

DETEKSI KUALITAS TEMBAKAU BERDASARKAN AROMA BERBASIS *ELECTRONIC NOSE*

Misbah, M. Nurul Arif, Yoedo A.S.
Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Gresik
Jl.Sumatera No. 101 GKB, Gresik
E-mail: misbah@umg.ac.id

ABSTRAK

Tembakau mempunyai aroma khas, yang dihasilkan dari bahan organik yang mudah menguap dan yang tidak mudah menguap. Kualitas tembakau ditentukan dari proses fermentasi dan pengeringan. Pada industri rokok, penentuan kualitas tembakau dilakukan oleh tenaga ahli dengan mengandalkan indra penciuman. Hal ini berpotensi menghasilkan tingkat kesalahan yang tinggi. Electronic nose dapat dijadikan salah satu solusi dalam menentukan kualitas tembakau. Electronic nose terdiri dari beberapa sensor gas dan unit pengolah data. Sensor gas yang dipakai adalah MQ4, MQ7, MQ 135 dan MQ137. Sedangkan pada unit pengolah data terdapat algoritma kecerdasan buatan menggunakan neural network. Neural network terdiri dari 4 neuron pada input layer, 25 neuron pada hidden layer dan 2 neuron pada output layer dengan fungsi aktivasi TanSig. Dari hasil pengujian sistem ini dapat mengidentifikasi tembakau yang baik, sedang dan jelek dengan tingkat keakurasaan 95%.

Kata kunci: Electronic nose, sensor gas, tembakau.

ABSTRACT

Tobacco has a distinctive aroma, which is produced from volatile and non-volatile organic materials. Tobacco quality is determined by the fermentation and drying processes. In the cigarette industry, tobacco quality is determined by experts by relying on the sense of smell. This has the potential to result in a high error rate. Electronic nose can be used as a solution in determining the quality of tobacco. The electronic nose consists of several gas sensors and a data processing unit. The gas sensors used are MQ4, MQ7, MQ 135 and MQ137. While in the data processing unit there is an artificial intelligence algorithm using a neural network. The neural network consists of 4 neurons in the input layer, 25 neurons in the hidden layer and 2 neurons in the output layer with the TanSig activation function. From the results of testing this system can identify tobacco that is good, moderate and bad with an accuracy rate of 95%.

Keywords: Electronic nose, gas sensor, tobacco.

I. PENDAHULUAN

Tembakau merupakan bahan baku utama dalam industri pembuatan rokok. Beberapa negara, seperti Brazil, America, Europe, Zimbabwe, China, India, Malawi, Russia dan Indonesia, tembakau merupakan komoditi perkebunan yang mempunyai nilai tinggi [1].

Bahan baku utama pada industri rokok adalah tembakau, oleh karena itu kualitasnya harus tetap dijaga. Salah satu parameter dalam menentukan kualitas tembakau adalah aroma. Aroma tembakau didapat darizat yang terkandung didalamnya. Ada yang bersifat *volatile* dan *nonvolatile* [2]. Aroma tembakau dipengaruhi oleh lama proses pengeringan dan fermentasi.

Ada beberapa literatur yang menggunakan metode gas kromatografi untuk menganalisa zat-zat kimia yang terkandung dalam tembakau. Metode ini memerlukan peralatan yang kompleks dan butuh pengkondisian dalam melakukan pengujian, sehingga membutuhkan waktu yang lama [3][4].

Untuk menentukan kualitas tembakau dibutuhkan pengujian yang cepat dan akurat. Teknologi *electronic nose* merupakan salah satu solusi yang dapat digunakan dalam menentukan kualitas tembakau. *Electronic nose* telah digunakan secara luas baik untuk monitoring lingkungan [5][6], perpaduan *electronic nose* dengan *neural*

network digunakan untuk identifikasi, antara lain deteksibahan beracun [7], menentukan kualitas ikan [8] dan deteksi kualitas tembakau [9][10].

