

**SISTEM DETEKSI TINGKAT KEBUSUKAN DAGING AYAM
MENGUNAKAN *ELECTRONIC NOSE (E-NOSE)* BERBASIS
JARINGAN SARAF TIRUAN DENGAN METODE *BACKPROPAGATION***

(Skripsi)

Oleh

Anies Lutfiana



**JURUSAN FISIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2022**

ABSTRAK

SISTEM DETEKSI TINGKAT KEBUSUKAN DAGING AYAM MENGUNAKAN *ELECTRONIC NOSE (E-NOSE)* BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DENGAN METODE *BACKPROPAGATION*

Oleh

Anies Lutfiana

Penelitian mengenai sistem deteksi tingkat kebusukan daging ayam telah dilakukan dengan menggunakan *electronic nose (e-nose)* yang terdiri dari 5 sensor yaitu MQ-3, TGS-2602, TGS-2611, TGS-2600, dan TGS-822. Tujuan penelitian ini adalah mampu mengembangkan sistem berbasis Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan metode *backpropagation*. Variasi *hidden layer* yang digunakan menunjukkan bahwa parameter JST akan maksimal pada *hidden layer* 8 dengan rata-rata nilai parameter sebesar 92% dan *error value* sebesar 4,81%. Pengelompokan sampel dengan *Principal Component Analysis (PCA)* juga telah sesuai dengan pengukuran pH daging ayam yang dilakukan sebelumnya sebagai data standar jenis sampel. Perhitungan manual juga dilakukan untuk mengetahui nilai standar deviasi dan ketidakpastian relatif sampel dan diketahui bahwa nilai rata-rata standar deviasi sebesar 0,25 V dan ketidakpastian relatif sebesar 4%.

Kata kunci : *e-nose*, kebusukan daging ayam, *backpropagation*, PCA, *hidden layer*.

ABSTRACT

DETECTION SYSTEM OF CHICKEN MEAT ROTTENNESS USING ELECTRONIC NOSE (E-NOSE) BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH BACKPROPAGATION METHOD

By

Anies Lutfiana

The research of detection system for the level of chicken meat rottenness has been carried out using an electronic nose (e-nose) which consists of 5 sensors, namely MQ-3, TGS-2602, TGS-2611, TGS-2600, and TGS-822. The purpose of this research is to develop a system based on Artificial Neural Networks (ANN) with the backpropagation method. The hidden layer variation used shows that the ANN parameter will be maximal at hidden layer 8 with an average parameter value is 92% and an *error* value is 4.81%. The grouping of samples with Principal Component Analysis (PCA) was also in accordance with the previous measurement of the pH of chicken meat as standard data for the type of sample. Manual calculations were also carried out to determine the value of the standard deviation and relative uncertainty of the sample and it is known that the average standard deviation is 0.25 V and the relative uncertainty is 4%.

Keywords : e-nose, rotten chicken meat, backpropagation, PCA, hidden layer.

**SISTEM DETEKSI TINGKAT KEBUSUKAN DAGING AYAM
MENGUNAKAN *ELECTRONIC NOSE (E-NOSE)* BERBASIS
JARINGAN SARAF TIRUAN DENGAN METODE *BACKPROPAGATION***

Oleh

ANIES LUTFIANA

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar

SARJANA SAINS

Pada

**Jurusan Fisika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung**



**JURUSAN FISIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDARLAMPUNG
2022**

Judul Penelitian : **SISTEM DETEKSI TINGKAT KEBUSUKAN DAGING AYAM MENGGUNAKAN ELECTRONIC NOSE (E-NOSE) BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DENGAN METODE BACKPROPAGATION**

Nama Mahasiswa : **Anies Lutfiana**

Nomor Pokok Mahasiswa : 1717041017

Jurusan : Fisika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Junaidi, S.Si., M.Sc.
NIP. 198206182008121001

Drs. Amir Supriyanto, M.Si.
NIP. 196504071991111001

2. Ketua Jurusan Fisika

Gurum Ahmad Pauzi, S.Si., M.T.
NIP. 198010102005011002

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

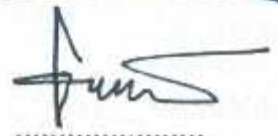
Ketua : Dr. Junaidi, S.Si., M.Sc.



Sekretaris : Drs. Amir Supriyanto, M.Si.



**Penguji
Bukan Pembimbing : Gurum Ahmad Pauzi, S.Si., M.T.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Sripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.
NIP. 19740705 200003 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 15 Juni 2022

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang sama persis dengan yang pernah dilakukan orang lain, dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat karya atau pendapat yang ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini sebagaimana disebutkan dalam daftar pustaka, selain itu saya menyatakan pula bahwa skripsi ini dibuat oleh saya sendiri.

Apabila pernyataan ini tidak benar, maka saya bersedia dikenakan sanksi sesuai hukum yang berlaku.

Bandarlampung. 23 Juni 2022



Anies Lutfiana
NPM. 1717041017

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Anies Lutfiana. Penulis dilahirkan di Lampung Timur pada 24 Agustus 2000. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara dari pasangan Bapak T. Mawardani dan Ibu Ismawati. Penulis menyelesaikan pendidikan di SDN 1 Mekarsari pada 2011, SMPN 2 Pasir Sakti pada 2014, dan SMAN 1 Pasir Sakti pada 2017. Penulis terdaftar sebagai mahasiswa di jurusan Fisika FMIPA Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN pada tahun 2017 dan mendapat beasiswa Bidikmisi selama 4 tahun. Penulis pernah aktif dalam kegiatan organisasi seperti menjadi anggota bidang Komunikasi dan Informasi HIMAFI FMIPA Unila pada tahun 2017, dan anggota divisi VTOL Unila Robotika dan Otomasi (URO) pada 2019. Penulis melaksanakan Praktik Kerja Lapangan (PKL) di Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Jakarta Pusat pada tahun 2020 di bagian Instrumentasi dan Kalibrasi dengan judul laporan **“Uji Homogenitas *Pier* Kalibrasi di Laboratorium Kalibrasi Geofisika BMKG Jakarta dengan Metode Komparasi Seismometer *Geodevice BBVS-120S*”**. Penulis juga melaksanakan Kerja Kuliahan Nyata (KKN) di Desa Mekarsari, Kecamatan Pasir Sakti, Kabupaten Lampung Timur. Penulis pernah mengikuti kompetisi nasional **Kontes Robot Terbang Indonesia (KRTI)** pada tahun 2019 dan 2020 pada divisi *Vertical Take Off and Landing* sebagai tim inti di bagian *Ground Control System (GCS)*.

MOTTO

“Laa Ba’sa. Hatiku tenang karena mengetahui bahwa apa yang telah melewatkanmu tidak akan pernah menjadi milikmu, dan apa yang ditakdirkan untukmu tidak pernah melewatimu”

(Umar Bin Khattab)

“Aku hanya ingin menjadi diriku sendiri, aku tidak bisa menjadi orang lain”

(One Ok Rock)

PERSEMBAHAN

Dengan Penuh Rasa Syukur Kepada Allah Subhanahu Wa
Ta'ala, karya ini dipersembahkan kepada:

Kedua Orang Tuaku

Bapak T. Mawardi dan Ibu Ismawati

Terimakasih untuk segala doa dan usaha yang selalu diberikan demi
kesuksesan putrinya hingga mampu menyelesaikan pendidikan di tingkat
universitas sebagai sarjana

Keluarga Besar dan Teman-Teman

Terimakasih atas segala dukungan yang diberikan sehingga dapat tetap
bertahan dalam keadaan suka dan duka

Almamater Tercinta

UNIVERSITAS LAMPUNG

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT. Tuhan Yang Maha Kuasa sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “**Sistem Deteksi Tingkat Kebusukan Daging Ayam dengan Menggunakan *Electronic Nose (E-Nose)* Berbasis Jaringan Saraf Tiruan dengan Metode *Backpropagation*”**. Dengan segala kerendahan hati, penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini masih terdapat kesalahan dan masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun penulis harapkan untuk memperbaiki skripsi ini. Semoga skripsi ini bermanfaat bukan hanya untuk penulis, tapi juga untuk para pembaca.

Bandarlampung, 23 Juni 2022

Penulis

Anies Lutfiana

SAN WACANA

Segala puji bagi Allah, yang telah memberikan taufik dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan lancar. Dalam penyusunan skripsi ini, penulis menyadari tidak sedikit hambatan dan kesulitan yang dihadapi, namun berkat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak, akhirnya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini. Penulis mengucapkan terimakasih telah membantu penyusunan skripsi ini kepada:

1. Bapak Dr. Junaidi, S.Si., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing I yang selalu membimbing dan mengarahkan dalam proses penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Drs. Amir Supriyanto, M.Si., selaku Dosen Pembimbing II yang selalu memberikan ilmu dan bimbingannya dalam penulisan skripsi.
3. Bapak Gurum Ahmad Pauzi, S.Si., M.T., selaku pembahas yang senantiasa mengarahkan dalam proses penyusunan skripsi ini, pembimbing akademik yang senantiasa memberikan bimbingan dan arahan selama masa perkuliahan, dan ketua jurusan Fisika Universitas Lampung yang senantiasa mempermudah proses perkuliahan.
4. Seluruh dosen jurusan Fisika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan banyak ilmu selama kuliah.
5. Seluruh staf dan karyawan Jurusan Fisika Universitas Lampung yang senantiasa membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian dan seminar.

6. Bapak, Mamak, dan adikku Noufal yang senantiasa memberikan dukungan dan doa sehingga penulis dapat menyelesaikan studi.
7. Teman-teman Fisika angkatan 2017 khususnya kepada tim *e-nose* yang senantiasa memberikan ilmu, pengalaman, dan informasi selama perkuliahan.
8. Teman-teman Asrama Gamalama yang senantiasa memberikan rasa kekeluargaan dan kepedulian selama penulis menjadi penghuni asrama, serta menerima kebiasaan-kebiasaan penulis yang mungkin kurang berkenan.
9. Teman-teman, dosen, dan kakak-kakak Unila Robotika dan Otomasi (URO) yang telah menerima dan memberikan banyak ilmu dan pengalaman sehingga penulis mampu untuk menjadi lebih tahu banyak hal khususnya dalam bidang *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV).
10. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah membantu penulis selama menyelesaikan perkuliahan dan skripsi ini.

Semoga Allah SWT membalas dengan yang lebih baik dan menjadi pemberat amal di akhirat nanti. Aamiin.

Bandarlampung, 23 Juni 2022

Penulis

Anies Lutfiana

DAFTAR ISI

ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
HALAMAN JUDUL	iii
LEMBAR PERSETUJUAN	iv
LEMBAR PENGESAHAN	v
PERNYATAAN	vi
RIWAYAT HIDUP	vii
MOTTO	viii
PERSEMBAHAN	ix
KATA PENGANTAR	x
SAN WACANA	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah	5

II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Penelitian Terkait	6
2.2 Teori Dasar	8
2.2.1 Kebusukan Daging Ayam	8
2.2.2 Teknologi <i>E-Nose</i> dan Penggunaannya dalam Bidang Makanan ..	10
2.2.3 Jaringan Saraf Tiruan (JST)	18
2.2.4 <i>Principal Component Analysis</i> (PCA).....	25
2.2.5 Metode <i>Backpropagation</i>	29
2.2.6 Bahasa Pemrograman MATLAB	30
III. METODE PENELITIAN	32
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	32
3.2 Alat dan Bahan.....	33
3.3 Prosedur Penelitian.....	35
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	41
4.1 Pengukuran pH Daging Ayam	41
4.2 Pengambilan Data <i>E-Nose</i>	42
4.2.1 Perekaman Data Sampel	42
4.2.2 Penentuan Puncak.....	45
4.2.3 Analisis Tegangan Sensor dan PCA	46
4.2.4 Pelatihan JST.....	48
4.3 Analisis Kinerja Jaringan Saraf Tiruan (JST).....	59
4.3.1. Analisis Parameter JST (<i>Hidden Layer 3</i>)	60
4.3.2. Analisis Parameter JST (<i>Hidden Layer 4</i>)	60
4.3.3. Analisis Parameter JST (<i>Hidden Layer 5</i>)	61
4.3.4. Analisis Parameter JST (<i>Hidden Layer 8</i>)	62
V. SIMPULAN DAN SARAN.....	67
5.1 Simpulan	67
5.2 Saran	68
DAFTAR PUSTAKA.....	69
LAMPIRAN	73

