



**ANALISIS DAN KLASIFIKASI POLA AROMA KOPI ROBUSTA  
KABUPATEN PROBOLINGGO DENGAN METODE *K-NEAREST  
NEIGHBOR* UNTUK MENGEMBANGKAN *PROTOTYPE E-NOSE***

**SKRIPSI**

Oleh  
**Dwi Vera Yaro'uuf**  
**NIM 171810301067**

**JURUSAN KIMIA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS JEMBER**

**2022**



**ANALISIS DAN KLASIFIKASI POLA AROMA KOPI ROBUSTA  
KABUPATEN PROBOLINGGO DENGAN METODE *K-NEAREST  
NEIGHBOR* UNTUK MENGEMBANGKAN *PROTOTYPE E-NOSE***

**SKRIPSI**

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan Program Studi Kimia S-1 dan mencapai gelar Sarjana Sains

Oleh  
**Dwi Vera Yaro'uuf**  
**NIM 171810301067**

**JURUSAN KIMIA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS JEMBER  
2022**

**PERSEMBAHAN**

Skripsi ini saya persembahkan kepada :

1. Ayah saya, Bapak Kusiyadi yang senantiasa memberikan doa, nasihat, kasih sayang, dukungan finansial, serta segala yang telah diberikannya secara tulus hingga saya dapat menyelesaikan studi sarjana ini.
2. Almarhumah ibu saya, Almh. Ibu Binti Mariana, karena kehilangannya menjadikan saya mengerti akan mengikhlaskan, berjuang, dan terus mencoba dengan melakukannya sendiri.
3. Saudara saya Andika Al Muhaimin Gatot Sugiarto dan Yulia Nur Kholiq Putri yang telah memberikan dukungannya.
4. Seluruh teman – teman satu riset (Tim Analisis Data).
5. Teman – teman seperjuangan Platinum Kimia 2017 yang telah menemani masa belajar serta memberikan kenangan yang tak akan terlupakan selama masa kuliah.
6. UKMS TITIK yang telah memberikan pengalaman dan memberikan banyak ilmu dalam berorganisasi.
7. Almamater tercinta, Jurusan Kimia Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.
8. Seluruh civitas Fakultas MIPA khususnya bapak ibu dosen Jurusan Kimia yang telah memberikan ilmu, mendidik, dan membimbing dengan penuh kesabaran.
9. Semua pihak yang telah berkontribusi dalam penyelesaian skripsi ini.

**MOTTO**

Sesungguhnya jika kamu bersyukur, niscaya Aku akan menambah (nikmat) kepadamu.\*)  
(Terjemahan QS. Ibrahim : 7)



---

\*) Kementerian Agama Republik Indonesia. 2012. *Al Quran At – Thayyib*  
(*Transliterasi Per Kata dan Terjemahan Per Kata*). Bekasi: Cipta Bagus Segara.

**PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dwi Vera Yaro'uuf

NIM : 171810301067

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul “Analisis dan Klasifikasi Pola Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo dengan Metode *K-Nearest Neighbor* Untuk Mengembangkan *Prototype E-Nose*” adalah benar – benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan pada institusi manapun, dan bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika di kemudian hari ternyata pernyataan ini tidak benar.

Jember, 15 Februari 2022

Yang Menyatakan.



Dwi Vera Yaro'uuf

NIM 171810301067

**SKRIPSI**

**ANALISIS DAN KLASIFIKASI POLA AROMA KOPI ROBUSTA  
KABUPATEN PROBOLINGGO DENGAN METODE *K-NEAREST  
NEIGHBOR* UNTUK MENGEMBANGKAN *PROTOTYPE E-NOSE***

Oleh  
**Dwi Vera Yaro'uuf**  
**NIM 171810301067**

Pembimbing

Dosen Pembimbing Utama : Tri Mulyono, S.Si., M.Si

Dosen Pembimbing Anggota : .Drs Zulfikar, Ph.D

**PENGESAHAN**

Skripsi berjudul “Analisis dan Klasifikasi Pola Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo dengan Metode *K-Nearest Neighbor* Untuk Mengembangkan *Prototype E-Nose*” karya Dwi Vera Yaro’uuf telah diuji dan disahkan pada :

hari, tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas  
Jember

**Tim Penguji:**

Ketua,

Anggota I

Tri Mulyono, S.Si., M.Si.  
NIP. 196810201998021002

Drs. Zulfikar, Ph.D  
NIP. 196310121987021001

Anggota II,

Anggota III,

Novita Andarini, S.Si, M.Si  
NIP. 197211122000032001

Drs. Achmad Sjaifullah, M.Sc., Ph.D.  
NIP. 19591009186021001

Mengesahkan  
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Jember,

Drs. Achmad Sjaifullah, M.Sc., Ph.D.  
NIP. 19591009186021001

## RINGKASAN

**Analisis dan Klasifikasi Pola Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo dengan Metode *K-Nearest Neighbor* Untuk Mengembangkan *Prototype E-Nose***; Dwi Vera Yaro'uuf; 2022; 80 Halaman; Jurusan Kimia Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

Kopi merupakan salah satu komoditi perkebunan yang cukup banyak tersebar di wilayah Indonesia. Kopi robusta memiliki daerah tumbuh lebih luas daripada kopi arabika, karena dapat tumbuh di dataran yang kurang dari 700 mdpl. Mutu kopi yang dihasilkan juga dapat mempengaruhi aroma kopi, mutu kopi yang semakin baik akan menghasilkan aroma kopi yang baik pula. Setiap daerah penghasil kopi dapat memberikan hasil karakteristik aroma pada kopi yang berbeda. Karakteristik kopi dapat dipengaruhi oleh gas yang dikandung kopi yang dapat dideteksi menggunakan *electronic nose*. *E-Nose* membutuhkan proses yang perlu dibantu *software* seperti LabVIEW dengan berbasis *graphical programming*. *Software LabVIEW* digunakan untuk proses mengolah data dengan tahap ekstraksi fitur, metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk proses training data, dan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) sebagai metode pengklasifikasi.

Data untuk proses *training* diambil dari proses pengukuran data tegangan aroma kopi dengan menggunakan sampel kopi dari kopi robusta Kabupaten Probolinggo yakni kebun Pakuniran, Tiris, dan Krucil. Pengukuran data tegangan sampel kopi dilakukan sebanyak 20 kali pengulangan setiap kebunnya, sehingga total perolehan set data dari ketiga kebun adalah 60 set data. Data pada setiap pengulangan terdiri dari 150 data tegangan uap air dan 300 data tegangan uap seduhan kopi. Data kemudian diolah dengan menggunakan program yang telah dibuat dengan dilakukan proses pembacaan keseluruhan data, kemudian data akan diekstraksi fitur (fitur selisih dan integral). Tujuan proses ekstraksi fitur supaya data yang diperoleh memiliki informasi yang mampu membedakan pada tiap data. Data yang diinputkan pada program berupa data akuisisi yang berisikan 60 set data yang didapat dari proses pengukuran dengan ditambahkan label kelas. Label kelas 0 adalah label kelas kebun Pakuniran, label kelas 1 adalah kelas kebun Tiris, dan label kelas 2 adalah kelas kebun Krucil. Total data fitur yang diperoleh



sebanyak 480 data pada setiap fitur. Data fitur kemudian masuk dalam metode PCA untuk mendapatkan sebuah model dan data nilai PC. Hasil proses *training* tersebut digunakan untuk klasifikasi sampel kopi uji pada proses pengujian.

Sampel kopi yang digunakan pada proses pengujian dan klasifikasi adalah bubuk kopi dari kebun Pakuniran, Tiris, Krucil, dan kopi X berupa kopi robusta Probolinggo K'Tubruk. Proses pengukuran untuk setiap sampel kopi uji dilakukan sebanyak lima kali pengulangan, sehingga totalnya terdapat 20 kali pengukuran setiap fiturnya. Proses pengujian dilakukan untuk menguji program yang dibuat seberapa mampu dalam mengklasifikasi aroma kopi robusta Probolinggo dan sampel kopi X terhadap kemiripannya dengan respon tegangan setiap kebun/kelas.. Proses pengujian menggunakan metode PCA dan KNN, pada metode KNN diperlukan menentukan nilai k untuk menentukan banyaknya nilai/data terdekat dengan nilai/data uji yang diinginkan. Hasil prediksi klasifikasi kelas yang diperoleh ditentukan berdasarkan banyaknya kelas yang muncul pada tetangga terdekat dari data uji. Nilai k yang digunakan adalah 3. Tingkat akurasi yang diperoleh pada pengujian sampel kopi menggunakan fitur selisih menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 60% sedangkan pada fitur integral sebesar 93,33%. Tingkat akurasi didapatkan dari rata rata hasil klasifikasi yang memprediksi benar sampel uji kedalam kebun/kelas yang sesuai. Pengujian sampel kopi X dengan menggunakan fitur selisih menghasilkan tingkat akurasi sebesar 60% dan pada fitur integral menghasilkan 100%. Tingkat validitas pada pengujian sampel kopi X dilihat dari seberapa jauh program mampu memprediksi klasifikasi aroma kopi secara tepat.