Penelitian sebelumnya telah dibuat sistem *electronic nose* untuk menentukan kualitas tembakau dengan menggunakan metode *learning vector quantization* (LVQ). Hasil klasifikasinya sebesar 93% [11].

Pembahasan pada makalah ini adalah untuk memperbaiki penelitian sebelumnya. Metode *neural network* digunakan dalam menentukan kualitas tembakau berdasarkan aroma yang dihasilkan selama proses fermentasi. Ada tiga kelas yang akan dideteksi, yaitu kelas 1 saat fermentasi selama 3 minggu, kelas 2 selama 4 minggu dan kelas 3 selama 8 minggu. Tembakau yang dipakai pada industri rokok adalah yang fermentasi selama 8 minggu.

II. METODE

Electronic noseterdiri dari beberapa sensor gas dan unit pengolah data. unit pengolah data terdapat algoritma kecerdasan buatan yaitu *neural network*.

Sensor Gas

Tembakau mengandung komponen volatile sebanyak 300 macam yang berperan dalam

memberikan aroma khas pada tembakau. Beberapa komponen *volatile* adalah protein, nikotin, pati, polypenol, magnesium (Mg), calcium (Ca), phosphor (P), Zn, potassium, Cu dan lainnya [12]. Tabel 1 menunjukkan sensor gas yang dipilih beserta keterangannya.

Tabel1. Sensor yang digunakan pada *electronic nose*.

Sensor	Respon
MQ4	<i>Methane</i>
MQ7	Karbon Monoksida (CO)
MQ135	<i>NH₃, Benzene, Smoke</i>
MQ137	<i>Ammonia (NH₃), Ethanol</i>

Neural Network

Arsitektur *neural network* yang digunakan adalah *multilayer perceptron* dengan 3 *layer*, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* seperti pada Gambar 4. Pada *input layer* terdapat 4 *node* yang menerima *input* dari 4 sensor. Pada *hidden layer* terdapat 25 *neuron* dan pada *output layer* terdapat 1 *neuron*. *Output* yang dihasilkan berupa 3 kelas. Proses kalkulasi dari dinyatakan sebagai berikut:

$$\{x_1, t_1\}, \{x_2, t_2\}, \dots, \{x_n, t_n\} \quad (6)$$

dimana x merupakan input dan t adalah nilai target.

$$z_{net_j} = \sum_{j=1}^k v_{ij} \cdot x_j + v_{0j} \quad (7)$$

dimana z_{net_i} adalah *neuron*, k *neuron* maksimal dari *neuron* j, v_{ij} adalah bobot dari *neuron* i hingga j, x_j adalah data input pada *neuron* j, dan v_{0j} adalah *bias* pada *neuron* j.

$$z_j = f_1(z_{net_j}) = \frac{1}{1+e^{-z_{net_j}}} \quad (8)$$

dimana z_j adalah output dari *neuron* pada *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid.

$$y_k = f_2(y_{net_k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net_k}}} \quad (9)$$

$$e_k = t_k - y_k \quad (10)$$

$$e = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^i (t_k - y_k)^2 \quad (11)$$

dimana e_k adalah *error* pada output, t_k adalah output target pada *neuron* k, y_k adalah output pada *neuron* k, e adalah *root mean square error*.

$$\dot{f}_2(y_{net_k}) = f_2(y_{net_k})[1 - f_2(y_{net_k})] \quad (12)$$

dimana $\dot{f}_2(y_{net_k})$ adalah *transfer function* dari turunan sigmoid dan $f_2(y_{net_k})$ merupakan *transfer function* dari sigmoid.

$$\delta_k = e_j(y_{net_k}) \dot{f}_2(y_{net_k}) \quad (13)$$

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (14)$$

$$\delta_j = \delta_{net_j} \dot{f}_1(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (15)$$

dimana δ_k merupakan gradien dari *neuron*k.