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1. <i>Electronic Nose (E-Nose)</i>	6
Gambar 2. 2. Proses pendeteksian, penafsiran, dan pembeda dari <i>e-nose</i>	12
Gambar 2. 3. Diagram skematis dari sistem <i>e-nose</i>	13
Gambar 2.4. Sensor TGS-822.....	14
Gambar 2. 5. Sensor MQ-3.....	15
Gambar 2. 6. Sensor TGS-2600.....	15
Gambar 2. 7. Sensor TGS-2602.....	16
Gambar 2. 8. Sensor TGS-2611	17
Gambar 2. 9. Struktur node berlapis pada JST	20
Gambar 2. 10. Representasi PCA dengan pengurangan data 2D menjadi 1D.....	26
Gambar 2. 11. Pengurangan variabel asli	27
Gambar 2. 12. Grafik <i>score</i> plot PCA sampel daging murni.....	28
Gambar 2. 13. Grafik <i>score</i> plot PCA sampel daging murni dan campuran	28
Gambar 3. 1. Sistem <i>Electronic Nose (E-Nose)</i>	33
Gambar 3. 2. Diagram Alir Penelitian.....	36
Gambar 3. 3. Diagram alir perancangan Jaringan Saraf Tiruan (JST)	38
Gambar 3. 4. Grafik respon sensor <i>array</i>	39
Gambar 4. 1. Grafik perekaman data sampel.....	43
Gambar 4. 2. Grafik (a) sebelum dan (b) sesudah proses <i>fitting</i>	44

Gambar 4. 3. Grafik setelah puncak diketahui.....	46
Gambar 4. 4. Grafik respon tegangan sensor terhadap variasi daging	47
Gambar 4. 5. <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) daging ayam.....	48
Gambar 4. 6. Arsitektur JST dengan 3 node <i>hidden</i>	50
Gambar 4. 7. Arsitektur JST dengan 4 node <i>hidden</i>	52
Gambar 4. 8. Arsitektur JST dengan 5 node <i>hidden</i>	54
Gambar 4. 9. Arsitektur JST dengan 8 node <i>hidden</i>	56
Gambar 4. 10. Tampilan GUI pendeteksi kebusukan daging ayam.....	59
Gambar 4. 11. Grafik pengaruh <i>hidden layer</i> terhadap parameter JST	63
Gambar 4. 12. Jumlah node <i>hidden layer</i> optimal.....	64

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1. Analogi otak dan Jaringan Saraf Tiruan (JST).....	19
Tabel 3. 1. Jadwal Pelaksanaan Kegiatan.....	32
Tabel 3. 2. Jenis sensor gas beserta fungsi yang digunakan.....	34
Tabel 3. 3. Rancangan tabel <i>confussion matrix</i>	40
Tabel 3. 4. Rancangan tabel <i>binary confussion matrix</i>	40
Tabel 4. 1. Tabel pengukuran pH daging ayam.....	41
Tabel 4. 2. Hubungan sensor dan <i>hidden layer 3</i>	50
Tabel 4. 3. Node <i>hidden layer 3</i> yang berpengaruh	51
Tabel 4. 4. Total bobot positif pada <i>hidden layer 3</i>	51
Tabel 4. 5. Bobot positif pada <i>hidden layer 4</i>	52
Tabel 4. 6. Node <i>hidden layer 4</i> yang berpengaruh	53
Tabel 4. 7. Total bobot positif pada <i>hidden layer 4</i>	53
Tabel 4. 8. Bobot positif pada <i>hidden layer 5</i>	54
Tabel 4. 9. Node <i>hidden layer 5</i> yang berpengaruh	55
Tabel 4. 10. Total bobot positif pada <i>hidden layer 5</i>	55
Tabel 4. 11. Bobot positif pada <i>hidden layer 8</i>	57
Tabel 4. 12. Node <i>hidden layer 8</i> yang berpengaruh	57
Tabel 4. 13. Total bobot positif pada <i>hidden layer 8</i>	57
Tabel 4. 14. Total bobot positif pada seluruh <i>hidden layer</i>	58

Tabel 4. 15. Hasil prediksi <i>hidden layer 3</i>	60
Tabel 4. 16. Parameter JST pada <i>hidden layer 3</i>	60
Tabel 4. 17. Hasil prediksi <i>hidden layer 4</i>	60
Tabel 4. 18. Parameter JST pada <i>hidden layer 4</i>	61
Tabel 4. 19. Hasil prediksi <i>hidden layer 5</i>	61
Tabel 4. 20. Parameter JST pada <i>hidden layer 5</i>	61
Tabel 4. 21. Hasil prediksi <i>hidden layer 8</i>	62
Tabel 4. 22. Parameter JST pada <i>hidden layer 8</i>	62
Tabel 4. 23. Parameter JST per node <i>hidden layer</i>	62
Tabel 4. 24. Nilai rata-rata parameter JST (<i>hidden layer 8</i>).....	64
Tabel 4. 25. Tabel <i>Binary Confussion Matrix</i>	65

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Permintaan daging dan produk daging yang dianggap sebagai kelompok daging berprotein penting terus meningkat di seluruh dunia (Daghir et al., 2021; Wong et al., 2017). Menurut *Food and Agriculture Organization (FAO)*, konsumsi daging unggas global tercatat 13,2 kg/orang pada 2013; angka tersebut diperkirakan akan meningkat 1,7 kg per orang pada tahun 2023. Saat ini konsumen menuntut kualitas daging yang baik karena semakin sadar akan keamanan dan kualitas pangan (González et al., 2020). Salah satu daging unggas yang paling banyak orang konsumsi adalah ayam. Daging ayam dianggap berprotein kualitas tinggi, mudah didapat, mudah dicerna, memiliki kandungan lemak jenuh yang rendah. Harga jual yang relatif rendah dibandingkan daging jenis lainnya pun mendukung makin meningkatnya konsumsi daging ayam (Kralik et al., 2018). Konsumsi daging ayam yang terus meningkat di seluruh dunia menjadikan keamanan mikroba dari bangkai dan potongan unggas sangatlah penting (Rouger et al., 2017). Faktanya, selama dan setelah penyembelihan, bakteri dari mikrobiota hewan dapat mencemari daging. Pada tahun 2015, dilaporkan ada 229.213 kasus *campylobacteriosis* manusia dan 94.625 kasus untuk *salmonellosis* manusia yang muncul karena konsumsi daging ayam (Authority, 2018).

Analisis jumlah total bakteri merupakan standar utama untuk menentukan kualitas produk daging. Namun, pendekatan ini rumit, melelahkan, dan membutuhkan waktu lebih dari 72 jam untuk mendapatkan hasil analisis (Wijaya et al., 2017). Di sisi lain, beberapa senyawa telah diidentifikasi mampu menjadi indikator pembusukan potensial, misal *dietil disulfide* (Wojnowski et al., 2017). Namun senyawa ini memiliki ambang batas deteksi bau yang sangat rendah (Wojnowski et al., 2017). Sehingga pengembangan sistem penciuman elektronik (*e-nose*) pun menjadi solusi (Wijaya et al., 2017).

Telah banyak penelitian terkait penggunaan *e-nose* untuk mendeteksi tingkat kebusukan daging. Salahsatunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Lintang et al. (2016) mengenai pendeteksian kebusukan ikan tawar. Penelitian tersebut mengatakan bahwa sistem mampu mendeteksi pola kebusukan ikan air tawar dengan persentase variansi dua komponen utama sebesar 98,7-99,5%. Terdapat lima sensor yang digunakan di antaranya TGS-2620, TGS-813, TGS-822, TGS-2600, dan TGS-2602. Metode yang digunakan adalah *Principal Component Analysis* (PCA). Dari penelitian ini disimpulkan bahwa sensor sangat responsif terhadap sampel daging busuk (Lintang et al., 2016). Namun, dari kelima sensor yang digunakan tersebut, didapatkan hasil bahwa pendeteksian hanya efektif pada salah satu sensor yaitu TGS-822.

Penelitian lain terkait penggunaan *e-nose* juga dilakukan oleh Firmansyah et al. (2019) tentang pendeteksian kesegaran daging sapi lokal dengan metode *backpropagation* dan Arduino Uno sebagai mikrokontrolernya. Penelitian tersebut mendapatkan hasil akurasi yaitu sebesar 92,59% (Firmansyah et al., 2019). Belum

diketahui apakah metode yang digunakan tersebut menjadi metode yang paling efektif, sehingga perlu dilakukan pengujian dengan menggunakan metode lain atau sampel lain.

Selain ikan tawar dan sapi lokal, adapula penelitian lain dengan *e-nose* untuk pendeteksian kebusukan pada daging ayam dengan menggunakan *Metal Oxide Sensor* (MOS) yang bertugas untuk evaluasi asam lemak volatil yang mewakili pembusukan daging. Hasil dari pengujian ini dibandingkan dengan pengukuran metode kimia tradisional, dan didapatkan hasil koefisien korelasi ($R^2=0,89$) yang tinggi. Sensor-sensor yang digunakan pada penelitian ini mampu untuk mendeteksi CH (hidrogen, etanol, metana, propana, isobutan, amonia, karbon monoksida, hidrogen sulfida), NH_3 (amonia, etanol, propana, iso-butana, hidrogen), dan O_3 (trioksigen) (Raudiené et al., 2018). Namun tidak diketahui secara rinci jenis dan tipe sensor-sensor tersebut.

Beberapa penelitian terkait di atas, dapat disimpulkan bahwa diperlukan sebuah sistem pendeteksian tingkat kebusukan daging ayam yang dapat dirancang dengan menggunakan beberapa sensor di antaranya TGS-2620, TGS-813, TGS-822, TGS-2600, dan TGS-2602, atau sensor oksida logam yang mampu mendeteksi gas CH, NH_3 , dan O_3 berbasis jaringan saraf tiruan dengan *Principal Component Analysis* (PCA) metode *backpropagation*.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah penelitian ini sebagai berikut.

1. Bagaimana mengembangkan sistem deteksi tingkat kebusukan daging ayam menggunakan *e-nose* berbasis jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation*?
2. Bagaimana uji terhadap sampel dengan sensor-sensor yang digunakan agar mampu mengenali?
3. Bagaimana memvalidasi sampel dengan *Principal Component Analysis* (PCA) metode *backpropagation*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini sebagai berikut.

1. Mengembangkan sistem deteksi tingkat kebusukan daging ayam menggunakan *e-nose* berbasis jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation*.
2. Melakukan uji terhadap sampel dengan sensor-sensor yang digunakan agar mampu mengenali.
3. Memvalidasi sampel dengan *Principal Component Analysis* (PCA) metode *backpropagation*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah terrealisasinya sistem *electronic nose (e-nose)* yang mampu mendeteksi tingkat kebusukan daging ayam berbasis jaringan saraf tiruan dengan *Principal Component Analysis (PCA)* metode *backpropagation*.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini sebagai berikut.

1. Sensor gas yang digunakan dalam penelitian ini adalah MQ-3, TGS-2600, TGS-2602, TGS-2611, dan TGS-822.
2. Digunakan jaringan saraf tiruan dengan *Principal Component Analysis (PCA)* metode *backpropagation* untuk mengenali dan memvalidasi sampel.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Daging yang busuk biasanya disertai dengan melepasnya *Volatile Organic Component* (VOC), dan banyak yang mengeluarkan bau. Senyawa ini pun menjadi karakteristik tersendiri untuk daging busuk, di antaranya adalah bau tajam, asam, dan belerang yang memberi konsumen indikasi bahwa daging tersebut tidak enak. Kesegaran daging pun dapat dideteksi dengan adanya karakter ini, sehingga dapat menjaga kualitas daging dan mengurangi limbah daging (Beauchamp & Franke, 2016). Salah satu cara untuk mendeteksinya adalah dengan menggunakan *electronic nose* (*e-nose*), dimana sebuah sensor atau beberapa sensor bertindak sebagai reseptor. Seperti *e-nose* yang dirancang oleh Fadhlillah (2019) untuk mendeteksi penyakit *Diabetes mellitus* pada manusia melalui gas pernafasan berbasis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan metode *Backpropagation*.



Gambar 2. 1. *Electronic Nose (E-Nose)*

Hasil yang didapat adalah *e-nose* tersebut telah berhasil melakukan deteksi gas VOC dari pernafasan manusia yaitu aseton dan etanol dengan *error* pelatihan JST sebesar 2,64%. *E-nose* juga mampu membedakan pernafasan dari penderita diabetes dan normal dengan *error* pelatihan JST sebesar 4,713%.

Banyak penelitian terkait penggunaan *e-nose* untuk mendeteksi tingkat kebusukan daging, masing-masing mempunyai karakteristik dan tujuan yang berbeda. Beberapa diantaranya digunakan sebagai dasar untuk mendukung pelaksanaan penelitian ini.

