

$$\begin{bmatrix} y_{in_1} \\ y_{in_2} \\ y_{in_3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9.16820104 \\ -1.95275424 \\ -13.4259639 \end{bmatrix}$$

Setelah menemukan y_{in_k} dilakukan penghitungan nilai menggunakan fungsi aktivasi *softmax*. Aktivasi *softmax* digunakan karena data mempunyai 3 label. Fungsi aktivasi *softmax* akan menghitung probabilitas dari setiap kelas (label) dengan mengubah nilai luaran y_{in_k} menjadi distribusi probabilitas. Setiap nilai luaran akan berada dalam rentang (0, 1) dan jumlah keseluruhan nilai luaran akan sama dengan 1 sehingga memungkinkan interpretasi sebagai probabilitas.

$$y_k = \frac{e^{y_{ink}}}{\sum_{j=1}^K e^{y_j}} \quad (20)$$

y_k adalah komponen ke- k dari vektor *output* y , K adalah jumlah total kelas, dan e adalah eksponensial yang merupakan basis dari logaritma. Dengan rumus (20) tersebut, maka didapatkan perhitungan berikut ini:

- Mencari nilai eksponensial pada setiap luaran dari y_{ink} :

$$e^{y_{in1}} = e^{9.16820104} = 9587.3619$$

$$e^{y_{in2}} = e^{-1.95275424} = 0.1419$$

$$e^{y_{in3}} = e^{-13.425963} = 1.8404519 \times 10^{-6}$$

- Menjumlahkan semua nilai eksponensial:

$$\text{sum_exp} = 9587.3619 + 0.1419 + 1.8404519 \times 10^{-6} = 9587.5038018404519$$

- Membagi nilai eksponensial dengan jumlah eksponensial:

$$y_1 = \frac{e^{9.16820104}}{\text{sum_exp}} = \frac{9587.3619}{9587.5038018404519} = 0.999985381$$

$$y_2 = \frac{e^{-1.95275424}}{\text{sum_exp}} = \frac{0.1419}{9587.5038018404519} = 0.000014818267$$

$$y_3 = \frac{e^{-13.4259639}}{\text{sum_exp}} = \frac{1.8404519 \times 10^{-6}}{9587.5038018404519} = 0.00000000019195378$$

Setelah dilakukan perhitungan dengan *input* CO₂ sebesar 170,69, *acetone* sebesar 57,1, dan alkohol sebesar 1,54; maka diperoleh nilai *output* pada y_1 (madu hutan) sebesar 0,999985381; y_2 (madu ternak) sebesar 0,000014818267, dan y_3 (madu trigona) sebesar 0,00000000019195378. Nilai *output* y_1 atau madu hutan memiliki nilai yang paling tinggi yang menunjukkan bahwa *input* merupakan madu hutan atau berlabel madu hutan.

E. Confussion Matrix

Metode *confussion matrix* digunakan untuk menguji kinerja penelitian ini. Pembelajaran mesin menggunakan *matriks confussion* untuk menilai atau menunjukkan perilaku model dalam konteks klasifikasi yang diawasi. Dalam *matriks confussion* matriks, baris menunjukkan kelas *instance* aktual dan kolom menunjukkan kelas yang diprediksi. Jika kita menggunakan tiga kelas data, maka matriks konfusinya adalah 3 x 3. Setiap baris pada matrik akan mewakili kelas aktual, sementara setiap kolom akan mewakili kelas yang diprediksi oleh model.

Pengujian dilakukan menggunakan 25% data uji dari total *dataset* madu sehingga diperoleh *confussion matrix*, seperti ditunjukkan pada Tabel V dan Gambar 7. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semua sampel pada Kelas 1, sebanyak 44 data, berhasil diklasifikasikan dengan benar sehingga menghasilkan nilai *precision* dan *recall* sebesar 100%. Pada kelas 2 terdapat 34 data yang diklasifikasikan dengan benar, namun masih terdapat 14 data yang salah diprediksi sebagai kelas 3. Hal ini menyebabkan nilai *recall* kelas 2 lebih rendah, yaitu 0,708, dibanding *precision*-nya yang tinggi, sebesar 0,971. Untuk Kelas 3, sebanyak 42 data berhasil diprediksi dengan benar, sementara 1 data salah diprediksi sebagai kelas 2. Kondisi ini menghasilkan *precision* 0,750 dengan *recall* tinggi sebesar 0,977.