*Output* dari penelitian ini adalah pengembangan *Prototype e-nose* yang digunakan sebagai pelengkap dari program yang telah dibuat, sehingga pilihan untuk model klasifikasi terdapat empat program yaitu SVM, ANN, *Logistic Regression*, dan PCA-KNN. *Prototype e-nose* dikatakan baik ketika dapat berhasil mengintegrasikan 4 program *software* (SVM, ANN, *Logistic Regression*, dan PCA-KNN) serta keempat program *software* tersebut mampu melakukan uji sampel dengan baik. *Prototype e-nose* dikembangkan dengan meng*compile* sistem program yang telah dibuat pada *LabVIEW* dalam program *exe* agar dapat diinstall pada laptop lain yang tidak memiliki *software LabVIEW*.

## PRAKATA

Alhamdulillah segala puji bagi Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, serta karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Analisis dan Klasifikasi Pola Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo dengan Metode *K-Nearest Neighbor* Untuk Mengembangkan *Prototype E-Nose*”. Skripsi ini disusun sebagai bentuk laporan akhir penelitian yang menjadi salah satu syarat menyelesaikan pendidikan strata satu (S-1) Jurusan Kimia Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Skripsi ini tidak dapat tersusun tanpa peran, dukungan, serta bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terimakasih kepada :

1. Drs. Achmad Sjaifullah, M.Sc., Ph.D., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
2. Dr. Anak Agung Istri Ratnadewi, S.Si., M.Sc., sebagai Ketua Jurusan Kimia Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
3. Tri Mulyono, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing Utama dan Drs. Zulfikar, Ph.D., selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu, pikiran, nasehat, dan bimbingannya dalam membantu penyusunan skripsi ini.
4. Novita Andarini S.Si., M.Si., selaku Dosen Penguji Utama dan Drs. Achmad Sjaifullah, M.Sc., Ph.D., selaku Dosen Penguji Anggota yang telah meluangkan waktu dan pikirannya untuk menguji, memberi saran, serta evaluasi dalam penyusunan skripsi ini.
5. Suwardiyanto, S.Si., M.Si, Ph.D selaku Dosen Pembimbing Akademik, terimakasih atas segala waktu, saran, bimbingan dan nasehatnya selama masa perkuliahan di Jurusan Kimia Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
6. Seluruh dosen Jurusan Kimia Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam yang telah memberikan banyak ilmu serta membimbing dengan penuh kesabaran.
7. Teknisi Jurusan Kimia yang telah banyak membantu.

8. Teman satu Tim Riset Analisis Data (Andriansyah, Diah Amemia, dan Amalia) yang senantiasa membantu saya dalam menyelesaikan penelitian ini.
9. Teman teman terdekat saya (Dina, Ame, Nadila, Khoir, dan Fia) serta teman teman Riset Analitik Kopi (Febi, Menik, Nurul, Rambe, Mbak Rena, Rotul, dan Ainun) yang selalu membantu dan memberikan dukungan hingga saat ini dan seterusnya insyaAllah.
10. Semua pihak yang berkontribusi namun tidak dapat dituliskan satu persatu
11. *Last but not least, I wanna thank me, for believing in me, for doing all this hard work, for having no days off, for never quitting, for just being me at all times.*

Agar dapat memenuhi kesempurnaan skripsi ini, penulis menerima segala bentuk kritik dan saran yang membangun dari semua pihak. Penulis juga mengharapkan semoga skripsi ini dapat bermanfaat dan berkah bagi pihak yang membaca, Aamiin.

Jember, 15 Februari 2022

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>HALAMAN SAMPUL.....</b>	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>HALAMAN MOTTO .....</b>	<b>iv</b>
<b>HALAMAN PERNYATAAN.....</b>	<b>v</b>
<b>HALAMAN PEMBIMBING .....</b>	<b>vi</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN.....</b>	<b>vii</b>
<b>RINGKASAN .....</b>	<b>viii</b>
<b>PRAKATA .....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xviii</b>
<b>BAB 1. PENDAHULUAN .....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian .....	3
1.4 Batasan Masalah .....	3
1.5 Manfaat .....	4
<b>BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>5</b>
2.1 Tanaman Kopi (Coffea sp.).....	5
2.1.1 Karakteristik Kopi Robusta.....	5
2.1.2 Kopi Robusta di Kabupaten Probolinggo .....	6
2.1.3 Aroma Kopi Sebagai Indikator Kualitas Kopi.....	6
2.2 Sensor Gas <i>Electric Nose</i> .....	7
2.3 Arduino .....	12
2.4 <i>LabVIEW Analytic &amp; Machine learning</i> .....	13
2.5 Penelitian Klasifikasi dan Prediksi dengan Machine Learning .....	15

2.6 Ekstraksi <i>Feature</i> .....	15
2.7 <i>Principal Component Analysis</i> (PCA) .....	17
2.8 Algoritma <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN) .....	18
<b>BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>20</b>
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....	20
3.2 Teknik Penelitian .....	20
3.3 Alat dan Bahan .....	20
3.3.1 Alat .....	20
3.3.2 Bahan .....	20
3.4 Diagram Alir .....	21
3.5 Prosedur Penelitian .....	22
3.5.1 Penyusunan Program .....	22
3.5.2 Preparasi Sampel .....	23
3.5.3 Pengukuran Aroma Sampel Uji Kopi Robusta .....	24
3.5.4 Perancangan Desain Sensor .....	25
3.5.5 Perancangan Desain <i>Prototype</i> .....	25
<b>BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	<b>27</b>
4.1 Hasil Analisis dan Klasifikasi Pola Data Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo .....	27
4.1.1 Data Akuisisi untuk Perolehan Model <i>Training</i> Data .....	27
4.1.2 Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Probolinggo dengan Metode PCA-KNN .....	34
a. Klasifikasi Kopi Robusta Probolinggo Menggunakan Fitur Selisih .....	36
b. Klasifikasi Kopi Robusta Probolinggo Menggunakan Fitur Integral .....	37
4.2 Tingkat Validitas dan Akurasi pada Klasifikasi Sampel Kopi X .....	38
4.3 <i>Prototype E-nose</i> Untuk Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Probolinggo .....	39
<b>BAB 5 PENUTUP</b> .....	<b>42</b>
5.1 Kesimpulan .....	42
5.2 Saran .....	42

<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	<b>43</b>
<b>LAMPIRAN</b> .....	<b>49</b>