Penelitian yang dilakukan oleh Lintang et al. (2016) adalah salah satunya yang menggunakan *e-nose* untuk pendeteksian kebusukan ikan tawar dengan menggunakan *electronic nose* atau yang biasa disingkat *e-nose*. Penelitian tersebut mampu mengetahui bahwa sistem mampu untuk mendeteksi pola kebusukan ikan air tawar dengan persentase variansi dua komponen utama sebesar 98,7% untuk ikan bawal, lalu 98,8% untuk ikan lele, dan 99,5% untuk ikan nila. Sensornya sendiri digunakan 5 buah sensor TGS yang memiliki karakteristik yang berbeda, yaitu TGS-2620, TGS-813, TGS-822, TGS-2600, dan TGS-2602. Metode yang digunakan adalah *Principal Component Analysis* (PCA) yang menerapkan prosedur matematika untuk mengubah dan mentransformasikan beberapa banyak variabel yang berkorelasi menjadi lebih sedikit variabel yang tidak berkorelasi. Penelitian ini menyimpulkan bahwa sensor TGS-822 sangat responsif saat sampel sudah dalam keadaan tidak segar atau busuk, hal ini karena sensor tersebut sensitif terhadap aroma yang ditimbulkan oleh senyawa organik (Lintang et al., 2016).

Penelitian lain terkait penggunaan *e-nose* juga dilakukan oleh Firmansyah et al. (2019) yang memanfaatkan teknologi *e-nose* untuk menentukan kesegaran daging sapi lokal berdasarkan kadar ammonia dan warna menggunakan metode *backpropagation* dengan Arduino Uno sebagai mikrokontrolernya. Dari 81 kali pelatihan dan 27 kali pengujian, didapatkanlah hasil akurasi sebesar 92,59% (Firmansyah et al., 2019).

Selain mampu mendeteksi kebusukan daging ikan tawar dan daging sapi lokal, adapula penelitian dengan *e-nose* yang mampu mendeteksi tingkat kebusukan pada daging ayam. Perubahan kualitas daging ayam segar selama penyimpanan dipantau dengan sistem sensor oksida logam atau yang biasa disebut *Metal Oxide Sensor* (MOS), dan dibandingkan dengan hasil pengukuran kimia tradisional. Pemilihan sensor gas diuji untuk evaluasi asam lemak volatil atau *Volatile Fatty Acid* (VFA) terutama yang mewakili pembusukan daging. Penelitian menunjukkan bahwa koefisien korelasi ($R^2=0,89$) antara sinyal *e-nose* dan metode kimia tradisional tinggi. Hasil ini membuktikan bahwa prototipe yang dikembangkan memiliki potensi untuk menilai kesegaran daging ayam segar dan memungkinkan pembeda daging menjadi segar, tidak aman dan busuk (Raudiené et al., 2018).

2.2 Teori Dasar

2.2.1 Kebusukan Daging Ayam

Sumber protein pada daging ayam dianggap berkualitas tinggi mudah untuk didapat dan beberapa nutrisi lain yang diperlukan tubuh. Harga jual yang

relatif rendah dibandingkan daging jenis lainnya pun mendukung makin meningkatnya konsumsi daging ayam. Daging ayam juga dikenal memiliki nutrisi yang berkualitas, karena proteinnya yang berkualitas tinggi, dan mudah dicerna dalam jumlah yang signifikan serta lemak jenuh yang rendah. Daging ayam pun direkomendasikan untuk dikonsumsi oleh semua kelompok usia (Kralik et al., 2018).

Kamanan mikroba produk daging unggas menjadi masalah penting dalam konteks peningkatan konsumsi dan produksi. Faktanya, selama dan setelah penyembelihan, bakteri dari mikrobiota hewan, lingkungan tempat pemotongan hewan, dan peralatan yang digunakan mencemari karkas, potongan berikutnya, dan produk daging olahan. Beberapa dari kontaminan bakteri ini dapat tumbuh atau bertahan selama pemrosesan dan penyimpanan daging. Aktivitas bakteri seperti *Clostridium*, *Bacillus* dan *Pseudomonas* dapat mengeluarkan gas hasil metabolisme protein yang menyebabkan daging menjadi busuk. Gas-gas yang dihasilkan tersebut antara lain amonia (NH_3), hidrogen sulfida (H_2S), dan VOC (Ray, 2005). Bakteri pada daging juga mempengaruhi perubahan warna dan pembentukan lendir. Hal ini karena bakteri *Pseudomonas* memperoleh energi untuk tumbuh dalam proses metabolisme karbohidrat (Feiner, 2006). Komunitas bakteri yang dihasilkan yang ada dalam daging unggas juga dapat mencakup spesies patogen seperti *Salmonella* dan *Campylobacter*, dua patogen utama yang bertanggung jawab atas gastroenteritis manusia akibat konsumsi daging unggas. Sejak 2005, *Campylobacter* telah menjadi bakteri patogen gastrointestinal yang paling sering dilaporkan di Uni Eropa, dimana jumlahnya dari kasus dikonfirmasi yang dilaporkan pada tahun 2015 adalah 229.213 untuk *campylobacteriosis*

manusia dan 94.625 untuk *salmonellosis* manusia (Authority, 2018). Patogen yang muncul lainnya, seperti *Aeromonassp.*, juga dapat dipertimbangkan (Praveen et al., 2016). Kualitas mikrobiologi dalam daging ayam dapat dipengaruhi oleh penanganan selama penangkapan, pengangkutan, pengolahan, dan penyimpanan (Rouger et al., 2017). Kerusakan pada daging unggas pun dapat disebabkan karena proliferasi dan interaksi antar anggota mikrobiota dalam daging tersebut (Remenant et al., 2015).

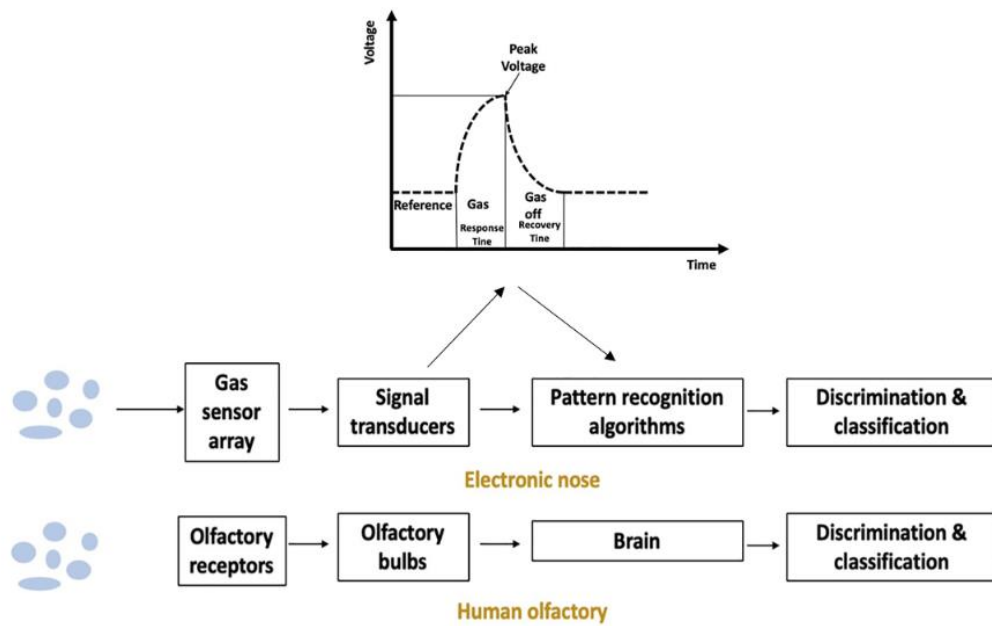
Salah satu indikator kualitas daging adalah melalui pH daging tersebut. Pada beberapa ternak, umumnya daging mengalami penurunan pH setelah 1 jam pemotongan (Buckle et al., 1987). Kondisi normal daging ayam segar memiliki kisaran pH sekitar 5,3-6,5 pasca pemotongan (Soeparno, 2009). Ada pula yang mengatakan bahwa daging ayam memiliki nilai pH 6,26 – 6,30 yang memenuhi pH normal daging ayam, namun nilai pH tersebut masih di atas pH optimum daging ayam (Hertanto et al., 2018). pH optimum daging ayam broiler tanpa perlakuan berkisar antara 6,11-6,25 (Prayitno et al., 2010). pH daging yang rendah akan membuat struktur daging terbuka, sehingga mikroorganisme akan sulit untuk berkembang biak. Sedangkan pH yang tinggi akan membuat struktur daging tertutup dan membuat daya ikat air tinggi sehingga mikroorganisme pun dapat lebih mudah berkembang biak (Buckle et al., 1987).

2.2.2 Teknologi *E-Nose* dan Penggunaannya dalam Bidang Makanan

Hingga saat ini, analisis jumlah total bakteri merupakan standar utama untuk menentukan kualitas produk daging. Namun, kekurangan dari pendekatan ini

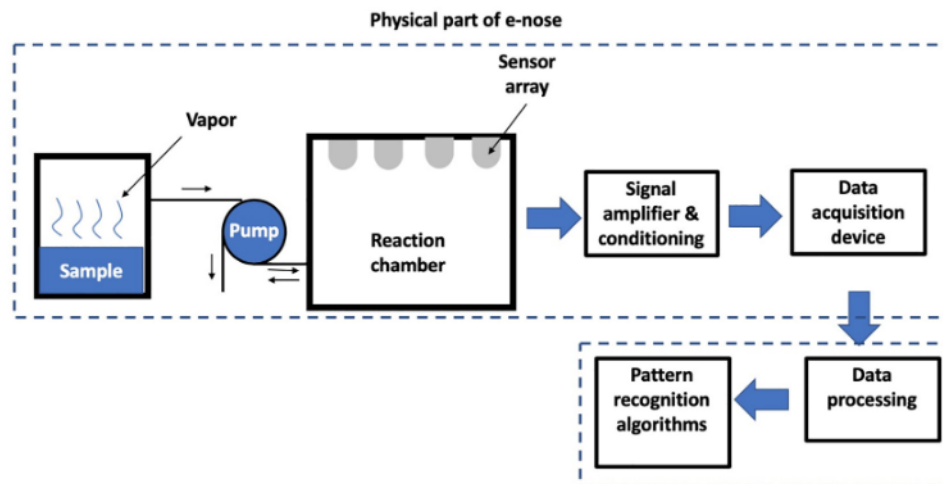
adalah rumit, melelahkan, dan membutuhkan lebih dari 72 jam untuk mendapatkan hasil analisis (Wijaya et al., 2017). Di sisi lain, beberapa senyawa telah diidentifikasi mampu menjadi indikator pembusukan potensial, misal *dietil disulfide*. Namun senyawa ini memiliki ambang batas deteksi bau yang sangat rendah, sehingga diperlukan sensor yang lebih sensitif dan lebih spesifik untuk mendeteksinya (Wojnowski et al., 2017). Pengembangan sistem penciuman mesin yang dikenal dengan *electronic nose (e-nose)* pun menjadi instrumen prospektif yang dapat digunakan untuk pengendalian kualitas daging produk merupakan (Wijaya et al., 2017).

E-Nose adalah sekelompok sensor gas atau sensor kimia yang dapat mensimulasikan hidung manusia (Orlandi et al., 2019). Sekelompok sensor gas ini memberikan respons ke volatil tertentu, yang kemudian dapat digunakan oleh algoritma pengenalan pola, seperti jaringan saraf tiruan (JST), untuk melakukan klasifikasi (Tan & Xu, 2020). *E-nose* mampu memberikan respons kuantitatif ke profil VOC yang komprehensif (Capote & Castro, 2019). Proses membedakan, menafsirkan, dan penginderaan dari *e-nose* adalah meniru penciuman manusia, seperti pada **Gambar 2. 2**.



Gambar 2. 2. Proses pendeteksian, penafsiran, dan pembeda dari *e-nose* (Tan & Xu, 2020).

Pada **Gambar 2. 2**, gas target bereaksi dengan bahan penginderaan, menyebabkan sifat listrik yang dapat dibalik, seperti konduktivitas. Pengukuran konduktivitas biasanya diperoleh dengan mengukur tegangan keluaran sensor dan mengkarakterisasi pola tegangan keluaran dengan parameter seperti puncak tegangan, waktu respons, dan waktu pemulihan (Tan & Xu, 2020). Perangkat *e-nose* biasanya terdiri dari susunan sensor gas, ruang reaksi, katup, pompa udara untuk pengambilan sampel dan pembersihan, perangkat kontrol, dan perangkat akuisisi data (Tan et al., 2019). Sebagai contoh dapat dilihat pada **Gambar 2. 3**.