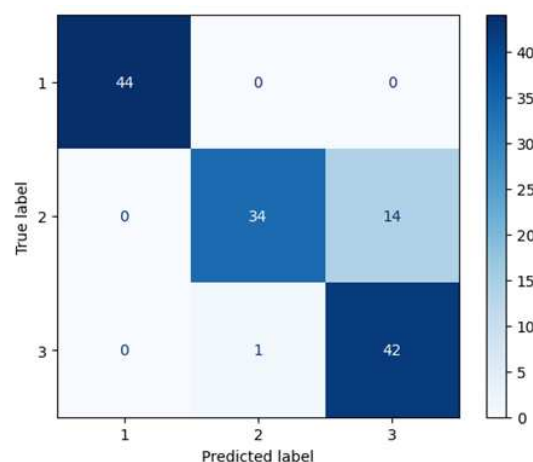
F. Analisis Hasil

Penerapan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation* pada perangkat *e-nose* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan jenis madu. Meskipun demikian, faktor-faktor, seperti kualitas data latih dan pemilihan parameter harus tetap diperhatikan untuk memastikan hasil yang konsisten. Pada implementasinya, perangkat *e-nose* yang dilengkapi dengan sensor MQ-3 dan MQ-135 digunakan untuk mendeteksi komponen gas seperti CO₂, alkohol, dan *acetonee* yang kemudian hasilnya ditampilkan pada LCD. Model ini berhasil mengklasifikasikan jenis madu dengan tepat, seperti yang terlihat pada hasil klasifikasi untuk sampel “Madu Hutan” dengan nilai sensor CO₂ sebesar 170,69 ppm, alkohol sebesar 57,1 ppm, dan *acetonee* sebesar 1,54 ppm. Keberhasilan ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola yang relevan dalam data *input* dan memberikan prediksi yang akurat dengan tingkat akurasi mencapai 0,889 (88,9%) berdasarkan *confussion matrix*. Pengujian dilakukan pada data uji sebanyak 135 sampel (25% dari total *N* sebesar 541). Selain akurasi, performa model dievaluasi menggunakan *precision*, *recall*, dan *F1-score* per kelas sebagai berikut:

- Madu Hutan dikenali dengan sangat baik (44/44 terklasifikasi benar). Hal ini menandakan pola VOC yang relatif khas dan mudah dipisahkan oleh model.
- Madu Budidaya menunjukkan *precision* tinggi, namun *recall* rendah. Sebagian besar prediksi yang diberi label “Budidaya” benar, tetapi banyak sampel Budidaya yang tidak terdeteksi (*false negatives*) karena salah diklasifikasikan sebagai Trigona.
- Madu Trigona memiliki *recall* tinggi, tetapi *precision* lebih rendah yang berarti model cenderung memberi label Trigona pada beberapa sampel Budidaya (*false positives*).

TABEL V
HASIL UJI *CONFUSION MATRIX*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
1	1,000	1,000	1,000
2	0,971	0,708	0,821
3	0,750	0,977	0,848
Rata-rata	0,907	0,895	0,890
Akurasi	0,889 (88,89%)		