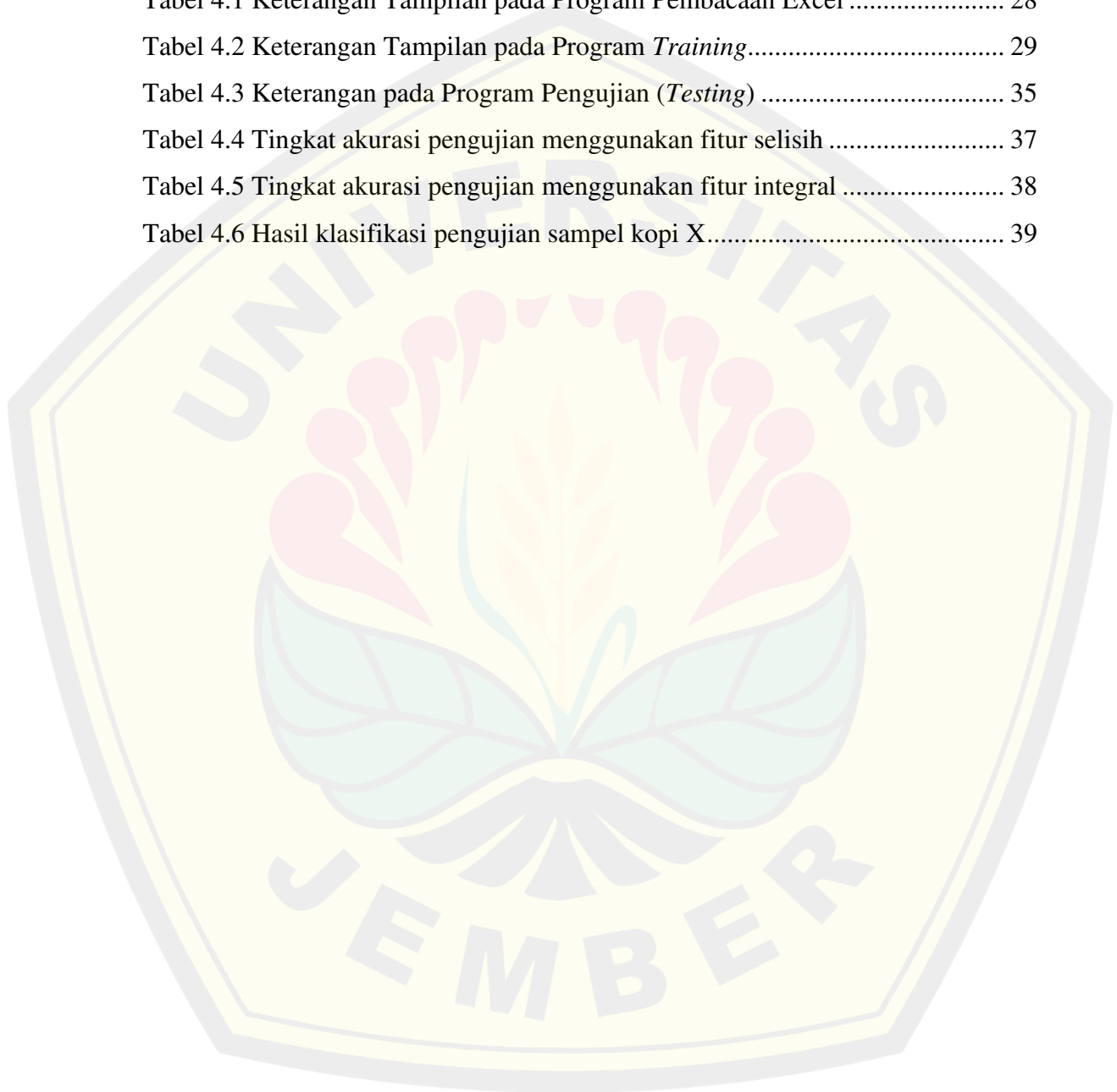


DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Struktur Sensor Gas.....	7
Gambar 2.2 Mekanisme reaksi pada permukaan sensor gas SMO .....	9
Gambar 2.3 Arduino Mega2560 .....	12
Gambar 2.4 Ekstraksi Fitur yang Banyak Digunakan.....	16
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian .....	21
Gambar 3.2 Rangkaian Sensor Gas.....	25
Gambar 3.3 Rancangan <i>Prototype</i> .....	26
Gambar 4.1 Tampilan program pembacaan excel.....	28
Gambar 4.2 Tampilan program <i>training</i> .....	29
Gambar 4.3 Hasil perolehan grafik PCA pada fitur selisih.....	31
Gambar 4.4 Hasil perolehan grafik PCA pada fitur integral.....	31
Gambar 4.5 <i>Scree Plot</i> PCA pada Fitur Selisih .....	32
Gambar 4.6 <i>Scree Plot</i> PCA pada Fitur Integral .....	32
Gambar 4.7 Visualisasi hasil validasi metode PCA menggunakan <i>software</i> R pada fitur selisih (a) dan fitur integral (b) .....	33
Gambar 4.8 Tampilan program pengujian menggunakan metode PCA-KNN .....	35
Gambar 4.9 Prototype E-Nose .....	40

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Karakteristik Aroma pada <i>Roasted Coffee</i> .....	6
Tabel 2.2 Jenis sensor gas MQ dan gas target yang direspon .....	10
Tabel 3.1 Tabel Rancangan Penelitian .....	25
Tabel 4.1 Keterangan Tampilan pada Program Pembacaan Excel .....	28
Tabel 4.2 Keterangan Tampilan pada Program <i>Training</i> .....	29
Tabel 4.3 Keterangan pada Program Pengujian ( <i>Testing</i> ) .....	35
Tabel 4.4 Tingkat akurasi pengujian menggunakan fitur selisih .....	37
Tabel 4.5 Tingkat akurasi pengujian menggunakan fitur integral .....	38
Tabel 4.6 Hasil klasifikasi pengujian sampel kopi X .....	39





## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 4.1</b> Respon Sensor Gas Aroma Kopi Robusta Kebun Pakuniran sebagai Data <i>Training</i> .....	49
<b>Lampiran 4.2</b> Respon Sensor Gas Aroma Kopi Robusta Kebun Tiris sebagai Data <i>Training</i> .....	52
<b>Lampiran 4.3</b> Respon Sensor Gas Aroma Kopi Robusta Kebun Krucil sebagai Data <i>Training</i> .....	54
<b>Lampiran 4.4</b> Data Fitur Selisih .....	57
<b>Lampiran 4.5</b> Data Fitur Integral.....	58
<b>Lampiran 4.6</b> Isi Model Fitur Selisih dengan Metode <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> .....	60
<b>Lampiran 4.7</b> Isi Model Fitur Integral dengan Metode <i>Principal Component Analysis (PCA)</i> .....	62
<b>Lampiran 4.8</b> Hasil Validasi Analisis PCA dengan Software R .....	64
<b>Lampiran 4.9</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Pakuniran dengan Model Fitur Selisih.....	65
<b>Lampiran 4.10</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Tiris dengan Model Fitur Selisih .....	67
<b>Lampiran 4.11</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Krucil dengan Model Fitur Selisih .....	69
<b>Lampiran 4.12</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Pakuniran dengan Model Fitur Integral .....	71
<b>Lampiran 4.13</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Tiris dengan Model Fitur Integral.....	73
<b>Lampiran 4.14</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Krucil dengan Model Fitur Integral.....	75
<b>Lampiran 4.15</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Sampel Kopi X dengan Model Fitur Selisih.....	77
<b>Lampiran 4.16</b> Hasil Pengujian Klasifikasi Sampel Kopi X dengan Model Fitur Integral .....	79

## BAB 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Kopi yang memiliki nama latin *Coffea sp.* merupakan salah satu komoditi perkebunan yang cukup banyak tersebar di wilayah Indonesia (Rahardjo, 2012). Jenis kopi yang ada di Indonesia adalah kopi liberika, kopi arabika dan kopi robusta. Jenis kopi tersebut selain memiliki rasa dan aroma yang khas, kopi memiliki manfaat dalam menurunkan resiko tekanan penyakit jantung, kanker, dan diabetes. Kopi arabika lebih dulu populer dan memiliki rasa yang lebih asam, sedangkan kopi robusta memiliki rasa yang lebih pahit, sedikit asam dan kadar kafeinnya lebih tinggi (Purwanto, *et. al.*, 2015).

Kopi robusta memiliki daerah tumbuh lebih luas daripada kopi arabika, karena kopi robusta dapat tumbuh di dataran yang kurang dari 700 mdpl (Salla, 2009). Kelebihan dari kopi robusta adalah memiliki resistensi terhadap serangan hama dan penyakit, serta harga kopi robusta terbilang murah (Buldani, 2011). Berdasarkan Badan Standardisasi Nasional komoditas biji kopi (2008), biji kopi dikatakan memenuhi standar kualitas mutu apabila biji kopi tidak terdapat serangga hidup, kadar air maksimal 12,5%, dan kadar kotoran selain biji kopi adalah 0,5%. Standar kualitas mutu pada kopi robusta dapat ditentukan berdasarkan ukuran biji, jumlah keping biji, dan sistem nilai cacat.

Mutu kopi yang dihasilkan juga dapat mempengaruhi aroma kopi, mutu kopi yang semakin baik akan menghasilkan aroma kopi yang baik pula. Setiap daerah penghasil kopi dapat memberikan hasil karakteristik aroma pada kopi yang berbeda (Sulistyowati, 2002). *Electronic Nose (E-Nose)* merupakan teknologi yang dikembangkan dengan sistem kerja yang menyerupai indera penciuman pada manusia. Penerapan *E-Nose* dapat dilakukan dalam berbagai bidang diantaranya adalah pada pendeteksian pada gas dan racun, memonitor pencemaran udara, serta penentuan dan pengukuran terhadap kualitas makanan (Hendrick *et. al.*, 2010). *E-Nose* membutuhkan proses yang perlu dibantu oleh *software* seperti LabVIEW. LabVIEW adalah *software* pemrograman yang dikembangkan oleh *National Instrument* dengan berbasis *graphical programming* (Hidayat, 2015).