Gambar 2. 3. Diagram skematis dari sistem *e-nose* (Tan & Xu, 2020).

E-nose telah menunjukkan harapan dan kegunaan yang besar dalam meningkatkan penilaian karakteristik kualitas daging dibandingkan dengan metode deteksi tradisional. *E-nose* cocok untuk pengukuran *in-line* dan *off-line*, yang sangat berguna dalam memantau pemrosesan daging dan mendeteksi kualitas produk akhir (Tan & Xu, 2020). Teknologi ini mampu membantu industri daging dan konsumen akhir yang membutuhkan sistem yang lebih cepat, sederhana, dan lebih murah untuk penilaian dan pemantauan kualitas daging (Wijaya et al., 2017). Keuntungan lain dari penggunaan *e-nose* adalah tingginya korelasi hasil yang diperoleh dengan data dari evaluasi sensor yang sifatnya lebih dekat dengan persepsi aktual tentang pembusukan (Wojnowski et al., 2017). Secara keseluruhan, algoritma pengenalan pola kombinasi *e-nose* adalah alat analisis yang sangat kuat, yang relatif berbiaya rendah, cepat, dan akurat (Tan & Xu, 2020).

Beberapa sensor gas yang digunakan dalam *e-nose* antara lain adalah TGS-822, MQ-3, TGS-2600, TGS-2602, dan TGS-2611. TGS-822 adalah semikonduktor timah dioksida (SnO_2) yang memiliki konduktivitas rendah di udara bersih.

Dengan adanya gas yang terdeteksi, konduktivitas sensor meningkat tergantung pada konsentrasi gas di udara. Rangkaian listrik sederhana dapat mengubah perubahan konduktivitas menjadi sinyal keluaran yang sesuai dengan konsentrasi gas.



Gambar 2. 4. Sensor TGS-822 (Figaro, 2021a).

TGS 822 memiliki sensitivitas tinggi terhadap uap pelarut organik serta gas yang mudah menguap lainnya. Ini juga memiliki kepekaan terhadap berbagai gas yang mudah terbakar seperti karbon monoksida, menjadikannya sensor yang baik. TGS-822 juga terbuat dengan dasar keramik yang sangat tahan terhadap lingkungan dengan suhu tinggi sampai 200°C. Kelebihan dari sensor ini adalah sensitivitas tinggi terhadap uap pelarut organik seperti etanol, stabilitas tinggi, dan keandalan dalam jangka lama, umur yang panjang, biaya rendah, dan menggunakan rangkaian listrik sederhana. Lalu kegunaan dari sensor ini antara lain detektor gas-gas seperti metana, CO, benzena, aseton, alkohol napas, kebocoran gas, pelarut untuk pabrik, pembersih kering, dan semikonduktor (Figaro, 2021a).

Sensor MQ-3 adalah sebuah sensor gas yang mendeteksi konsentrasi gas alkohol di udara dan mengeluarkan pembacaannya sebagai tegangan analog. Sensor dapat mengukur konsentrasi 0,04mg/L hingga 4mg/L. Rentang penginderaan

konsentrasi cocok untuk penghirup udara. Sensor dapat beroperasi pada suhu dari -10 hingga 50 °C dan mengkonsumsi kurang dari 150 mA pada 5 V.



Gambar 2. 5. Sensor MQ-3 (Waveshare, 2021).

Kelebihan dari sensor ini adalah sensitivitas yang baik terhadap gas alkohol, umur panjang dan biaya rendah, serta sirkuit penggerak yang sederhana. Aplikasi dari sensor ini adalah untuk mendeteksi gas alkohol dan sedikit sensitive terhadap gas benzena (Figaro, 2021b).

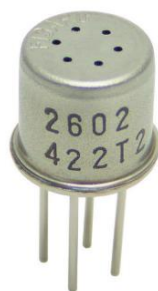
TGS-2600 adalah sensor gas yang terdiri dari lapisan semikonduktor oksida logam yang dibentuk pada substrat alumina dari chip penginderaan bersama dengan pemanas terintegrasi. Dengan adanya gas yang terdeteksi, konduktivitas sensor meningkat tergantung pada konsentrasi gas di udara. Rangkaian listrik sederhana dapat mengubah perubahan konduktivitas menjadi sinyal keluaran yang sesuai dengan konsentrasi gas.



Gambar 2. 6. Sensor TGS-2600 (Figaro, 2021c)

TGS 2600 memiliki sensitivitas tinggi terhadap konsentrasi rendah kontaminan udara gas seperti hidrogen dan karbon monoksida yang ada dalam asap rokok. Sensor dapat mendeteksi hidrogen pada tingkat beberapa ppm. Karena miniaturisasi chip penginderaan, TGS 2600 membutuhkan arus pemanas hanya 42mA dan perangkat ditempatkan dalam paket TO-5 standar. Secara singkat, kelebihan dari sensor ini adalah konsumsi daya rendah, sensitivitas tinggi terhadap kontaminan udara gas, umur panjang dan biaya rendah, menggunakan rangkaian listrik sederhana. dan ukuran kecil. Kegunaan dari sensor ini antara lain dapat digunakan sebagai detector gas hidrogen, CO dan etanol, lalu sebagai pembersih udara, kontrol ventilasi, dan monitor kualitas udara (Figaro, 2021c).

TGS-2602 adalah sensor gas yang terdiri dari lapisan semikonduktor oksida logam yang dibentuk pada substrat alumina dari chip penginderaan bersama dengan pemanas terintegrasi. Dengan adanya gas yang terdeteksi, konduktivitas sensor meningkat tergantung pada konsentrasi gas di udara. Rangkaian listrik sederhana dapat mengubah perubahan konduktivitas menjadi sinyal keluaran yang sesuai dengan konsentrasi gas.

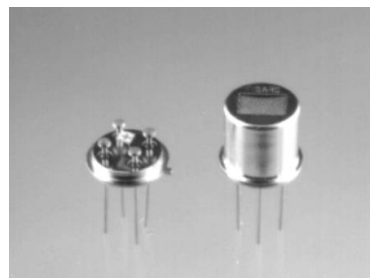


Gambar 2. 7. Sensor TGS-2602 (Figaro, 2021d)

TGS-2602 memiliki sensitivitas tinggi terhadap konsentrasi rendah gas berbau seperti amonia dan H₂S yang dihasilkan dari bahan limbah di lingkungan kantor

dan rumah. Sensor ini juga memiliki sensitivitas tinggi terhadap konsentrasi VOC yang rendah seperti toluena yang dipancarkan dari finishing kayu dan produk konstruksi. Secara singkat, kelebihan dari sensor ini adalah sensitivitas tinggi terhadap VOC dan gas berbau, konsumsi daya rendah, sensitivitas tinggi terhadap kontaminan udara gas, umur panjang, menggunakan sirkuit listrik sederhana, ukuran kecil. Kegunaan sensor ini antara lain untuk mendeteksi gas ammonia, etanol dan H₂S, sebagai pembersih udara, pengontrol ventilasi, pemantau kualitas udara, pemantau VOC, dan pemantau bau (Figaro, 2021d).

TGS-2611 adalah sensor gas yang terdiri dari lapisan semikonduktor oksida logam yang dibentuk pada substrat alumina dari chip penginderaan bersama dengan pemanas terintegrasi. Adanya gas yang terdeteksi, konduktivitas sensor meningkat tergantung pada konsentrasi gas di udara. Rangkaian listrik sederhana dapat mengubah perubahan konduktivitas menjadi sinyal keluaran yang sesuai dengan konsentrasi gas.



Gambar 2. 8. Sensor TGS-2611 (Figaro, 2021e)

TGS 2611 memiliki sensitivitas dan selektivitas yang tinggi terhadap gas metana. Karena sensitivitasnya yang rendah terhadap uap alkohol (gas interferensi khas di lingkungan rumah tangga), sensor ini ideal untuk alarm gas rumah tangga. Secara singkat, kelebihan dari sensor ini adalah konsumsi daya rendah, sensitivitas tinggi

terhadap metana, umur panjang dan biaya rendah, dan menggunakan rangkaian listrik sederhana. Kegunaan sensor ini antara lain untuk alarm gas rumah tangga, detektor gas portabel, dan detektor kebocoran gas untuk peralatan gas (Figaro, 2021e).

2.2.3 Jaringan Saraf Tiruan (JST)

JST dirancang untuk mensimulasikan sistem saraf biologis. Informasi dikirim dari sinyal masukan ke prosesor, menghasilkan sinyal keluaran. JST terdiri dari beberapa bagian pemrosesan yang bertugas untuk mempelajari, mengenali pola, dan memprediksi data. JST tidak memerlukan desain eksperimental yang teratur, bahkan dengan data yang tidak lengkap pun JST masih dapat berfungsi. JST dapat digunakan untuk menganalisis data terkait proses fisiologis yang memiliki banyak variabel kompleks dengan hubungan non linear, dan juga secara bersamaan mampu menangani beberapa variabel bebas dan terkait tanpa definisi awal hubungan sebab akibat antara variabel dan respons (Kareem & Pathak, 2016). JST merupakan teknik kecerdasan komputasi yang terbukti lebih efisien daripada model empiris standar, sehingga sangat efektif untuk pemodelan dan karakterisasi system yang kompleks untuk sejumlah aplikasi (Afrand et al., 2016). Dalam dunia medis pun, JST mampu menganalisis data dalam jumlah besar dan mendeteksi pola yang dapat diterapkan dalam analisis citra medis, klasifikasi tumor, dan prediksi kelangsungan hidup (Groshev, 2016).

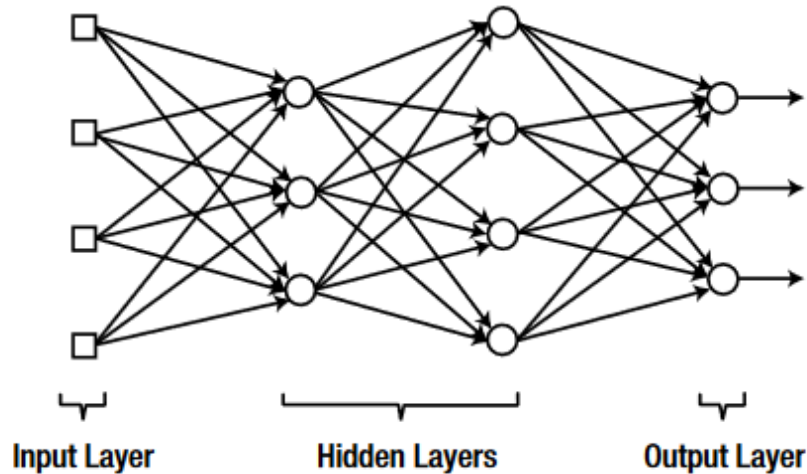
Kapanpun kita mempelajari sesuatu, otak kita menyimpan pengetahuan tersebut. Komputer menggunakan memori untuk menyimpan informasi. Meskipun

keduanya menyimpan informasi, mekanismenya sangat berbeda. Komputer menyimpan informasi di lokasi tertentu dari memori, sementara otak mengubah asosiasi neuron. Namun, neuron hanya mengirimkan sinyal dari satu neuron ke neuron lainnya dan tidak memiliki kemampuan penyimpanan. Otak adalah jaringan raksasa dari neuron-neuron ini, dan asosiasi neuron membentuk informasi spesifik. Mekanisme otak inilah yang ditiru oleh jaringan saraf sehingga dinamakan Jaringan Saraf Tiruan (JST). Otak terdiri atas sususunan neuron-neuron, sedangkan JST terdiri atas node-node yang fungsinya juga sama seperti neuron (Kim, 2017). **Tabel 2.1** menjelaskan analogi antara otak dan JST.

Tabel 2. 1. Analogi otak dan Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Otak	Jaringan Saraf Tiruan (JST)
Neuron	Node
Dendrit	Input
Akson	Output
Sinapsis	Bobot

Berbagai JST dapat dibuat tergantung pada bagaimana node terhubung. Salah satu jenis jaringan neural yang paling umum digunakan menggunakan struktur node berlapis seperti yang menunjukkan pada **Gambar 2. 9**.



Gambar 2. 9. Struktur node berlapis pada JST (Kim, 2017).

Pada **Gambar 2. 9**, lapisan *input* hanya bertugas mengirimkan sinyal masukan ke node berikutnya, oleh karena itu lapisan ini tidak menghitung jumlah tertimbang dan fungsi aktivasi. Selain lapisan *input*, ada juga lapisan *output* yang mengeluarkan hasil dari JST, dan lapisan *hidden* yang tidak dapat diakses dari luar JST (Kim, 2017). Penentuan jumlah node *hidden* pada JST dapat dilakukan dengan menggunakan teknik *Hidden Layer Multi Perceptron* (HMLP) (Sundaram & Karthigai, 2019). Teknik ini terdiri atas 4 pendekatan yang mengacu pada jumlah node *input* dan node *output* sebagai berikut.