Gambar 7 Hasil uji *confussion matrix*

IV. SIMPULAN

Penerapan jaringan syaraf tiruan (MLP *backpropagation* 3–7–3) pada perangkat *e-nose* (sensor MQ-3 dan MQ-135) terbukti sebagai solusi efektif untuk klasifikasi tiga jenis madu dengan akurasi 0,889 pada uji *hold-out* dengan *train* sebesar 406 dan *test* sebesar 135. Evaluasi per kelas menunjukkan Madu Hutan unggul dengan *precision* sebesar 1,000, *recall* sebesar 1,000, dan *F1-score* sebesar 1,000. Madu Budidaya memiliki *recall* lebih rendah dengan *recall* sebesar 0,708, *precision* sebesar 0,971, dan *F1-score* sebesar 0,821 yang mengindikasikan tumpang tindih fitur dengan Madu Trigona dengan *recall* sebesar 0,977, *precision* sebesar 0,750, dan *F1-score* sebesar 0,848. Penelitian ini menunjukkan kelayakan *e-nose* dikombinasikan JST sebagai metode deteksi cepat jenis madu. Untuk meningkatkan reliabilitas praktis disarankan penerapan *feature engineering* (misalnya *peak*, AUC, atau *Tmax*), validasi yang lebih kuat (*stratified k-fold*), *hyperparameter tuning*, dan eksplorasi penambahan atau jenis sensor guna memperbaiki pemisahan kelas yang tumpang tindih.

DAFTAR REFERENSI

- [1] T. Eteraf-Oskouei and M. Najafi, "Traditional and modern uses of natural honey in human diseases: A review," *Iran. J. Basic Med. Sci.*, vol. 16, no. 6, pp. 731–742, 2013.
- [2] Badan Standardisasi Nasional, *Rancangan Standar Nasional Indonesia (RSNI) untuk Madu*, draft rev., 2024.
- [3] F. Amelya and A. Sudaryanto, "Hubungan tingkat pengetahuan umum dengan pencegahan luka diabetik pada penderita diabetes melitus," *J. Ilm. Kesehat. Rustida*, vol. 11, no. 1, pp. 56–64, 2024, doi: 10.55500/jikr.v11i1.219.
- [4] D. Koesno, "Perbedaan madu asli dan palsu: dari aroma hingga rasa," *tirto.id*. [Online]. Available: <https://tirto.id>. [Accessed: Sep. 14, 2025].
- [5] A. Sitompul, B. H. Iswanto, and W. Indrasari, "Analisis cluster bahan herbal berdasarkan fitur respon e-nose," *Prosiding Seminar Nasional Fisika (E-Journal)*, vol. IX, no. CX, pp. 141–146, 2020, doi: 10.21009/03.snf2020.01.fa.22.
- [6] Z. Hasanati and D. Meidelfi, "Kajian implementasi jaringan syaraf tiruan metode backpropagation untuk deteksi bau," *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 90–95, Dec. 2020, doi: 10.52158/jacost.v1i2.113.
- [7] W. B. Gonçalves *et al.*, "Application of an electronic nose as a new technology for rapid detection of adulteration in honey," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 8, 2023, doi: 10.3390/app13084881.
- [8] S. Faal, M. Loghavi, and S. Kamgar, "Physicochemical properties of Iranian ziziphus honey and emerging approaches for predicting them using electronic nose," *Food Biosci.*, vol. 148, pp. 1–10, 2019, doi: 10.1016/j.measurement.2019.106936.
- [9] M. Barata, E. Noersasongko, P. Purwanto, and M. Soeleman, "Improving the accuracy of C4.5 algorithm with Chi-Square method on pure tea classification using electronic nose," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Inf.)*, vol. 7, no. 2, pp. 226–235, Mar. 2023, doi: 10.29207/resti.v7i2.4687.
- [10] D. D. Novita, A. B. Sesunan, M. Telaumbanua, S. Triyono, and T. W. Saputra, "Identifikasi jenis kopi menggunakan sensor e-nose dengan metode pembelajaran jaringan syaraf tiruan backpropagation," *J. Ilm. Rekayasa Pertan. dan Biosist.*, vol. 9, no. 2, pp. 205–217, 2021, doi: 10.29303/jrpb.v9i2.241.
- [11] M. Habib, J. Alhamdani, D. Syauqy, and B. H. Prasetyo, "Sistem klasifikasi kualitas jenis-jenis madu berdasarkan warna, kecerahan, dan pH menggunakan metode JST backpropagation," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 6, pp. 2548–2964, 2022.
- [12] N. A. Nugroho, D. Syauqy, and F. Utaminingrum, "Rancang bangun sistem klasifikasi kelayakan madu berdasarkan kadar gula dan warna untuk penderita diabetes mellitus menggunakan metode," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 5, 2023.
- [13] Ardiansyah, D. Syauqy, and Tibyani, "Implementasi metode klasifikasi Bayes untuk penentuan keaslian madu lebah berbasis embedded system," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 2, pp. 1693–1700, 2019.
- [14] D. Suhandy, M. Yulia, and K. Kusumiyati, "Klasifikasi madu berdasarkan jenis lebah (*Apis dorsata* versus *Apis mellifera*) menggunakan spektroskopi ultraviolet dan kemometrika," *J. Ilmu Pertan. Indones.*, vol. 25, no. 4, pp. 564–573, 2020, doi: 10.18343/jipi.25.4.564.
- [15] R. Alfita, H. Rofiq, and M. Ulum, "Rancang bangun alat pendeteksi kualitas madu asli dan campuran dengan menggunakan metode fuzzy," *SinarFe7*, vol. 2, no. 1, pp. 256–259, 2019.
- [16] A. Balivo, S. Cipolletta, R. Tudisco, P. Iommelli, R. Sacchi, and A. Genovese, "Electronic nose analysis to detect milk obtained from pasture-raised goats," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 2, 2023, doi: 10.3390/app13020861.
- [17] F. Tangguh and S. Rahma, "Analisis performa metode Naïve Bayes classifier pada electronic nose dalam identifikasi formalin pada tahu," *J. Teknol. Inf. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–16, 2023, doi: 10.56705/ijodas.v4i1.67.