Identifikasi karakter pada kopi terutama pada aroma kopi sudah banyak diteliti secara eksperimental dalam laboratorium kimia. Adapun beberapa metode yang digunakan dalam mengolah data dengan berbasis teknologi diantaranya adalah *Principal Component Analysis* (PCA), *Neural Network*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), Regresi Logistik Biner, dan *Support Vector Machine* (SVM). Penerapan *machine learning* oleh Nugraha dan Wiguna (2020) menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk menyeleksi fitur warna citra digital biji kopi. Fungsi dilakukannya penyeleksian fitur adalah agar fitur diperoleh dengan kontribusi maksimal yang signifikan dalam mengklasifikasikan data. Citra digital biji kopi sebanyak 240 data yang dilakukan seleksi fitur menghasilkan 120 citra biji kopi Arabika dan 120 citra biji kopi Robusta. Proses *training* data dengan seleksi fitur akan diperoleh tingkat akurasi mencapai 90,8%, dan hasil akurasi ketika tanpa seleksi fitur mencapai 89,6%. Hasil tersebut dapat dikatakan proses *training* dengan menggunakan seleksi fitur menghasilkan akurasi yang meningkat daripada tanpa menggunakan seleksi fitur.

*Machine learning* juga digunakan Solihin *et.al.* (2019) untuk proses identifikasi jenis biji kopi robusta dan arabika dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) menggunakan MATLAB. Penelitian yang dilakukan tersebut ditujukan agar mempermudah seseorang yang kesulitan dalam membedakan kopi robusta dan kopi arabika. Proses citra menggunakan biji kopi sebanyak 200 data gambar dengan pembagian 80% sebagai data *training* dan 20% sebagai data *testing*. Tingkat akurasi yang diperoleh adalah 75% dengan  $k = 1$ ,  $k = 7$ , dan gambar diambil dari jarak 15 cm. Namun masih belum ada yang memanfaatkan *machine learning* dalam mengklasifikasi aroma kopi dengan menggunakan metode PCA dan KNN, sehingga fokus penelitian ini adalah penggunaan PCA dan KNN untuk klasifikasi aroma kopi robusta. Metode KNN dipilih karena memiliki prinsip dasar pendekatan jarak dengan suatu data pada kelas yang telah diketahui.

Penelitian yang akan dilakukan ini menggunakan prinsip kemometri yaitu teknik menganalisis dan mengolah data kimia secara matematika dan statistika. Data identifikasi aroma kopi yang ada kemudian diolah dan dianalisis menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *K-Nearest*

*Neighbor* (KNN). Analisis ini ditujukan untuk menghasilkan model yang nantinya digunakan sebagai klasifikasi sampel kopi X untuk menentukan kemiripannya dengan kopi daerah Kabupaten Probolinggo. Analisis ini memanfaatkan *software LabView Analytic & Machine learning* sebagai media untuk mengolah data.

## 1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang ada dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana hasil analisis dan klasifikasi pola data aroma kopi robusta Kabupaten Probolinggo dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN)?
2. Bagaimana tingkat validitas dan akurasi respon sensor array aroma kopi X dengan analisis aroma kopi Robusta Kabupaten Probolinggo yang telah dilakukan ?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Mengetahui hasil analisis dan klasifikasi pola data aroma kopi robusta Kabupaten Probolinggo dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN).
2. Mengetahui tingkat validitas dan akurasi respon sensor array aroma kopi X dengan analisis aroma kopi Robusta Kabupaten Probolinggo yang telah dilakukan.

## 1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data analisis kopi yang digunakan adalah hasil data penelitian pada 3 kebun kopi Robusta di daerah Probolinggo yaitu kebun Tiris, Pakuniran, dan Krucil.
2. Roasting kopi dilakukan pada suhu 105-110°C kemudian dihaluskan dengan ukuran partikel 50-60 mesh.
3. Metode yang dilakukan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN).

4. *Software* untuk analisis dan mengolah data menggunakan *software LabView Analytic & Machine learning* 2017.
5. Sensor gas yang digunakan sebanyak 8 (delapan) antara lain sensor gas jenis MQ (MQ-136, MQ-135, MQ-3, MQ-6, MQ-7, MQ-8, MQ-9, dan MQ-2) dengan susunan array yang mengacu pada penelitian Jayanti (2020).
6. Sampel kopi X yang digunakan adalah kopi instan lokal Probolinggo (K'TUBRUK Kopi Robusta)

### 1.5 Manfaat

Manfaat yang akan diperoleh dari penelitian ini adalah menghasilkan model dari respon sensor array aroma kopi robusta Kabupaten Probolinggo yang nantinya dapat digunakan sebagai dasar program untuk mengklasifikasi sampel kopi robusta X dan menentukan tingkat validitas dan akurasi terhadap pola respon oleh sensor *E-Nose* yang diidentifikasi menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan dilanjutkan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN).

## BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Tanaman Kopi (*Coffea sp.*)

Kopi yang memiliki nama latin *Coffea sp.* merupakan salah satu komoditi perkebunan yang cukup banyak tersebar di wilayah Indonesia. Kopi juga memiliki peran dalam memutar roda ekonomi dan sebagai sumber penghasilan yang menjanjikan. Produksi kopi di Indonesia mengalami kenaikan dari 676,5 ribu ton kopi pada tahun 2007 menjadi 691,16 ribu ton kopi pada tahun 2013 (Badan Pusat Statistik, 2015). Hasil kopi yang meningkat ini oleh masyarakat dimanfaatkan untuk meningkatkan nilai jual kopi dengan cara pengolahan menjadi produk berupa makanan, minuman, atau barang yang berguna lainnya. Peningkatan produktivitas dan mutu kopi terus diupayakan agar kopi dapat bersaing dipasar dunia (Rahardjo, 2012).

#### 2.1.1 Karakteristik Kopi Robusta

Spesies kopi di dunia sudah teridentifikasi sebanyak 80 spesies, tetapi masyarakat lebih mengkonsumsi kopi robusta dan arabika. Kandungan didalam kopi diantaranya adalah kafein, asam klorogenat, trigonelin, lemak, aroma volatile dan mineral yang dapat memberikan manfaat dan kerugian pada orang yang mengonsumsi kopi (Hidgon *et.al.*, 2006). Aroma dan cita rasa kopi dapat dipengaruhi oleh kandungan asam didalamnya. Asam yang dominan dalam biji kopi yaitu asam klorogenat yang terkandung sebanyak 8% dalam biji kopi dan 4,5% pada kopi yang telah disangrai. Asam klorogenat yang berkurang ketika disangrai dikarenakan asam klorogenat berubah menjadi asam kafeat dan asam kuinat (Yusianto, 2014).

Jenis kopi di Indonesia ada 3 yaitu kopi arabika, robusta, dan liberika. Kopi robusta memiliki daerah tumbuh lebih luas daripada kopi arabika, karena kopi robusta dapat tumbuh di dataran yang kurang dari 700 mdpl (Salla, 2009). Kualitas biji kopi yang memenuhi standar berdasarkan Standar Nasional Indonesia komoditas biji kopi (SNI 01-2907-2008) adalah yang tidak memiliki bau busuk atau bau kapang, tidak ada serangga hidup, dan kadar airnya sebesar 12,5%. Kualitas mutu pada kopi robusta adalah diklasifikasikan menurut ukuran biji, jumlah keping biji, dan sistem nilai cacat (Badan Standarisasi Nasional,

2008). Kopi robusta dengan nama latin *Coffea robusta* memiliki bentuk daun bulat dan ujungnya sedikit runcing. Daun pada tumbuhan kopi ini memiliki warna hijau, panjang antara 5-15 cm, lebar 4,0-6,5 cm, dan bentuk tulang daun menyirip (Najiyati dan Danarti, 2012).