1. Pendekatan 1

Jumlah node pada *hidden layer* sama dengan jumlah node pada *input layer*.

Pendekatan 1 dapat dihitung seperti pada **Persamaan 2.1**.

$$Z=X \quad (2.1)$$

2. Pendekatan 2

Jumlah node pada *hidden layer* sama dengan jumlah node pada *output layer*.

Pendekatan 2 dapat dihitung seperti pada **Persamaan 2.2**.

$$Z=Y \quad (2.2)$$

3. Pendekatan 3

Jumlah node pada *hidden layer* sama dengan jumlah node pada *input layer* ditambah node pada output layer. Pendekatan 3 dapat dihitung seperti pada **Persamaan 2.3**.

$$Z=X+Y \quad (2.3)$$

4. Pendekatan 4

Jumlah node pada *hidden layer* sama dengan jumlah node pada *input layer* ditambah node pada output layer, lalu dibagi 2. Pendekatan 4 dapat dihitung seperti pada **Persamaan 2.4**.

$$Z = \frac{X+Y}{2} \quad (2.4)$$

Keterangan:

X = Jumlah node *input layer*

Y = Jumlah node *output layer*

Z = Jumlah node *hidden layer*

Secara umum, terdapat lima langkah dasar dalam merancang model JST sebagai berikut.

a. Pengumpulan data.

Ini adalah langkah paling pertama dalam perancangan model JST.

b. *Preprocessing* data.

Setelah pengumpulan data, dilakukan *preprocessing* data untuk melatih JST lebih efisien. Prosedur ini terdiri atas 3 tahap yaitu menyelesaikan masalah data yang hilang, menormalkan data dan mengacak data.

c. Pembangunan jaringan.

Tahap ini dilakukan dengan membentuk jaringan mulai dari menentukan jumlah *hidden layer*, neuron pada setiap *layer*, fungsi *training*, fungsi pembelajaran, bobot/bias, dan fungsi *performance*. Dalam tahap ini, jaringan *Multilayer Perceptron* (MLP) dan *Radial Basis Function* (RBF) digunakan.

d. Pelatihan jaringan.

Selama proses pelatihan, bobot disesuaikan untuk membuat keluaran aktual (diprediksikan) mendekati keluaran target (terukur) jaringan.

e. Uji performansi jaringan/model.

Langkah terakhir adalah menguji kinerja model yang dikembangkan. Pada tahap ini data yang tidak terlihat diekspos ke model (Shamisi et al., 2011).

Berdasarkan beberapa fakta di atas, dapat disimpulkan bahwa JST merupakan solusi yang tepat untuk berbagai macam kebutuhan teknologi berbasis simulasi jaringan saraf manusia, termasuk sistem pendeteksian gas/bau dengan menggunakan *e-nose*. Untuk mengetahui ketelitian rasio pada konsentrasi suatu gas menurut *datasheet* sangat diperlukan nilai *error* yang semakin kecil berarti semakin tepat rasio tersebut terhadap *datasheet*. Penelitian yang dilakukan oleh Sabilla et al. (2017) menggunakan JST untuk memprediksi nilai rasio dalam konsentrasi gas. Proses pertama dalam metode ini adalah data yang masuk ke *input layer* berupa neuron yang kemudian diteruskan ke *hidden layer*. Pada titik ini, digunakan sigmoid untuk mengaktivasi dan mencari nilai terbaik atau terkecil untuk setiap data. Setiap data akan diproses di dalam *hidden layer* hingga menemukan nilai yang sesuai dengan *error* terkecil. *Output* yang dihasilkan merupakan nilai terbaik dengan *error* yang sangat kecil (Sabilla et al., 2017).

Kinerja JST juga dapat diamati. Dengan *confusion matrix*, hasil prediksi dan kondisi yang sebenarnya dari data yang dihasilkan oleh JST dapat ditampilkan. Dengan menggunakan *confusion matrix*, akan diketahui nilai *True Negatif* (TN), *True Positive* (TP), *False Negatif* (FN), dan *False Positive* (FP). Dengan mengetahui nilai-nilai tersebut, sehingga akan diperoleh parameter-parameter yang mempresentasikan kinerja JST (Mazen & Nashat, 2019). Berikut adalah parameter-parameternya.

1. Akurasi

Akurasi adalah prediksi kelas keseluruhan yang didefinisikan sebagai proporsi dari jumlah total prediksi yang benar. Akurasi dari keseluruhan data dapat dihitung menggunakan persamaan seperti **Persamaan 2.5**.

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (2.5)$$

2. Sensitivitas

Sensitivitas adalah kemampuan model prediksi untuk memilih *instance* kelas tertentu dari *datasheet*. Sensitivitas dapat dihitung dengan menggunakan persamaan seperti **Persamaan 2.6**.

$$SN = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (2.6)$$

3. Spesifisitas/Kekhususan

Spesifisitas/kekhususan didefinisikan sebagai proporsi kelas negatif aktual (kecuali kelas positif) yang diidentifikasi dengan benar. Spesifisitas/kekhususan dapat dihitung dengan menggunakan persamaan seperti **Persamaan 2.7**.

$$SP = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (2.7)$$

4. Presisi

Presisi didefinisikan sebagai proporsi kelas prediksi positif yang diidentifikasi dengan benar. Presisi dapat dihitung dengan menggunakan persamaan seperti

Persamaan 2.8.

$$PR = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2.8)$$

5. Prediksi Negatif

Prediksi Negatif adalah proporsi kelas prediksi negatif yang diidentifikasi dengan benar. Prediksi negatif dapat dihitung dengan menggunakan persamaan seperti

Persamaan 2.9.

$$PN = \frac{TN}{TN + FN} \times 100\% \quad (2.9)$$

Keterangan:

AC = Akurasi;

SN = Sensitivitas;

SP = Spesifitas;

PR = Presisi;

PN = Prediksi Negatif;

TP = Jumlah prediksi yang benar dan jumlah nilai asli yang benar untuk setiap kelas yang diuji;

TN = Jumlah prediksi yang bernilai salah dan jumlah nilai asli yang salah untuk setiap kelas yang diuji;

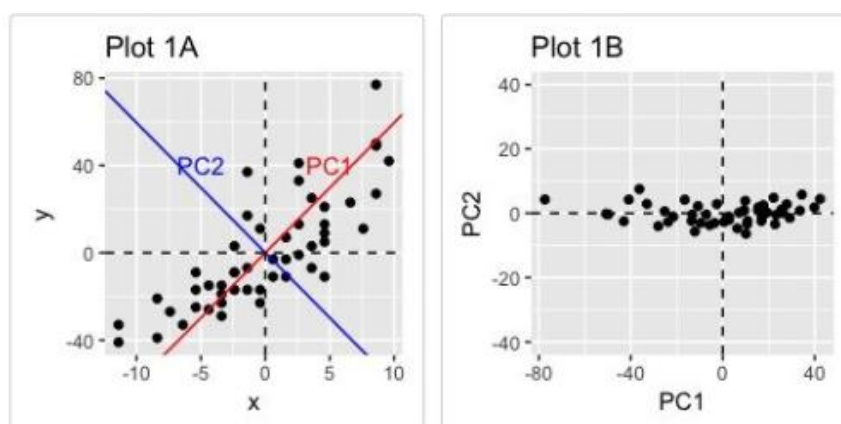
FP = Jumlah prediksi yang bernilai benar dan jumlah nilai asli yang salah untuk setiap kelas yang diuji;

FN = Jumlah prediksi yang bernilai salah dan jumlah nilai asli yang benar untuk setiap kelas yang diuji.

2.2.4 Principal Component Analysis (PCA)

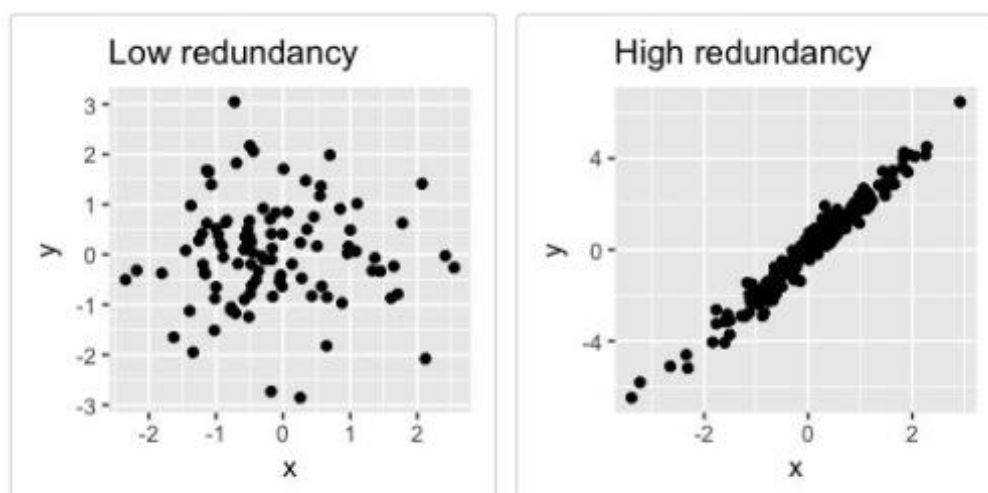
Principal Component Analysis (PCA) merupakan salah satu metode analisis multivariat paling populer. Tujuan PCA adalah untuk meringkas informasi yang terkandung dalam data multivariat kontinu (kuantitatif) dengan mengurangi dimensi data tanpa kehilangan informasi penting. PCA menghasilkan transformasi ortogonal yang mengubah serangkaian pengamatan dari satu set variabel yang berpotensi berkorelasi menjadi satu set variabel tidak berkorelasi linier yang disebut sebagai komponen utama atau *Principal Component* (PC). PC yang diubah diurutkan sedemikian rupa sehingga yang pertama memperhitungkan variabilitas tertinggi dalam data dan setiap komponen berikutnya berisi jumlah varian yang tersisa dalam urutan menurun. Semua PC ortogonal satu sama lain. PCA memungkinkan untuk meringkas dan memvisualisasikan informasi dalam kumpulan data yang berisi individu/pengamatan yang dijelaskan oleh beberapa variabel kuantitatif yang saling berkorelasi. Setiap variabel dapat dianggap sebagai dimensi yang berbeda. Jika anda memiliki lebih dari 3 variabel dalam kumpulan data anda, akan sangat sulit untuk memvisualisasikan *hyperspace* multi-dimensi. PCA digunakan untuk mengekstrak informasi penting dari tabel data multivarian dan untuk mengekspresikan informasi ini sebagai kumpulan beberapa variabel baru yang disebut komponen utama. Variabel baru ini sesuai

dengan kombinasi alinear dari aslinya. Jumlah komponen utama kurang dari atau sama dengan jumlah variabel asli. Informasi dalam kumpulan data yang diberikan sesuai dengan variasi total yang dikandungnya. Tujuan PCA adalah untuk mengidentifikasi arah (atau komponen utama) di mana variasi dalam datanya maksimal. Dapat dikatakan bahwa PCA mengurangi dimensi data multivarian menjadi dua atau tiga komponen utama, yang dapat divisualisasikan secara grafis, dengan kehilangan informasi yang minimal. Untuk mampu memahami detail PCA, berikut ini adalah dasar-dasar PCA dengan representasi grafis sederhana dari data. Dalam Plot 1A di bawah ini, data direpresentasikan dalam sistem koordinat XY. Pengurangan dimensi dicapai dengan mengidentifikasi arah utama, yang disebut komponen utama atau PC, dengan datanya yang bervariasi. PCA mengasumsikan bahwa arah dengan varian terbesar adalah yang paling "penting" atau yang paling utama. Pada gambar di bawah, sumbu PC1 adalah arah utama pertama di mana sampel menunjukkan variasi terbesar. Sumbu PC2 adalah arah terpenting kedua dan ortogonal terhadap sumbu PC1. Dimensi data 2D dapat dikurangi menjadi 1D dengan memproyeksikan setiap sampel ke komponen utama pertama (Plot 1B).



Gambar 2. 10. Representasi PCA dengan pengurangan data 2D menjadi 1D (Kassambara, 2016).