$$\Delta w_{jk}(n) = \alpha \delta_k(n) + \varphi \Delta w(n-1) z_j \quad (16)$$

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{jk}(n) \quad (17)$$

$$\Delta v_{ij}(n) = \alpha \delta_j(n) + \varphi \Delta v(n-1) x_i \quad (18)$$

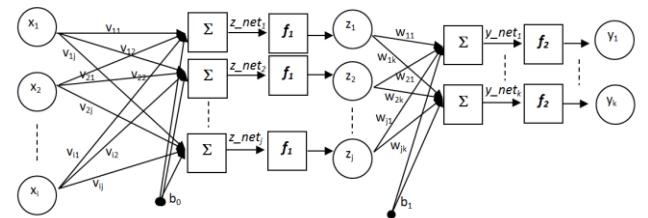
$$v_{ij}(n+1) = v_{ij}(n) + \Delta v_{ij}(n) \quad (19)$$

dimana $w_{jk}(n+1), \Delta w_{jk}(n)$ adalah nilai perubahan *weight*. $\Delta w(n-1)$ adalah nilai perubahan *weight* iterasi sebelumnya, $\delta(n)$ adalah gradien dari layer sebelumnya, dimana φ adalah nilai momentum, α adalah *learning rate* dan z_j nilai *layer*.

$$\Delta b(n) = \alpha \delta(n) + \varphi \Delta b(n-1) \quad (20)$$

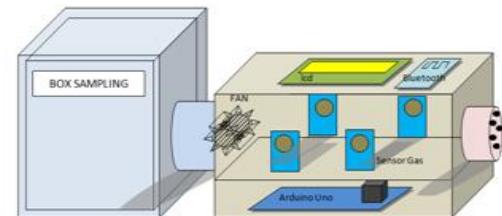
$$b(n+1) = b(n) + \Delta b(n) \quad (21)$$

dimana $b(n+1)$ adalah *bias* yang baru dan $b(n)$ merupakan *bias* awal.

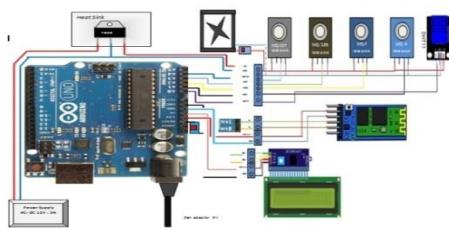


Gambar 1. Arsitektur *Neural Network*.

Perancangan sistem *electronic nose* ini menggunakan sensor gas dengan metode pengenalan pola *neural network*. Bagian perangkat keras terdiri dari modul Arduino Uno versi R3, modul Bluetooth HC-05, Modul LCD 16 x 2, sensor suhu dan kelembapan DHT-11, 4 Modul sensor gas yang berbeda yaitu MQ-4, MQ-7, MQ-135 dan MQ-137 juga beberapa perangkat penunjang seperti fan DC5v sebagai *exhaust* dan kotak sampel. Desain alat untuk percobaan seperti terlihat pada Gambar 2. Sedangkan hubungan antar komponen perangkat keras pada *electronic nose* terlihat pada Gambar 3.



Gambar 2. Desain sistem untuk percobaan

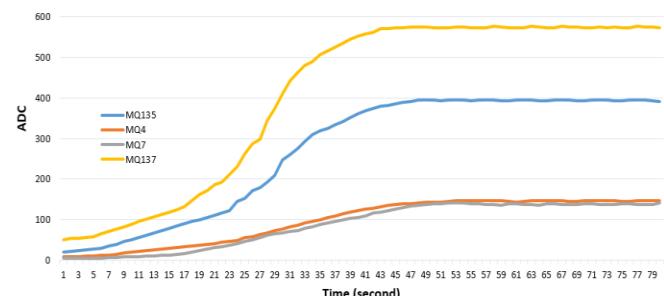


Gambar 3. Perangkat keras sistem E-nose.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan data diperoleh dari respon tiap sensor untuk 3 kelas tembakau. Pada tiap kelas tembakau dilakukan 15 kali pengujian. Rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk mendapat data dimulai dari respon pertama sampai kondisi stabil adalah 160 detik. Nilai yang tersimpan pada komputer masih dalam nilai ADC. Resolusi ADC yang digunakan sebesar 10 bit. Respon sensor saat ada paparan uap tembakau terlihat pada Gambar 4.