### 2.1.2 Kopi Robusta di Kabupaten Probolinggo

Perkebunan kopi yang ada di kabupaten Probolinggo terletak diantaranya di kecamatan Sumber, Tiris, Krucil, Gading dan Lumbang. Kabupaten Probolinggo pada tahun 2017 memiliki luas daerah perkebunan kopi sebesar 4885 Ha yang mengalami peningkatan dari tahun sebelumnya yaitu pada tahun 2016 tercatat seluas 4857 Ha. Hasil produksi kopi di kabupaten Probolinggo pada tahun 2016 dan 2017 tidak mengalami peningkatan maupun penurunan yaitu tetap sebanyak 1563 ton per tahunnya (Badan Pusat Statistik Jawa Timur, 2018).

### 2.1.3 Aroma Kopi Sebagai Indikator Kualitas Kopi

Aroma kopi yang dapat tercium oleh indera diakibatkan oleh senyawa volatil dalam kopi yang menguap seperti aldehida, furfural, alkohol, dan ester. Aroma kopi juga dipengaruhi oleh kondisi tanah, suhu udara dan intensitas penyinaran ketika proses penanaman. Mutu kopi yang dihasilkan juga dapat mempengaruhi aroma kopi, mutu kopi yang semakin baik akan menghasilkan aroma kopi yang baik pula. Setiap daerah penghasil kopi dapat memberikan hasil karakteristik aroma pada kopi yang berbeda (Sulistyowati, 2002). Karakteristik aroma kopi dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Karakteristik Aroma pada *Roasted Coffee*

Nama Senyawa	Aroma
<i>2,3-butane-dione</i>	<i>Buttery</i>
<i>2,3-pentane-dione</i>	<i>Buttery</i>
<i>2-methylbutanal</i>	<i>Sweety</i>
<i>Methylpropanal</i>	<i>Fruity</i>
<i>2-ethyl-4-hydroxy-5-methyl-3-furanone</i>	<i>Caramel-like</i>
<i>3-methylbutanal</i>	<i>Sweety</i>
<i>Vanilin</i>	<i>Sweety/Vanilla</i>
<i>2-ethyl-3,5-dimethylpyrazine</i>	<i>Roasty</i>
<i>2,3-diethyl-5-methylpyrazine</i>	<i>Roasty</i>
<i>3-isobuthyl-2-methoxy-pyrazine</i>	<i>Roasty</i>
<i>2-ethrnyl-3-ethyl-5-methylpyrazine</i>	<i>Roasty</i>
<i>2-ethenyl-3,5-dimethylpyrazine</i>	<i>Roasty</i>
<i>Methanetiol</i>	<i>Sulfury</i>
<i>2-furfurylthiol</i>	<i>Roasty</i>

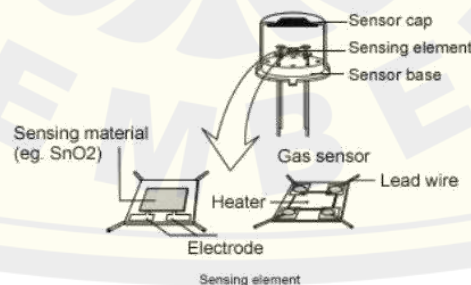
<i>Methional</i>	<i>Potato-like, sweet</i>
<i>2-methyl-3-furan-thiol</i>	<i>Meaty</i>
<i>Dimethyl trisulfide</i>	<i>Vegetable (Cooked)</i>
<i>Acetaldehyde</i>	<i>Fruity</i>
<i>3-hidroxy-4,5-dimethyl-2-furanone</i>	<i>Spicy</i>
<i>4-vinylguaiacol</i>	<i>Spicy/clove-like</i>
<i>Guaiacol</i>	<i>Phenolic</i>
<i>4-ethylguaiacol</i>	<i>Spicy/clove-like</i>

Sumber : Oestreich dan Janzen, 2013

Teknologi yang semakin berkembang dapat dimungkinkan untuk membuat sistem yang mampu menyerupai indera penciuman manusia seperti *electronic nose (E-Nose)*. Penelitian yang dilakukan oleh Ulfa *et.al.* (2019) menggunakan sensor *E-Nose* untuk mengklasifikasi kopi bubuk dengan mudah dan tidak bergantung pada hidung sebagai indera penciuman manusia yang labil. Desain sensor *E-Nose* yang digunakan adalah layer sebanyak 3 buah dan 3 input berupa pembacaan gas yang dihasilkan oleh *E-Nose*. Rabersyah *et.al.* (2016) melakukan penelitian untuk mengidentifikasi jenis bubuk kopi dengan *E-Nose*. Karakteristik kopi dipengaruhi oleh kandungan gas dalam kopi yang dapat dideteksi menggunakan *E-Nose*.

## 2.2 Sensor Gas Electric Nose

Sensor gas merupakan alat untuk mendeteksi adanya interaksi dan respon terhadap senyawa kimia berupa gas atau uap dan *output* yang dihasilkan adalah sinyal listrik. Sensor gas banyak dikembangkan untuk kebutuhan mengidentifikasi jenis gas polutan. Sensor gas semikonduktor memiliki detektor gas yang berbahan metal oksida seperti senyawa  $\text{SnO}_2$ . Struktur dari sensor gas dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 2.1 Struktur Sensor Gas  
(Sumber : Rabersyah, 2016)



Sensor digunakan dalam merespon dan mengubah hasil respon menjadi sinyal listrik. Prinsip dasar dari sensor adalah perubahan energi (*energy converter*). Sensor yang merupakan jenis transduser akan mengubah besaran mekanis, panas, sinar, dan kimia menjadi arus listrik dan tegangan. Sensor memiliki karakteristik statis antara lain akurasi, nonlinearitas, saturasi, resolusi, dan *repeatability* (Gessal, 2019).

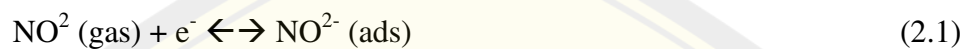
Penelitian yang dilakukan oleh Adam *et.al.* (2018) menggunakan sensor gas MQ-3, MQ-4, dan MQ-135 yang setiap sensor tersebut memiliki spesifikasi berbeda. Sinyal dari sensor gas akan bergerak ke mikrokontroler dan data sensor array akan dikirim ke program yang ada pada komputer. Sensor gas terdapat lapisan sensitif yang dibuat dalam bentuk film tipis dari campuran butiran nanopartikel SnO<sub>2</sub> dan In<sub>2</sub>O<sub>3</sub> dengan menggunakan metode sol-gel. Fungsi dari film tipis pada sensor gas adalah sebagai lapisan *gas-sensing* dan sensor gas *chemoresistive*, sehingga sensor gas dapat mendeteksi gas nitrogen oksida (NO<sub>2</sub>) pada konsentrasi 2-20 ppm (Fancioso *et. al.*, 2006)

Proses pendeteksian gas pada teknologi sensor gas semikonduktor diakibatkan oleh reaksi reduksi oksidasi yang terjadi antara gas yang terdeteksi dan atom atom material sensor sehingga kemampuan menghantarkan listrik pada sensor (nilai resistansi) akan berpengaruh. Prinsip dari sensor gas berbeda beda bergantung pada sifat karakteristik gas yang berbeda pula (Barsan dan Weimar, 2001). Sensor gas juga ada yang berbasis film tebal dengan menggunakan teknik screen printing sebagai teknik pembuatannya. Prinsip kerja pada *screen printing* adalah tinta atau pasta yang ditempatkan pada substrat sensor melalui *screen* dan menggunakan penekan atau rakel. Komponen pada sensor gas berbasis film tebal diantaranya adalah elektroda, *heater*, dan lapisan sensitif (Williams dan Coles, 1997).

Tahap awal pada mekanisme kerja sensor gas berbasis semikonduktor metal oksida (SMO) adalah interaksi yang terjadi antar permukaan metal oksida (lapisan sensitif/In<sub>2</sub>O<sub>3</sub>) dengan gas yang akan dideteksi. Interaksi yang terjadi diakibatkan oleh unsur ion oksigen pada permukaan lapisan metal oksida (In<sub>2</sub>O<sub>3</sub>). Tahap selanjutnya adalah proses ketika sifat listrik (konduktivitas) pada lapisan metal oksida yang diubah karena adanya reaksi kimia. Permukaan partikel lapisan metal

oksida akan membuka jalur pada partikel metal oksida bagian dalam terhadap gas target. Reaksi antara permukaan lapisan metal oksida dengan gas target dapat dikatakan sebagai proses difusi pada sensor SMO menuju arah substrat (Widodo, 2012).