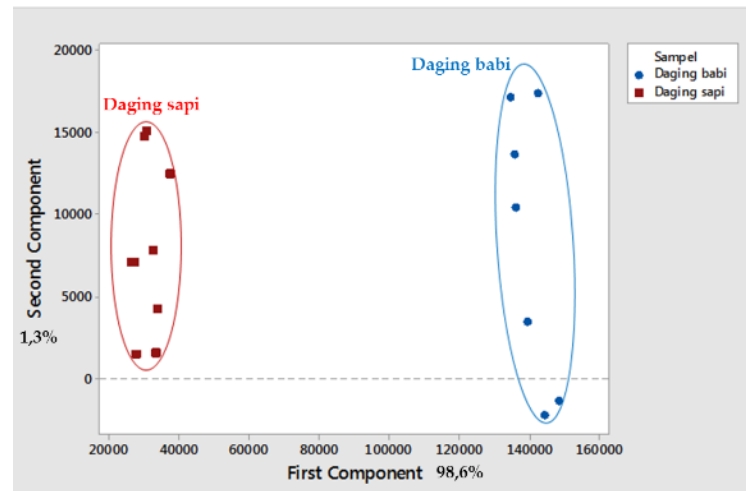
Secara teknis, jumlah varians yang dipertahankan oleh setiap komponen utama diukur dengan apa yang disebut nilai eigen. Perhatikan bahwa, metode PCA sangat berguna ketika variabel dalam kumpulan data sangat berkorelasi. Korelasi menunjukkan adanya pengurangan pada data. Karena pengurangan ini, PCA dapat digunakan untuk mengurangi variabel asli menjadi sejumlah kecil variabel baru (sama dengan komponen utama) yang menjelaskan sebagian besar varians dalam variabel asli.



Gambar 2. 11. Pengurangan variabel asli (Kassambara, 2016).

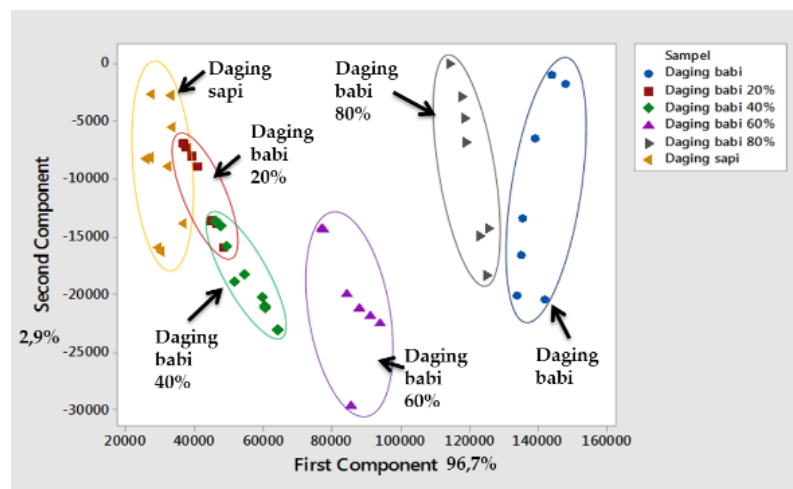
Secara keseluruhan, tujuan utama dari PCA adalah untuk mengidentifikasi pola tersembunyi dalam kumpulan data, mengurangi dimensi data dengan menghilangkan kebisingan dan pengurangan dalam data, dan mengidentifikasi variabel yang berkorelasi (Kassambara, 2016). Seperti contoh penelitian yang dilakukan oleh Rosyad & Lenono (2016) untuk mengetahui kemurnian daging sapi berbasis *e-nose* dengan metode PCA. Digunakan sampel daging sapi campuran dengan variasi kandungan daging babi sebesar 20%, 40%, 60%, dan 80% dari total sampel massa, dengan sampel massa adalah 20 gram. Pada

Gambar 2. 12 menunjukkan hasil *score* plot 2D pada dua PC1 pertama untuk data pengujian sampel daging murni.



Gambar 2. 12. Grafik *score* plot PCA sampel daging murni (Rosyad & Lenono, 2016).

Lalu kedua jenis daging dicampur dengan variasi yang sudah ditentukan untuk mengetahui apakah sensor masih tetap mampu membedakan sampel daging murni dan daging campuran. Pada **Gambar 2. 13** menunjukkan grafik hasil *score* plot 2D pada PC1 dan PC2 untuk data pengujian sampel daging murni dan daging campuran.



Gambar 2. 13. Grafik *score* plot PCA sampel daging murni dan campuran (Rosyad & Lenono, 2016).

Analisis data dengan menggunakan PCA terbukti mampu secara efektif mengklasifikasikan beberapa sampel sesuai dengan korelasinya (Rosyad & Lenono, 2016).

2.2.5 Metode *Backpropagation*

Backpropagation merupakan salah satu metode jaringan saraf tiruan yang populer, dengan jaringan pembelajaran yang diawasi oleh *multilayer perceptron* (MLP). Algoritma dari metode ini adalah mencari fungsi kesalahan minimum pada ruang bobot dengan menggunakan metode penurunan *gradient*. Kombinasi bobot yang meminimalkan fungsi kesalahan dianggap sebagai solusi dari masalah pembelajaran. Karena metode ini memerlukan penghitungan gradien fungsi kesalahan pada setiap langkah iterasi, kontinuitas dan perbedaan fungsi kesalahan perlu dijamin. Sehingga diperlukanlah fungsi aktivasi selain fungsi step. Untuk MLP, keluaran dari satu lapisan menjadi masukan dari lapisan berikutnya. Neuron di lapisan pertama menerima masukan eksternal, dan neuron di lapisan terakhir menampilkan keluaran jaringan (Vishwakarma et al., 2020). *Backpropagation* mengarah ke diferensiasi yang menyebar kembali ke titik awal jaringan. Ini menggunakan aturan rantai diferensiasi untuk menyebar kembali. Metode ini digunakan untuk mengoptimalkan bobot sehingga jaringan neural dapat mempelajari cara memetakan *input arbitrer* ke *output* dengan benar (Nandy & Biswas, 2018).

Algoritma propagasi mundur melibatkan penetapan nilai acak ke nilai bobot pada awalnya, sehingga jaringan hanya mengimplementasikan serangkaian

transformasi acak. Awalnya, keluaran yang diperoleh dari jaringan bisa jauh dari yang seharusnya, dan karenanya skor kerugiannya mungkin sangat tinggi. Dengan setiap contoh yang diumpankan ke jaringan, bobot disesuaikan sedemikian rupa sehingga membuat skor kerugian berkurang. Proses ini diulangi beberapa kali, sampai diperoleh nilai bobot yang meminimalkan fungsi kerugian. Suatu jaringan dikatakan telah belajar ketika nilai *output* yang diperoleh dari jaringan sedekat mungkin dengan nilai target (Wani et al., 2020).

2.2.6 Bahasa Pemrograman MATLAB

MATLAB adalah paket perangkat lunak yang memiliki banyak *tools* bawaan yang berguna untuk memecahkan masalah dan ilustrasi grafis dengan kemampuan numerik, grafis, dan pemrograman (Attaway, 2017). MATLAB menjadi bahasa pemrograman yang paling direkomendasikan untuk menangani matriks dengan cara yang sederhana dan intuitif (Kim, 2017). Hal ini juga sesuai dengan nama MATLAB itu sendiri yang merupakan singkatan dari *Matrix Laboratory*, karena elemen data dasarnya adalah matriks (larik). MATLAB dapat digunakan untuk komputasi matematika, pemodelan dan simulasi, analisis dan pemrosesan data, visualisasi dan grafik, dan pengembangan algoritma. Di lingkungan universitas dan perguruan tinggi, MATLAB banyak digunakan dalam kursus pengantar dan lanjutan dalam matematika, sains, dan terutama teknik. Sedangkan di lingkungan industry, MATLAB biasa digunakan dalam penelitian, pengembangan, dan desain. Hingga saat ini, sebagian besar pengguna MATLAB adalah orang-orang yang sebelumnya telah mempelajari bahasa pemrograman lain seperti FORTRAN dan C. Akibatnya, banyak literasi terkait bahasa pemrograman MATLAB yang

menganggap bahwa pembaca telah memiliki pengetahuan tentang pemrograman computer (Gilat, 2016).

Metode interaktif menjadi metode paling sederhana dalam menggunakan MATLAB, pengguna hanya perlu memasukkan kode dan hasil pun akan segera ditampilkan. Penyusunan skrip dan program di MATLAB pada dasarnya merupakan sekelompok perintah yang berjalanurut. Untuk perangkat keras yang berbeda, MATLAB juga menyediakan versi yang berbeda. Setiap tahunnya, MathWorks juga merilis dua versi MATLAB yang dinamai berdasarkan tahun 'a' atau 'b' (Attaway, 2017).

Bahasa pemrograman MATLAB dapat digunakan untuk mengimplementasikan PCA misalnya untuk pengenalan wajah dengan variasi luminasi. Pada tahap pengenalan wajah, digunakan foto 10 individu dengan kondisi pencahayaan yang berbeda. Secara khusus, hanya digunakan gambar dari tiga individu pertama. Caranya adalah dengan mempersiapkan terlebih dahulu *database* gambar bersama dengan fungsi *image load* MATLAB. Fungsi tersebut beroperasi sebagai *Function* *img=loadimage (individual,condition)*. Keterangan parameter fungsi tersebut adalah *Individual* sebagai jumlah individu. *Condition* sebagai jumlah gambar untuk individu itu. *Img* sebagai gambar piksel dimuat dari database. Membaca dan mengubah ukuran gambar dari kumpulan data. Basis data (*directory image*) harus berada dalam direktori yang sama dengan file in i(Vidal et al., 2016).

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilaksanakan pada bulan November 2021 sampai dengan Maret 2022. Kegiatan penelitian terdiri atas pengujian dan kalibrasi sensor, pengkarakterisasian sensor, permrogaman jaringan saraf tiruan, pelatihan jaringan saraf tiruan, pengambilan data, dan analisis hasil.

Tabel 3. 1. Jadwal Pelaksanaan Kegiatan

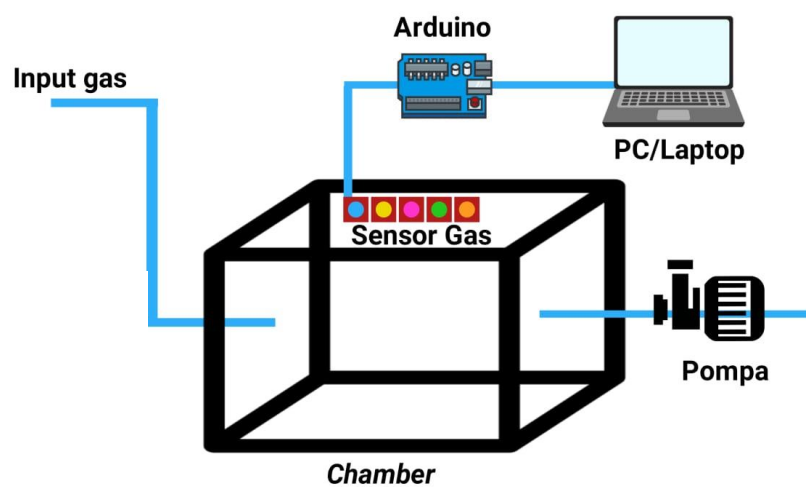
No.	Program Kerja	Bulan				
		Nov	Des	Jan	Feb	Mar
1	Penentuan sampel	■				
2	Pengukuran pH daging	■	■			
3	Pengambilan data latih dengan <i>e-nose</i>	■	■			
4	Pengenalan pola sampel dari <i>e-nose</i>		■	■		
5	Pengelompokkan sampel		■	■		
6	Pembuatan program JST			■	■	
7	Pengenalan sampel			■	■	■
8	Analisis hasil				■	■

Semua tahap pada penelitian dilakukan di Laboratorium Elektronika Dasar Jurusan Fisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. *Electronic Nose (e-nose)* untuk mendeteksi sampel. *E-nose* yang digunakan pada penelitian ini adalah *e-nose* dari hasil tugas akhir peneliti sebelumnya sehingga telah siap digunakan. **Gambar 3. 1** menunjukkan system *e-nose* yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 3. 1. Sistem *Electronic Nose (E-Nose)*

Gambar 3.1 menunjukkan sampel yang telah memasuki *chamber* akan diterima oleh *array* sensor gas, yang nantinya akan terjadi perubahan tegangan pada sensor yang akan diterima oleh arduino untuk kemudian dikirimkan ke komputer untuk kemudian dianalisis dengan program JST yang sudah dibuat dengan *software* MATLAB R2015. Arduino juga bertindak menampilkan *output* program tersebut ke LCD, serta pengendali pompa untuk pembuangan gas dari dalam *chamber*.

Terdapat 5 jenis sensor gas yang digunakan, setiap sensor memiliki target gas yang berbeda-beda. **Tabel 3.2** menunjukkan sensor yang digunakan.