Data yang tersimpan berupa data ADC sebanyak 160 titik untuk masing-masing sensor. Kemudian diambil rata-ratanya untuk dijadikan masukan, baik sebagai data latih maupun data uji pada algoritma *neural network*. Tabel 2 menunjukkan data latih untuk tembakau kelas 1 (3 minggu), kelas 2 (4 minggu) dan kelas 3 (8 minggu).

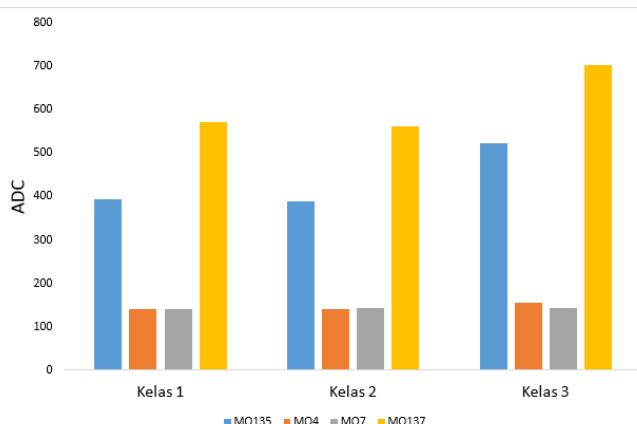


Gambar 4. Respon sensor saat terpapar bau tembakau

Tabel 2. Data latih pada masing-masing kelas

Kelas 1				Kelas 2				Kelas 3			
MQ135	MQ4	MQ7	MQ137	MQ135	MQ4	MQ7	MQ137	MQ135	MQ4	MQ7	MQ137
400	142	143	573	373	144	145	567	445	143	141	610
394	141	141	572	390	141	142	563	524	156	143	704
456	153	151	615	383	139	142	554	480	149	141	672
431	148	149	582	375	142	144	551	562	170	166	792
438	141	141	612	366	141	144	510	455	149	144	645
429	141	143	582	368	142	139	500	451	142	139	645
400	153	151	612	383	142	142	489	442	134	142	700

Gambar 5 menunjukkan pola respon pada sensor untuk tembakau kelas 1, kelas 2 dan kelas 3 terhadap nilai ADC. Dari respon tersebut dapat dijelaskan bahwa nilai ADC pada sensor MQ7 (karbon monoksida) dan MQ4 untuk masing-masing kelas memiliki nilai hampir sama (140 - 150). Sedangkan pada sensor MQ135 dan MQ137 mempunyai nilai ADC antara 400 – 700. Nilai kedua sensor ini tinggi disebabkan adanya senyawa alkohol yang dihasilkan dari proses fermentasi zat pati pada tembakau.