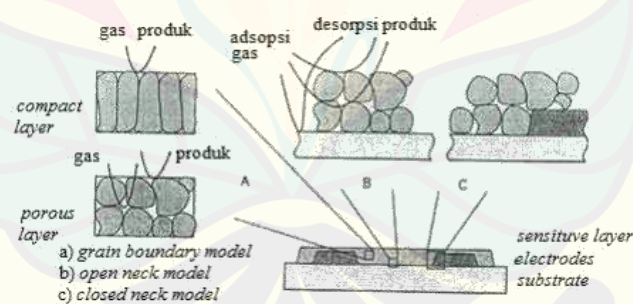
Molekul-molekul  $\text{NO}_2$  yang merupakan gas pengoksidasi akan berinteraksi dengan elektron dan diserap oleh permukaan SMO. Reaksi molekul gas pengoksidasi dengan  $\text{NO}^{2-}$  yang terserap akan mengikat elektronnya dan menyebabkan konduktivitas pada lapisan SMO meningkat (Wetchakuna et.al., 2011). Persamaan reaksi yang mungkin terjadi adalah sebagai berikut :



Konsentrasi oksigen di udara berdasarkan reaksi tersebut dapat mempengaruhi kecepatan reaksi redoks dan sinyal yang dihasilkan sensor. Konduktivitas lapisan SMO ( $\sigma$ ) dan konsentrasi gas target memiliki hubungan yang dapat dituliskan dalam persamaan berikut :

$$\sigma = k C^n \quad (2.3)$$







$k$  merupakan proporsionalitas hasil pengukuran yang khas terhadap lapisan SMO dan eksponen  $n$  nilainya antara 0,3 – 0,8. Mekanisme reaksi yang terjadi pada permukaan sensor gas SMO dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 2.2 Mekanisme reaksi pada permukaan sensor gas SMO  
(Sumber : Widodo, 2014)

Setiap sensor gas dapat mendeteksi jenis gas yang berbeda bergantung pada sensitivitas sensor. Faktor yang mempengaruhi sensitivitas sensor adalah bahan baku yang digunakan dalam produksi sensor. Sensitivitas pada setiap jenis sensor terhadap suatu gas tertentu dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Jenis sensor gas MQ dan gas target yang direpson

Jenis Sensor Gas	Bentuk Fisik	Gas Target
MQ-136		Gas Hidrogen Sulfida (H <sub>2</sub> S)
MQ-135		Gas Amonia (NH <sub>3</sub> ), Natrium dioksida (NO <sub>2</sub> ), Karbondioksida (CO <sub>2</sub> ), benzena (C <sub>6</sub> H <sub>6</sub> )
MQ-3		Gas Alkohol
MQ-6		Gas Isobutana, propana, LPG
MQ-7		Gas Karbon Monoksida (CO)
MQ-8		Gas Hidrogen (H <sub>2</sub> )

MQ-9



Gas Karbon Monoksida (CO), LPG, asap rokok

MQ-2



Alkohol, propana, metana, LPG, butana, hidrogen

(Hanwei Electronics CO., LTD, 2019)

*Electronic Nose* atau *E-Nose* merupakan suatu teknologi yang dikembangkan dengan sistem kerja menyerupai indra penciuman hidung pada manusia. Hidung dapat merespon, mendeteksi, mengenali, dan membedakan rangsangan terhadap bau. Penerapan *E-Nose* dapat dilakukan dalam berbagai bidang diantaranya adalah pada pendeteksian pada gas dan racun, memonitor pencemaran udara, serta penentuan dan pengukuran terhadap kualitas makanan (Hendrick *et.al.*, 2010). *E-Nose* juga dapat diartikan sebagai suatu instrumentasi dengan komponen berupa sensor gas yang dirangkai secara *array*. Seperti pada hidung, *E-Nose* juga memiliki reseptor untuk mengidentifikasi bau atau aroma dengan menggunakan sensor yang setiap sensornya dapat merespon berbeda pada uap aroma yang sama (Kusumadewi, 2004).

Identifikasi yang dilakukan *E-Nose* digunakan agar dapat mengenali pola aroma secara sederhana maupun kompleks. Adanya sifat karakteristik aroma dimungkinkan dapat menjadi identitas pada sampel sebagai *output* yang dihasilkan *E-Nose*. Komponen utama pada *E-Nose* terbagi menjadi tiga bagian yakni ruang sampel (*sample chamber*), susunan sensor (*sensor array*), dan sistem akuisisi data. Ruang sampel digunakan untuk menempatkan sampel yang akan diuji, kemudian aroma sampel akan dialirkan dengan sistem aliran udara menuju rangkaian sensor *array*. Sensor gas dirangkai berdasarkan susunan sensor yang dapat merespon senyawa kimia tertentu pada sampel. Respon yang dihasilkan berupa sinyal analog dan ditangkap oleh *Analog to Digital Converter* (ADC) agar terbaca oleh komputer (Widyatmoko, 2014).

### 2.3 Arduino

Arduino adalah platform gabungan dari *software* dan *hardware* yang bersifat *open source* dan fleksibel sehingga mudah digunakan dalam pembuatan *prototype*. *Software* pada arduino berfungsi untuk membuat dan memasukkan program ke dalam arduino. Proses pemrograman pada arduino juga tidak memiliki banyak langkah mikrokontroler konvensional karena arduino dirancang agar lebih mudah dipelajari oleh pemula (Sulaiman, 2012). Arduino memiliki komponen utama berupa mikrokontroler 8 bit dan memiliki kelebihan yaitu bersifat *open source* sehingga dapat digunakan sebagai *software* ataupun *hardware*. Arduino berupa papan dengan tipe ATmega yang berbeda bergantung spesifikasinya (Djuandi, 2011).

Arduino Mega2560 memiliki visual seperti papan yang dapat dilihat pada gambar berikut :



Gambar 2.3 Arduino Mega2560  
(Sumber : Arifin, 2016)

Fitur baru pada arduino Mega2560 terbagi menjadi tiga antara lain 1.0 *pinout*, sirkuit *Reset*, *Chip Atmega16U2* diganti dengan *chip ATmega8U2*. Arduino mega memerlukan koneksi USB atau sumber daya eksternal untuk mengaktifkannya. Sumber daya eksternal yang dapat digunakan adalah adaptor AC-DC atau baterai dengan daya sebesar 6 – 20 volt. Ketika sumber daya yang digunakan kurang dari 5 volt maka papan arduino tidak stabil, sedangkan sumber dayanya lebih dari 12 volt akan menyebabkan regulator tegangan menjadi panas dan dapat merusak papan Arduino (Djuandi, 2011).

Memory flash yang dimiliki arduino ATmega2560 adalah sebanyak 256 KB untuk penyimpanan kode, 8 KB untuk *bootloader*, 8 KB SRAM dan 4 KB EEPROM. Arduino menggunakan bahasa C++ yang dipermudah melalui *library* bagi pengguna baru. Arduino mega memiliki 54 pin digital *input/output* (15

adalah *provide PWM output*), 16 pin *input* analog, arus DC untuk pin *input/output* sebesar 40 mA, arus DC untuk pin 3,3 V sebesar 50 mA, dan *clock speed* sebesar 16 MHz. Arduino merupakan gabungan antara *hardware*, bahasa pemrograman, dan *Integrated Development Environment (IDE)*. Peran *software IDE* adalah untuk pemrograman (*Editor*), menghimpun menjadi kode biner (*Compiler*), dan meng-upload dalam *memory microcontroller (Uploader)* (Arifin *et.al.*, 2016).

Artanto (2008) menuliskan bahwa mikrokontroler adalah perangkat komputer yang elemennya dikemas dalam satu *chip* berupa *Integrated Circuit (IC)*. Kemampuan IC pada mikrokontroler dapat memanipulasi data atau informasi yang didasari oleh urutan instruksi (program). Pada mikrokontroler terdapat *Central Processing Unit (CPU)*, *Random Access Memory (RAM)*, *Input/Output*, *Timer*, *Electrically Erasable Programmable Read Only Memory (EEPROM)*, dan komponen lain yang dihubungkan agar terorganisasi dalam satu *chip* siap pakai. Aplikasi mikrokontroler dalam kehidupan sehari-hari dapat dilihat pada bidang industri dan elektronik seperti pada ponsel, *microwave*, sistem kendali, dan otomasi.