- [18] R. Khasanah, S. Parman, S. Widodo, and A. Suedy, "Kualitas madu lokal dari lima wilayah di Kabupaten Wonosobo," *J. Biol.*, vol. 6, no. 1, pp. 29–37, 2017.
- [19] E. Evahelda, F. Pratama, and B. Santoso, "Sifat fisik dan kimia madu dari nektar pohon karet di Kabupaten Bangka Tengah, Indonesia," *Agritech*, vol. 37, no. 4, pp. 363–370, 2018, doi: 10.22146/agritech.16424.
- [20] N. Agustina, "Manfaat madu bagi kesehatan," *Kementerian Kesehatan Republik Indonesia*. [Online]. Available: https://yankes.kemkes.go.id/view_artikel/424/manfaat-madu-bagi-kesehatan. [Accessed: Sep. 14, 2025].
- [21] Standar Nasional Indonesia, *Madu*. Jakarta: Badan Standardisasi Nasional, 2018.
- [22] F. Rosenblatt, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain," *Proc. IEEE*, vol. 69, no. 3, pp. 386–408, 1969, doi: 10.1109/T-C.1969.222718.
- [23] Suryanto, *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data*. Bandung: Informatika, 2019.
- [24] S. Bhattacharyya, "Neural networks: Evolution, topologies, learning algorithms and applications," in *Handbook of Natural Computing*. Springer, 2011, pp. 450–498, doi: 10.4018/978-1-61350-429-1.ch024.
- [25] S. Sinsomboonthong, "Performance comparison of new adjusted min-max with decimal scaling and statistical column normalization methods for artificial neural network classification," *Int. J. Math. Math. Sci.*, 2022, doi: 10.1155/2022/3584406.

Ahmad Dwi Syafi'i, menerima gelar sarjana komputer dari Program Studi Teknik Informatika Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri pada 2024.

Mula Agung Barata, memperoleh gelar sarjana sains terapan di Jurusan Teknik Informatika Politeknik Negeri Malang pada 2017, kemudian melanjutkan program magister di Program Studi Teknik Informatika Universitas Dian Nuswantoro dan menyelesaikan studi pada 2022.

Roihatur Rohmah, memperoleh gelar sarjana sains di Jurusan Fisika Institut Teknologi Sepuluh November pada tahun 2016, kemudian melanjutkan program magister di Program Studi Fisika Institut Teknologi Sepuluh November dan menyelesaikan studi pada 2018.