Gambar 5. Pola respon sensor gas untuk masing-masing kelas

Tabel 3. Data uji ternormalisasi

Data Uji	Sensor			
	MQ135	MQ4	MQ7	MQ137
1	0.508861	0.177215	0.177215	0.721519
2	0.502532	0.181013	0.182278	0.726582
3	0.573418	0.189873	0.193671	0.779747
4	0.548101	0.18481	0.186076	0.734177
5	0.551899	0.181013	0.179747	0.772152
6	0.565823	0.179747	0.178481	0.734177
7	0.508861	0.194937	0.193671	0.772152
8	0.506329	0.179747	0.178481	0.722785
9	0.501266	0.179747	0.181013	0.725316
10	0.544304	0.187342	0.189873	0.789873
11	0.507595	0.177215	0.181013	0.721519
12	0.550633	0.182278	0.178481	0.76962
13	0.564557	0.177215	0.179747	0.737975
14	0.503797	0.179747	0.178481	0.73038
15	0.553165	0.182278	0.183544	0.774684
16	0.473418	0.186076	0.187342	0.713924
17	0.496203	0.179747	0.181013	0.711392
18	0.486076	0.177215	0.178481	0.7
19	0.475949	0.178481	0.183544	0.696203
20	0.460759	0.179747	0.183544	0.646835
21	0.464557	0.181013	0.177215	0.635443
22	0.482278	0.178481	0.181013	0.617722

23	0.472152	0.18481	0.186076	0.717722
24	0.497468	0.181013	0.182278	0.712658
25	0.487342	0.178481	0.179747	0.701266
26	0.486076	0.179747	0.181013	0.698734
27	0.48481	0.178481	0.179747	0.7
28	0.462025	0.182278	0.181013	0.648101
29	0.464557	0.182278	0.179747	0.649367
30	0.494937	0.178481	0.182278	0.708861
31	0.564557	0.182278	0.179747	0.774684
32	0.664557	0.194937	0.182278	0.892405
33	0.608861	0.189873	0.181013	0.851899
34	0.710127	0.216456	0.207595	1
35	0.572152	0.186076	0.179747	0.813924
36	0.572152	0.181013	0.177215	0.817722
37	0.562025	0.172152	0.182278	0.888608
38	0.565823	0.183544	0.181013	0.775949
39	0.665823	0.196203	0.183544	0.893671
40	0.610127	0.191139	0.182278	0.853165
41	0.567089	0.183544	0.181013	0.778481
42	0.662025	0.192405	0.179747	0.887342
43	0.611392	0.194937	0.182278	0.85443
44	0.558228	0.170886	0.179747	0.887342
45	0.567089	0.18481	0.183544	0.777215

Proses *learning* pada neural network menggunakan 21 data latih. Proses tersebut dilakukan di komputer dengan jumlah iterasi sebanyak 5.000 dan nilai *error* yang dihasilkan adalah 0.001. Pada proses ini, nilai *weight* dan *bias* terbaik akan digunakan untuk melakukan identifikasi. Proses validasi pada *neural network* dilakukan dengan 45 data diluar data latih, masing-masing kelas terdiri dari 15 data seperti tercantum pada Tabel 3. Secara berturut-turut data kelas 1 dari nomer 1-15, kelas 2 nomer 16-30 dan kelas 3 nomer 31-45. Setelah dilakukan pengujian

terhadap 45 data diperoleh hasil 43 data teridentifikasi dan 2 terjadi kesalahan, seperti terlihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Data keseluruhan pengujian

Data Uji	Hasil Pengujian		
	Kelas 1	Kelas 2	Keterangan
1	✓		Benar
2	✓		Benar
3	✓		Benar
4	✓		Benar
5	✓		Benar
6	✓		Benar
7	✓		Benar
8	✓		Benar
9	✓		Benar
10	✓		Benar
11	✓		Benar
12	✓		Benar
13	✓		Benar
14	✓		Benar
15	✓		Benar
16		✓	Benar
17		✓	Benar
18		✓	Benar
19	✓		Salah
20		✓	Benar
21		✓	Benar
22		✓	Benar
23		✓	Benar
24	✓		Salah
25		✓	Benar
26		✓	Benar
27		✓	Benar
28		✓	Benar
29		✓	Benar
30		✓	Benar
31		✓	Benar
32		✓	Benar
33		✓	Benar

34	✓	Benar
35	✓	Benar
36	✓	Benar
37	✓	Benar
38	✓	Benar
39	✓	Benar
40	✓	Benar
41	✓	Benar
42	✓	Benar
43	✓	Benar
44	✓	Benar
45	✓	Benar

Dari pengujian yang tertera pada tabel 4, menunjukkan bahwasistem *electronic nose* dengan algoritma pengenalan *polaneural network* memiliki tingkat keakuratan 95%.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian alat dan hasil analisa dapat disimpulkan bahwa *electronic nose* dengan metode kecerdasan buatan *neural network* dapat digunakan untuk mendeteksi tembakau berumur 3 minggu, 4 minggu dan 8 minggu, dengan tingkat keakuratan 95%.