#### 2.4 *LabVIEW Analytic & Machine learning*

*LabVIEW* atau *Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench* merupakan suatu *software* pemrograman yang dikembangkan oleh *National Instrument* dengan basis *graphical programming*. *LabVIEW* juga dapat digunakan untuk menjalankan rancangan program instrumentasi, menganalisis data dan mengontrol *hardware* (Hidayat, 2015). *LabVIEW* dimanfaatkan dalam melakukan pengukuran, pengujian, sistem kontrol, dan pemrograman grafis (Madona, *et.al.*, 2018).

Format keluaran dari pembuatan proyek dalam *LabVIEW* berupa *.lvproj* sedangkan pembuatan program berupa *.vi (virtual instrument)*. Sebuah *vi* berdasarkan *National Instrument* (2014) memiliki komponen yang terbagi menjadi tiga yaitu *front panel*, *block diagram*, dan *icon/connector pane*. *Front panel* merupakan bagian *window* yang memiliki warna *default* abu-abu dengan kegunaan sebagai pembuatan *Graphical User Interface (GUI)*. *Icon – icon* yang terdapat dalam *front panel* berfungsi untuk kontrol atau *input* dan indikator atau

*output*. Tampilan GUI pada *window* memberikan kemudahan bagi pengguna untuk berinteraksi dengan sistem yang akan didesain. *Block Diagram* adalah sebuah tampilan yang digunakan untuk tempat membuat program dengan warna *default* putih. Pada *block diagram* terdapat *icon* yang akan muncul secara otomatis ketika suatu kontrol atau indikator diletakkan pada *front panel*. *Icon/Connector pane* adalah suatu komponen yang letaknya berada dibagian atas sebelah kanan dari *front panel*. Fungsinya adalah untuk memetakan bagian *input/output* pada sebuah *vi* dan memungkinkan *vi* untuk dapat menjadi sebuah *subVI*.

*Machine learning* merupakan suatu aplikasi yang menghasilkan model otomatis dari sekumpulan data dengan berdasarkan teknik statistika. Tujuan dari *machine learning* adalah untuk memungkinkan komputer dalam mempelajari sejumlah data yang akan menghasilkan model untuk menjalankan proses *input* maupun *output* tanpa menggunakan kode program secara eksplisit. Prinsip dasar kerja pada *machine learning* adalah sejumlah data yang diberikan kepada komputer untuk dilakukan proses pembelajaran (*training*) sehingga menghasilkan suatu model. Proses pembelajaran tersebut disebut juga *train dataset*. Model yang dihasilkan akan memiliki informasi sebagai pengetahuan untuk melakukan proses *input/output* dan klasifikasi atau prediksi. Efisiensi model yang diperoleh perlu diujikan dengan membagi data menjadi data pembelajaran (*train dataset*) dan data pengujian (*test dataset*). *Test dataset* berfungsi untuk mengukur efisiensi model yang diperoleh sehingga dapat melakukan klasifikasi atau disebut juga dengan *test score*. Data yang semakin banyak digunakan maka *test score* yang diperoleh juga akan semakin baik dengan rentan nilai 0-1 (Herbrich dan Graepel, 2018).

Metode pada pengembangan perangkat lunak (*software*) diklasifikasikan menjadi *machine learning* dan *non-machine learning* (Shepperd dan Macdonell, 2012). Metode yang masuk dalam metode *non-machine learning* adalah *slim*, *expert judgement*, *function point* (FP) dan *use case point* (UCP). Metode *non-machine learning* ialah metode konvensional untuk mengembangkan perangkat lunak dengan tingkat akurasi yang relatif rendah. Metode metode dalam *machine learning* antara lain *case-based reasoning* (CBR), *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Neural Networks* (NN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Linier Regression* (LR) (Wang dan Zhou, 2012).

## 2.5 Penelitian Klasifikasi dan Prediksi dengan Machine Learning

Nugraha dan Wiguna (2020) melakukan penelitian dengan memanfaatkan *machine learning* menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) untuk menyeleksi fitur warna citra digital biji kopi. Fitur diseleksi untuk memperoleh fitur dengan kontribusi maksimal yang signifikan dalam mengklasifikasikan data. Citra digital biji kopi sebanyak 240 data yang dilakukan seleksi fitur menghasilkan 120 citra biji kopi Arabika dan 120 citra biji kopi Robusta. Proses *training* data dengan seleksi fitur akan diperoleh tingkat akurasi mencapai 90,8%, dan hasil akurasi ketika tanpa seleksi fitur mencapai 89,6%. Hasil tersebut dapat dikatakan proses *training* dengan menggunakan seleksi fitur menghasilkan akurasi yang meningkat daripada tanpa menggunakan seleksi fitur.

Penelitian yang dilakukan Solihin *et al* (2019) adalah identifikasi jenis biji kopi robusta dan arabika dengan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) menggunakan MATLAB. Tujuan dari penelitian tersebut untuk mempermudah seseorang yang mengalami kesulitan dalam membedakan kopi robusta dan kopi arabika. Proses citra menggunakan biji kopi sebanyak 200 data gambar dengan pembagian 80% sebagai data *training* dan 20% sebagai data testing. Tingkat akurasi yang diperoleh adalah 75% dengan  $k = 1$ ,  $k = 7$ , dan gambar diambil dari jarak 15 cm. Metode KNN juga digunakan pada penelitian Rachmawanto dan Salam (2018) untuk mengklasifikasi tingkat kematangan kopi robusta. Uji coba yang dilakukan memberikan hasil akurasi terbaik sebesar 93,33% pada  $k = 1$  dan 96,67% pada  $k = 3$ .

## 2.6 Ekstraksi Feature

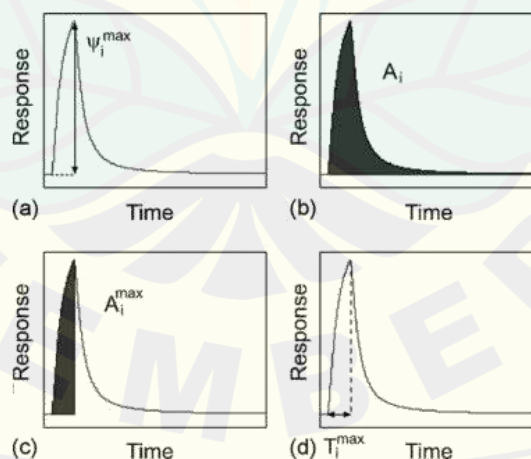
Proses yang dilakukan agar memperoleh ciri ciri atau informasi yang dapat membedakan data sampel satu dengan yang lain disebut ekstraksi fitur. Proses pada ekstraksi fitur menggunakan beberapa algoritma ekstraksi diantaranya adalah *Principal Component Analysis* (PCA), *Independent Component Analysis* (ICA), dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Vektor fitur adalah dasar dari bentuk pencarian citra dengan basis konten dan menangkap properti citra (tekstur dan



warna) yang merupakan hasil informasi dari ekstraksi fitur (Damayanti et al., 2010).

Komponen atau fitur data perlu dilakukan reduksi untuk mengurangi memori yang dibutuhkan dan waktu komputasi. Reduksi dapat menggunakan dua cara yakni pemilihan fitur (*feature selection*) dan ekstraksi fitur (*feature extraction*). Fungsi adanya pemilihan fitur adalah untuk memilih beberapa fitur dari data yang memiliki pengaruh besar pada fitur yang ada. Fitur merupakan informasi yang digunakan sebagai aspek pembeda, kualitas, dan karakteristik dalam bentuk simbolik (warna) ataupun numerik (intensitas). Kemampuan dalam membedakan objek dari kelas yang berbeda dapat digunakan sebagai kualitas vektor fitur. Nilai vektor fitur yang sama akan menghasilkan objek dalam kelas yang sama, sedangkan nilai vektor fitur yang berbeda maka akan menghasilkan objek dalam kelas yang berbeda pula (Al Fatta, 2009).

Ekstraksi fitur yang banyak digunakan adalah selisih antara nilai *baseline* dan puncak sinyal ( $\psi_i^{\max}$ ), luas area bawah kurva ( $A_i$ ), luas area kiri puncak kurva ( $A_i^{\max}$ ), dan banyaknya waktu yang diperlukan suatu sinyal mencapai puncak kurva ( $T_i^{\max}$ ). Kelebihan dari fitur-fitur tersebut adalah cepat dan sederhana dalam perhitungannya. Kelemahannya adalah sifat geometris yang murni dan tidak dapat mempertimbangkan sifat spesifik dari sensor. Fitur tersebut banyak digunakan dan berhasil dalam aplikasi sederhana (Carmel et al., 2003).