Tabel 3. 2. Jenis sensor gas beserta fungsi yang digunakan

No.	Jenis Sensor	Gas Target
1	MQ-3	Alkohol dan Sedikit sensitive terhadap Benzena
2	TGS-822	Metana, CO, Benzena, dan Aseton
3	TGS-2600	Hidrogen, CO, dan Etanol
4	TGS-2602	Amonia, Etanol, H ₂ S
5	TGS-2611	Metana, Aseton, dan Gas Alam

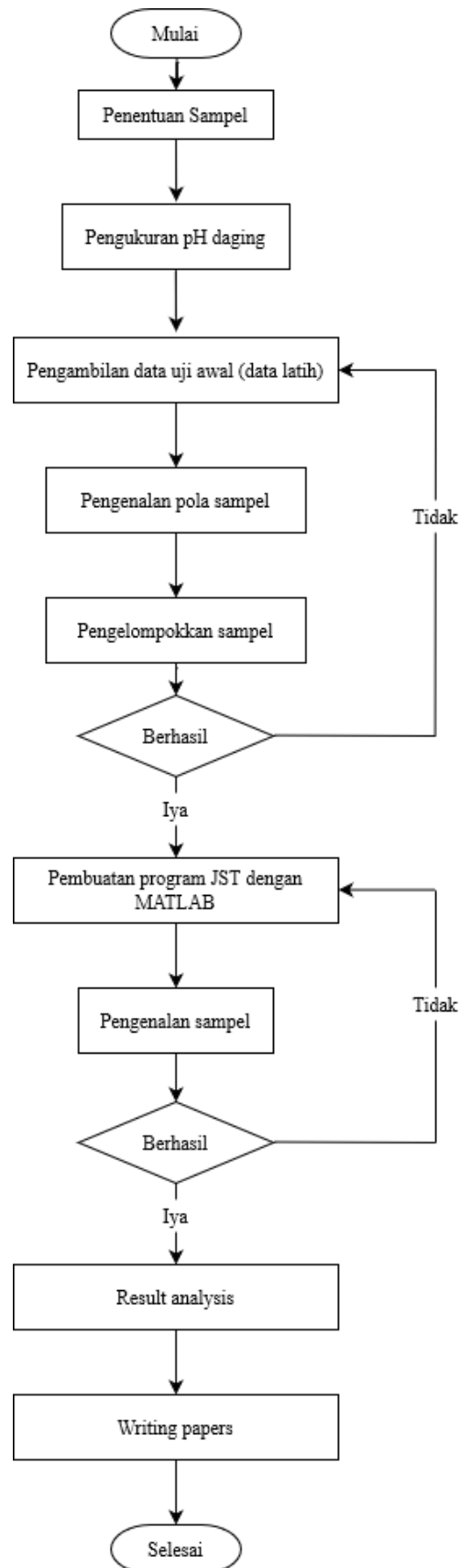
Seluruh sensor tersebut diletakkan pada tutup *chamber e-nose*, yaitu tempat yang digunakan sebagai wadah untuk sampel.

2. PC/computer untuk mengakuisisi data serta mengolah sinyal *input* yang didapatkan dari arduino pada *e-nose*.
3. *Software* MATLAB R2015a yang digunakan untuk komputasi, mengelolah dan menganalisis tingkat kebusukan pada daging ayam, dan juga digunakan untuk merancang Jaringan Saraf Tiruan (JST).
4. Daging ayam sebagai sampel untuk diuji tingkat kebusukannya melalui gas yang dihasilkan. Terdapat beberapa daging ayam dengan tingkat kebusukan yang berbeda yaitu daging ayam segar, *freezer*, dan busuk. Daging ayam segar menggunakan daging pada hari pertama pemotongan, daging ayam *freezer* menggunakan daging yang telah disimpan selama satu hari di dalam *freezer* setelah pemotongan, dan daging ayam busuk menggunakan daging yang tidak disimpan dalam *freezer* setelah pemotongan.
5. Alat ukur pH daging ayam untuk mengetahui tingkat kebusukannya, sehingga daging dapat dibedakan sejak awal berdasarkan tingkat kebusukannya.

6. Neraca untuk menimbang berat daging yang akan diukur nilai pHnya melalui larutan *buffer*.
7. Aquades untuk membuat larutan *buffer* daging ayam.
8. Tabung erlenmeyer untuk wadah pembuatan larutan *buffer* daging.
9. Bunsen untuk memanaskan larutan *buffer*.
10. Kaki tiga sebagai penyangga tabung erlenmeyer saat dipanaskan di atas bunsen.
11. Kertas saring untuk menyaring larutan *buffer* yang telah dipanaskan.
12. Botol kaca untuk menyimpan daging agar tidak terkontaminasi udara luar.
13. Spuit atau suntikan untuk mengambil larutan aquades sesuai takaran yang ditentukan. Spuit atau suntikan juga digunakan untuk mengambil gas daging ayam dari dalam botol untuk disuntikkan ke dalam *chamber e-nose*.

3.3 Prosedur Penelitian

Seperti yang telah dijelaskan pada **Tabel 3. 1** bahwa tahap dalam penelitian ini terdiri dari 8 tahap. Secara lebih jelas dapat dilihat pada **Gambar 3.2**.



Gambar 3. 2. Diagram alir penelitian

3.3.1 Tahap Penentuan Sampel

Tahap ini dilakukan dengan mempersiapkan beberapa sampel daging yang akan diuji lalu diberikan beberapa perlakuan berbeda untuk mempengaruhi tingkat kebusukannya. Setelah sampel terbagi menjadi beberapa macam, sampel-sampel tersebut diberikan label sesuai tingkat kebusukannya.

3.3.2 Tahap Pengukuran pH Daging

Tahap ini dilakukan dengan mencampurkan 5 gram daging ayam dan 50 mL aquades ke dalam tabung erlenmeyer dan dipanaskan di atas bunsen dan kaki tiga sebagai penyangga tabung. Setelah larutan mendidih, selanjutnya disaring dengan menggunakan kertas saring dan diamkan selama 15 menit. Selanjutnya pH larutan tersebut diukur dengan menggunakan pH meter,

3.3.3 Tahap Pengambilan Data Uji Awal (Data Latih)

Tahap ini dilakukan dengan mencoba memasukkan sampel ke dalam *chamber e-nose* untuk mampu diakuisisi data sinyal masukannya. Tahap ini dilakukan sebanyak mungkin untuk mendapatkan hasil yang lebih valid dan benar.

3.3.4 Tahap Pengenalan Pola

Tahap ini dilakukan dengan cara memplot grafik sinyal keluaran dari *e-nose* yang berjumlah cukup banyak sesuai berapa kali pengambilan data uji awal.

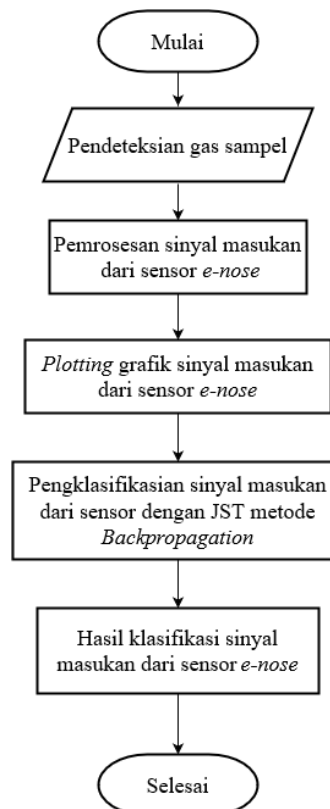
3.3.5 Tahap Pengelompokkan Sampel

Tahap ini dilakukan dengan mengamati apakah sensor dapat membedakan gas beberapa sampel yang telah diuji dan mampu mengelompokkan sesuai

jenisnya. Jika tahap ini berhasil sehingga penelitian dapat dilanjutkan ke prosedur selanjutnya, dan jika tidak sehingga penelitian harus diulang kembali dari pengambilan data uji awal.

3.3.6 Tahap Pembuatan Program Jaringan Saraf Tiruan (JST)

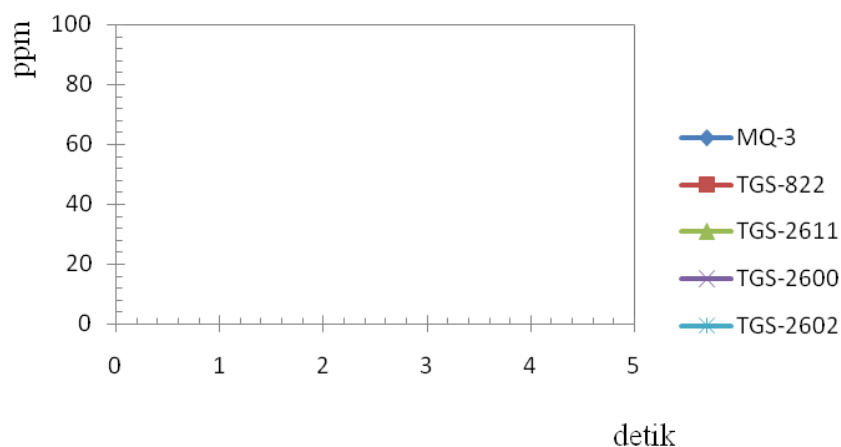
Tahap ini dilakukan dengan menggunakan *software* MATLAB R2015a yang digunakan sebagai pengenalan/pembeda profil daging segar dan daging busuk serta mampu untuk mengetahui tingkat kebusukan daging. Program JST yang dibuat adalah JST dengan metode *backpropagation*. Kombinasi bobot yang meminimalkan fungsi kesalahan dianggap sebagai solusi dari masalah pembelajaran.



Gambar 3. 3. Diagram alir perancangan Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Gambar 3.3 menunjukkan diagram alir jaringan saraf tiruan. Tahap pendeteksian sampel dilakukan oleh sensor gas yang mengalami perubahan

tegangan ketika mendeteksi sampel. Sinyal-sinyal yang didapatkan tersebut diolah oleh arduino dengan mengkonversinya menjadi sinyal digital menggunakan ADC (*Analog to Digital Converter*) dan kemudian dilakukan *plotting* grafik secara *realtime* sehingga proses pengambilan data secara langsung dapat diamati dengan bantuan *software* Matlab *Graphic user interface* (GUI) sebagai *interface*. Grafik yang akan tampil seperti ditunjukkan pada **Gambar 3. 4**.



Gambar 3. 4. Grafik respon sensor *array*

Selanjutnya, dilakukan tahap pengklasifikasi sinyal masukan sensor *array* dengan *JST Backpropagation* yang dilakukan untuk melatih *JST* agar dapat membedakan sampel. Hasil yang ditampilkan berupa apakah gas yang dianalisis tergolong gas yang dimiliki oleh daging ayam segar atau busuk.

3.3.7 Tahap Pengenalan Sampel

Tahap pengenalan sampel dilakukan dengan melakukan uji pada sensor apakah mampu membedakan antara sampel daging segar dan sampel daging busuk. Tahap ini dilakukan sampai sensor mampu mengenali profil

gas dari daging yang sudah busuk serta mengetahui tingkat kebusukannya. Digunakan juga alat pengukur tingkat kebusukan daging konvensional sebagai kalibrator.

3.3.8 Tahap Analisis Hasil

Setelah tahap pengambilan data selesai, dilakukan analisis terhadap data-data yang sudah didapatkan. Analisis dilakukan dengan membuat *confusion matrix* seperti pada **Tabel 3.3**.

Tabel 3. 3. Rancangan tabel *confussion matrix*

Daging yang sebenarnya	Daging hasil prediksi		
	Segar	<i>Freezer</i>	Busuk
Segar			
<i>Freezer</i>			
Busuk			

Berdasarkan **Tabel 3.3** dapat dihitung nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas/kekhususan, presisi, dan juga prediksi negatif. Hasil perhitungan data *binary confusion matrix* kemudian ditampilkan seperti pada **Tabel 3.4**.