V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. S. Guru, P. B. Mallikarjuna, S. Manjunath, and M. M. Shenoi, “Machine Vision Based Classification Of Tobacco Leaves For Automatic Harvesting,” *Intell. Autom. Soft Comput.*, vol. 18, no. 5, pp. 581–

-
- 590, 2012, doi: 10.1080/10798587.2012.10643267.
- [2] C. Gong, Y. Zhou, H. Yang, "Introduction for three stage curing of flue-cured tobacco," *Beijing: Science Press*.
- [3] T. Miyake and T. Shibamoto, "Quantitative analysis by gas chromatography of volatile carbonyl compounds in cigarette smoke," *J. Chromatogr. A*, vol. 693, no. 2, pp. 376–381, Feb. 1995, doi: 10.1016/0021-9673(94)01179-I.
- [4] L. Kim and P. J. Marriott, "Preparative gas chromatography," in *Gas Chromatography*, Elsevier, 2021, pp. 487–504.
- [5] Misbah, R. P. Astutik, Eliyani, H. A. Winarno, A. Muklish and D. Andesta, "Communication System on Wireless Sensor Networks using Raspberry Pi and Arduino for Monitoring Gas of Air Pollution," in *International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)*, 2018, pp. 27-32, doi: 10.1109/ISITIA.2018.8711371.
- [6] F. Ardiansyah, Misbah, and P. P. S. Saputra, "Sistem Monitoring Debu Dan Karbon Monoksida Pada Lingkungan Kerja Boiler Di Pt. Karunia Alam Segar," *IKRA-ITH Teknol. J. Sains Teknol.*, vol. 2, no. 3, pp. 62–71, 2018, [Online]. Available: <https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/ikraith-teknologi/article/view/333>.
- [7] Misbah, M. Rivai, and F. Kurniawan, "Quartz crystal microbalance based electronic nose system implemented on Field Programmable Gate Array," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.)*, vol. 17, no. 1, pp. 370–376, 2019, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v17i1.10133.
- [8] M. Rivai, Misbah, M. Attamimi, M. Hamka Firdaus, Tasripan, and Tukadi, "Fish Quality Recognition using Electrochemical Gas Sensor Array and Neural Network," in *International Conference of Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia*, 2019, pp. 29–33.
- [9] Y. Sari and R. A. Pramunendar, "Classification Quality of Tobacco Leaves as Cigarette Raw Material Based on Artificial Neural Networks," *Int. J. Comput. Trends Technol.*, vol. 50, no. 3, pp. 147–150, 2017, doi: 10.14445/22312803/ijctt-v50p126.

- [10] M. Rivai, “Klasifikasi Tembakau Menggunakan Deret Sensor Tin-Oxide dan Neural Network,”*JAVA Journal of Electronics Engineering*, Vol. 9, No.2, 2011.
- [11] M. Arif, Misbah, and Y. A. Surya, “Klasifikasi Aroma Tembakau Menggunakan Learning Vector Quantization,”*E-Link: Jurnal Teknik Elektro dan Informatika*, 14(2), pp. 90-95, 2019.
doi:10.30587/e-link.v14i2.1198
- [12] Tirtosastro, Samsuri, A. S. Murdiyati,, “Kandungan Kimia Tembakau dan Rokok,”*Buletin Tanaman Tembakau, Serat dan Minyak Industri* 2 (1). 33-34, 2010,
ISSN 2085-6717.