Tabel 3. 4. Rancangan tabel *binary confussion matrix*

Kualitas Daging Sebenarnya	Kualitas Daging Hasil Prediksi		
	Segar	Bukan Segar	
Segar	TP =	FN =	Sensitivitas =
Bukan Segar	FP =	TN =	Spesifisitas =
	Presisi =	Prediksi Negatif =	Akurasi =
	<i>Freezer</i>	Bukan <i>Freezer</i>	
<i>Freezer</i>	TP =	FN =	Sensitivitas =
Bukan <i>Freezer</i>	FP =	TN =	Spesifisitas =
	Presisi =	Prediksi Negatif =	Akurasi =
	Busuk	Bukan Busuk	
Busuk	TP =	FN =	Sensitivitas =
Bukan Busuk	FP =	TN =	Spesifisitas =
	Presisi =	Prediksi Negatif =	Akurasi =

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis data yang telah dilakukan, dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Pelatihan sistem deteksi tingkat kebusukan daging ayam menggunakan *e-nose* berbasis jaringan saraf tiruan dengan metode *backpropagation* telah mendeteksi daging ayam segar, *freezer*, dan busuk dengan *error* pelatihan JST rata-rata sebesar 4,81%. Sedangkan nilai standar deviasi sebesar 0,25 V dan nilai ketidakpastian relatifnya sebesar 4%.
2. Pengujian *e-nose* pada 3 jenis sampel daging ayam menghasilkan keluaran yang optimal pada node *hidden layer* berjumlah 8, dengan parameter JST seperti sensitivitas sebesar 89%, spesifisitas sebesar 94%, akurasi sebesar 93%, prediksi negatif sebesar 95%, dan presisi sebesar 90%. Sehingga didapatkan persentase JST rata-rata sebesar 92%.
3. Validasi sampel dengan menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) metode *backpropagation* telah mampu mengklasifikasikan sampel berdasarkan jenisnya dengan persentase variasi tertinggi sebesar 70,95%.

5.2 Saran

Saran dari penelitian yang dapat digunakan untuk perkembangan riset selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Memperbanyak sampel data untuk daging selain ayam untuk lebih meningkatkan kinerja JST dalam membedakan sampel daging segar, *freezer*, atau busuk.
2. Memilih sensor yang lebih sesuai dengan gas target yang akan diteliti untuk lebih memaksimalkan proses pendeteksian sampel.
3. Memberikan perlakuan yang sama untuk proses penginputan gas ke dalam *chamber e-nose* pada masing-masing sampel.
4. Membersihkan *chamber e-nose* dengan maksimal sampai grafik respon tegangan sensor kembali ke titik awal sebelum diberi gas.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrand, M., Ahmadi Nadooshan, A., Hassani, M., Yarmand, H., & Dahari, M. 2016. Predicting The Viscosity of Multi-Walled Carbon Nanotubes/Water Nanofluid by Developing An Optimal Artificial Neural Network Based on Experimental Data. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, Vol. 77, Hal. 49–53.
- Attaway, S. 2017. *MATLAB: A Practical Introduction to Programming and Problem Solving* (N. McFadden (eds.); 4th ed.). Butterworth-Heinemann.
- Authority, E.F.S. 2018. The European Union Summary Report on Trends and Sources of Zoonoses, Zoonotic Agents and Food-Borne Outbreaks in 2017. *European Food Safety Authority*, Vol. 16(12), Hal. 1831–4732.
- Beauchamp, J. & Franke, C. 2016. Real-Time Detection of Volatiles Released During Meat Spoilage: a Case Study of Modified Atmosphere-Packaged Chicken Breast Fillets Inoculated with *Br. thermosphacta*. *Food Analytical Methods*, Vol. 10, Hal. 310–319.
- Buckle, K.A., Adiono, & Purnomo, H. 1987. *Ilmu Pangan: Terjemahan Hari Purnomo Adiono*. Jakarta: Indonesia University Press.
- Capote, P. & Castro, M.D.L. de. 2019. Chapter 7 - Potential of Metabolomics to Breath Tests. In S. Faintuch (Eds.), *Microbiome and Metabolome in Diagnosis, Therapy, and other Strategic Applications*. Hal. 69–81.
- Daghir, N., Harake, M.D. El, & Kharroubi, Samer. 2021. Poultry Production and Its Effects on Food Security in The Middle Eastern and North African Region. *Journal of Applied Poultry Research*, Vol. 30(1).
- Fadhlillah, R. 2019. *Rancang Bangun Sistem Electronic Nose Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Metode Back Propagation untuk Mendeteksi Penyakit Diabetes Militus*. Bandarlampung: Universitas Lampung.
- Feiner, G. 2006. Introduction to The Microbiology of Meat and Meat Products. In *Meat Products Handbook*. Hal.583–590.
- Figaro. 2021a. *TGS822 Datasheet - detection of Organic Solvent Vapors*. Diakses pada 28 November 2021 dari datasheet.es/PDF/789388/TGS822-pdf.html

- Figaro. 2021b. *MQ3 pdf, MQ3 description, MQ3 datasheets, MQ3 view alldatasheet*. Diakses pada 28 November 2021 dari <https://pdf1.alldatasheet.com/datasheetpdf/view/1150676/ETC2/MQ3.html>
- Figaro. 2021c. *TGS2600 pdf, TGS2600 description, TGS2600 datasheets, TGS2600 view alldatasheet*. Diakses pada 28 November 2021 dari <pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/1148440/FIGARO/TGS2600.html>
- Figaro. 2021d. *TGS2602 pdf, TGS2602 description, TGS2602 datasheets, TGS2602 view alldatasheet*. Diakses pada 28 November 2021 dari <pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/1148441/FIGARO/TGS2602.html>
- Figaro. 2021e. *TGS2611 pdf, TGS2611 description, TGS2611 datasheets, TGS2611 view alldatasheet*. Diakses pada 28 November 2021 dari <pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/167953/ETC1/TGS2611.html>
- Firmansyah, H.B., Syauby, D., & Ichsan, M.H.H. 2019. Implementasi Sistem Penentuan Kesegaran Daging Sapi Lokal Berdasarkan Warna dan Kadar Amonia Dengan Metode Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Embedded System. *Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, Vol 3, Hal. 3955–3962.
- Gilat, A. 2016. *Matlab an Introduction With Applications* (6th ed.). United States: Laurie Rosatone.
- González, N., Marquès, M., Nadal, M., & Domingo, J.L. 2020. Meat Consumption: Which Are The Current Global Risks? A Review Of Recent (2010–2020) Evidences. *Food Research International*, Vol. 137.
- Groshev, A. 2016. Recent Advances of Biochemical Analysis: ANN as a Tool for Earlier Cancer Detection and Treatment. In W. Moreno (Eds.), *Artificial Neural Network for Drug Design, Delivery and Disposition*. Hal. 357–375.
- Heaton, J. 2008. Introduction to Neural Networks for Java, Heaton Research. *Inc.*.
- Hertanto, B.S., Nuhriawangsa, Adi M.P., Cahyadi, M., & Kartikasari, L.R. 2018. The Physical and Microbiological Quality of Chicken Meat in The Different Type of Enterprise Poultry Slaughterhouse: A Case Study in Karanganyar District. *{IOP} Conference Series: Earth and Environmental Science*, Vol. 102, Hal. 12051.
- Kareem, S.S. & Pathak, Y. 2016. Clinical Applications of Artificial Neural Networks in Pharmacokinetic Modeling. In W. Moreno (Eds.), *Artificial Neural Network for Drug Design, Delivery and Disposition*. Hal. 393–405.
- Kassambara, A. 2016. *Practical Guide to Principal Component Methods in R* (1st ed.). Perancis: STHDA.
- Kim, P. 2017. MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence. In *Library of Congress Control*

Number. Seoul: Apress.

- Kralik, G., Kralik, Z., Grčević, M., & Hanžek, D. 2018. Quality of Chicken Meat. *Animal Husbandry and Nutrition*. Turki: IntechOpen.
- Lintang, C.A., Widodo, T.W., & Lelono, D. 2016. Rancang Bangun Electronic Nose untuk Mendeteksi Tingkat Kebusukan Ikan Air Tawar. *IJEIS*, Vol. 2, Hal. 129–140.
- Mazen, F. & Nashat, A. 2019. Ripeness Classification of Bananas Using an Artificial Neural Network. *Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol. 44.
- Mia, M.R., Majumder, A., Mia, M.J., Supriya, S., & Habib, M.T. 2019. Computer Vision Based Local Fruit Recognition. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAt)*, Vol. 9(1).
- Nandy, A. & Biswas, M. 2018. Neural Networks in Unity: C# Programming for Windows 10. In *Neural Networks in Unity*. Bengal Barat: Apress.
- Orlandi, G., Calvini, R., Foca, G., Pigani, L., Simone, G.V., & Ulrici, A. 2019. Data Fusion of Electronic Eye and Electronic Tongue Signals to Monitor Grape Ripening. *Talanta*, Vol. 195, Hal. 181–189.
- Praveen, P.K., Debnath, C., Shekhar, S., Dalai, N., & Ganguly, S. 2016. Incidence of Aeromonas spp. Infection in Fish and Chicken Meat and Its Related Public Health Hazards: A Review. *Veterinary World*, Vol. 9(1), Hal. 6–11.
- Prayitno, A.H., Suryanto, E., & Zuprizal. 2010. Kualitas Fisik dan Sensoris Daging Ayam Broiler yang Diberi Pakan dengan Penambahan Ampas Virgin Coconut Oil (VCO). *Buletin Peternakan*, Vol. 34(1), Hal. 55–63.
- Raudienė, E., Gailius, D., Rimantė, V., Eisinaitė, V., Balčiūnas, G., Dobilienė, J., & Tamkutė, L. 2018. Rapid Evaluation of Fresh Chicken Meat Quality by Electronic Nose. *Czech Journal of Food Sciences*, Vol. 36(5), Hal. 420–426.
- Ray, B. 2005. *Fundamental Food Microbiology* (3rd ed.). New York: CRC Press.
- Remenant, B., Jaffrès, E., Dousset, X., Pilet, M.F., & Zagorec, M. 2015. Bacterial spoilers of food: Behavior, fitness and functional properties. *Food Microbiology*, Vol.45(PA), Hal. 45–53.
- Rosyad, F. & Lenono, D. 2016. Klasifikasi Kemurnian Daging Sapi Berbasis Electronic Nose dengan Metode Principal Component Analysis. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, Vol.6, Hal. 47–58.
- Rouger, A., Tresse, O., & Zagorec, M. 2017. Bacterial Contaminants of Poultry Meat: Sources, Species, and Dynamics. *Microorganisms*, Vol. 5(3).

- Sabilla, S.I., Sarno, R., & Siswanto, J. 2017. Estimating Gas Concentration using Artificial Neural Network for Electronic Nose. *Procedia Computer Science*, Vol. 124, Hal. 181–188.
- Shamisi, M.A., Assi, A.H., & Hejase, H. 2011. Using MATLAB to Develop Artificial Neural Network Models for Predicting Global Solar Radiation in Al Ain City – UAE. *Engineering Education and Research Using MATLAB*, Hal. 219–238.
- Soeparno. 2009. *Ilmu dan Teknologi Daging* (2nd ed.). Yogyakarta: Gadjah Mada University Press.
- Sundaram, K.M. & Karthigai, S. 2019. Determining *Hidden* Neurons with Variant Experiments in Multilayer Perception using Machine Learning Neural Networks. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, Vol. 8(9).
- Tan, J., Balasubramanian, B., Sukha, D., Ramkissoon, S., & Umaharan, P. 2019. Sensing Fermentation Degree of Cocoa Beans by Machine Learning Classification Models Based Electronic Nose System. *Journal of Food Process Engineering*, Vol. 42(6), Hal. 13175.
- Tan, J. & Xu, J. 2020. Applications of Electronic Nose (E-Nose) and Electronic Tongue(E-Tongue) in Food Quality-Related Properties Determination: A Review. *Artificial Intelligence in Agriculture*, Vol. 4, Hal. 104–115.
- Vidal, R., Ma, Y., & Sastry, S.S. 2016. *Generalized Principal Component Analysis* (1st ed.). United States: Springer Publishing Company.
- Vishwakarma, G.K., Paul, C., & Elsayah, A.M. 2020. An Algorithm For Outlier Detection in A Time Series Model Using Backpropagation Neural Network. *Journal of King Saud University - Science*, Vol.32(8), Hal. 3328–3336.
- Wani, M.A., Bhat, F.A., Afzal, S., & Khan, A.I. 2020. *Advances in Deep Learning*. Singapura: Springer.
- Waveshare. 2021. *MQ3 Gas Sensor example - esp8266 learning*. Diakses pada 28 November 2021 dari <https://www.waveshare.com/mq-3-gas-sensor.html>.
- Wijaya, D.R., Sarno, R., Zulaika, E., & Sabila, S.I. 2017. Development of Mobile Electronic Nose for Beef Quality Monitoring. *Procedia Computer Science*, 124, 728–735.
- Wojnowski, W., Majchrzak, T., Dymerski, T., Gębicki, J., & Namieśnik, J. 2017. Electronic noses: Powerful tools in meat quality assessment. *Meat Science*, Vol. 131, Hal. 119–131.
- Wong, J., Bruyn, J. de, Bagnol, B., Grieve, R., Li, M., Pym, R., & Alders, R. 2017. Small-Scale Poultry and Food Security in Resource-Poor Settings: A Review. *Global Food Security*, Vol. 15, Hal. 43–52.