Gambar 2.4 Ekstraksi Fitur yang Banyak Digunakan  
(Carmel et al., 2003)

## 2.7 *Principal Component Analysis (PCA)*

*Principal Component Analysis (PCA)* menurut Smith (2002) merupakan metode untuk menyederhanakan suatu data dengan menggunakan data yang ditransformasikan secara linier hingga membentuk sistem koordinat baru dengan varian maksimum. Metode *Principal Component Analysis* banyak dimanfaatkan untuk mereduksi dimensi suatu data tanpa mengurangi karakteristik data secara signifikan serta untuk menghindari masalah pada multikolinearitas antara peubah bebas dalam model regresi berganda. *Principal Component Analysis* bukan analisis yang langsung berakhir melainkan teknik analisis yang digunakan sebagai awal dari analisis selanjutnya atau analisis antara dari suatu penelitian yang besar.

Analisis data menggunakan metode *Principal Component Analysis (PCA)* dapat dilakukan dengan memecahkan persamaan *eigen*. Algoritma yang biasa digunakan dalam metode *Principal Component Analysis (PCA)* menurut Johnson (2007) adalah sebagai berikut :

1. menentukan matriks kovarian.

Metode PCA dapat diselesaikan dengan menginputkan hasil data yang akan dianalisis melalui perhitungan matriks dan menghasilkan kovarians. Nilai kovarians yang sama dengan nol (0) artinya data tersebut independen. Nilai kovarians juga dapat digunakan untuk menentukan korelasi antara X dan Y dengan menggunakan persamaan berikut.

$$Cov(xy) = \frac{\sum xy}{n} - (\bar{x})(\bar{y}) \quad (2.1)$$

2. Menentukan nilai *eigen*.

$$(A - \lambda I) = 0 \quad (2.2)$$

A adalah matriks data,  $\lambda$  adalah nilai *eigen*, dan I merupakan matriks identitas. *Eigenvalues* adalah bilangan skalar. Nilai *eigenvalues* yang menghasilkan nilai tertinggi dapat digunakan dalam menjelaskan variasi data yang dipakai.

3. Menentukan vector.

*Eigenvector* adalah matriks yang dapat mendefinisikan matriks A.

$$[A - \lambda I][X] = 0 \quad (2.3)$$

4. Menentukan variabel baru (PC) dengan cara mengalikan variabel asli dan matriks vektor *eigen*.

Hasil dari *eigenvalue* dan *eigenvector* adalah komponen utama yang akan ditransformasikan menggunakan PC1 dan PC2 yang merupakan sumbu koordinat baru (Irianto, 2009).

Jumlah komponen utama untuk analisis berikutnya dapat ditentukan dengan cara melihat total proporsi yang dihasilkan melebihi 80% dan menganalisis patahan siku pada *scree plot* (Johnson, 2007).

## 2.8 Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN)

Algoritma *K-Nearest Neighbor* adalah algoritma untuk mengklasifikasi yang didasari oleh pendekatan jarak suatu data dengan data yang lain. Jarak pendekatan pada KNN dijadikan sebagai nilai kemiripan data uji terhadap data *training*. Penerapan metode KNN dapat mengatasi masalah mengenai pengukuran kualitatif maupun kuantitatif pada proses identifikasi. Metode KNN memiliki kelebihan yaitu efektif ketika data yang dilatih sangat besar dan kuat dalam melatih data (*training data*) yang mempunyai banyak *noise* (Lestari, 2014). Kelebihan dari metode *K-Nearest Neighbor* dalam aplikasinya sangat sederhana dengan performa yang sangat handal. Kelemahan yang sekaligus menjadi persoalan pada metode ini yakni pada metode *K-Nearest Neighbor* memiliki biaya komputasi yang relatif tinggi dalam melakukan klasifikasi. Cara yang dapat digunakan untuk mengatasi persoalan tersebut ialah dengan melakukan kombinasi menggunakan program-program komputer (Jayanti dan Noeryanti, 2014).

Algoritma KNN menggunakan analogi dalam proses klasifikasinya, dimana klasifikasi diprediksi berdasarkan data jarak yang paling dekat atau  $k = 1$  (Mariana *et al*, 2015). Klasifikasi dalam algoritma ini menggunakan sistem *voting* yang dilakukan dari nilai  $k$  pada objek dengan jarak paling dekat. Objek yang digunakan akan dipilih secara acak apabila hasil *voting* yang dilakukan seri, dengan catatan tetap memiliki jarak paling dekat. Klasifikasi dalam algoritma ini menggunakan prinsip ketetanggaan dengan mengambil data sebelumnya untuk dijadikan sebagai nilai prediksi dari sampel uji yang baru. Data yang akan dianalisa menggunakan algoritma KNN dapat berupa data ordinal ataupun nominal dengan skala ukuran berapapun (Solihin *et al*, 2019).

Tahapan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma KNN dapat dilakukan dengan menentukan nilai  $k$  yang merupakan jumlah tetangga dengan jarak terdekat. Nilai  $k$  tersebut dapat menentukan pada kelas mana kueri baru diklasifikasikan. Selanjutnya dengan mencari  $k$  tetangga terdekat dengan cara mengukur jarak antara titik kueri dengan titik *training*, apabila jarak masing-masing titik telah diketahui perhatikan pada nilai terkecilnya. Nilai  $k$  terkecil selanjutnya digunakan untuk menentukan kelasnya. Kelas yang paling banyak merupakan kelas dari kueri baru tersebut. Jarak suatu titik dengan tetangganya dapat dihitung melalui jarak *Euclidean* (Pramesti, 2013). Persamaan *Euclidean distance* dapat dituliskan sebagai berikut.

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (2.6)$$

$D(a,b)$  adalah jarak antara vektor  $a$  dengan titik  $b$ . Vektor  $a$  merupakan titik yang telah diketahui kelasnya, sedangkan vektor  $b$  merupakan titik baru dengan ukuran matriks  $d$  dimensi. Jarak antara vektor baru dengan titik *training* dapat diukur dengan mengambil  $k$  buah vektor terdekat (Pramesti, 2013). Nilai  $k$  pada algoritma KNN bergantung pada data yang dipakai. Nilai  $k$  yang tinggi akan mengurangi *noise* pada proses klasifikasi, namun akan membuat kabur pada setiap batasan klasifikasi. Pemilihan nilai  $k$  yang bagus dapat dilakukan dengan melakukan optimasi parameter seperti menggunakan *cross-validation* (Lestari, 2014).

Algoritma *K-Nearest Neighbor* banyak digunakan oleh beberapa peneliti karena memiliki kelebihan seperti tingkat akurasi yang tinggi, insentif terhadap *outlier*, dan tidak terdapat asumsi data (Suntoro, 2018). Algoritma *K-Nearest Neighbor* atau KNN merupakan metode yang sederhana namun sangat efektif. Faktanya metode KNN tidak memiliki fase *training* sehingga menjadikannya lebih unggul dibandingkan metode yang lain. Kelemahan dari metode ini adalah lambatnya proses klasifikasi apabila *database* yang digunakan berukuran besar. Kelemahan tersebut dapat diatasi dengan beberapa cara agar proses klasifikasi berjalan lebih cepat. Cara yang dapat dilakukan adalah dengan menghitung jarak parsial, menyusun ulang, dan mengedit data *training* (Müller *et al.*, 2018).

### BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada bulan April hingga September 2021. Penelitian berupa pengolahan dan analisis data dengan menggunakan *software LabVIEW Analytic & Machine learning 2017* dilaksanakan di Jurusan Kimia, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Jember.

#### 3.2 Teknik Penelitian

Penelitian yang dilakukan ini menggunakan teknik penelitian berbasis kemometri yaitu menganalisis dan mengolah data kimia secara statistika dan matematika. Data penelitian hasil identifikasi aroma kopi robusta di Kabupaten Probolinggo selanjutnya akan dilakukan analisis. Data tersebut kemudian dianalisis menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan dilanjutkan dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) pada *software LabVIEW Analytic & Machine learning* untuk menghasilkan model yang akan digunakan sebagai klasifikasi aroma dari sampel kopi X untuk menentukan kemiripannya dengan kopi daerah Kabupaten Probolinggo..

#### 3.3 Alat dan Bahan

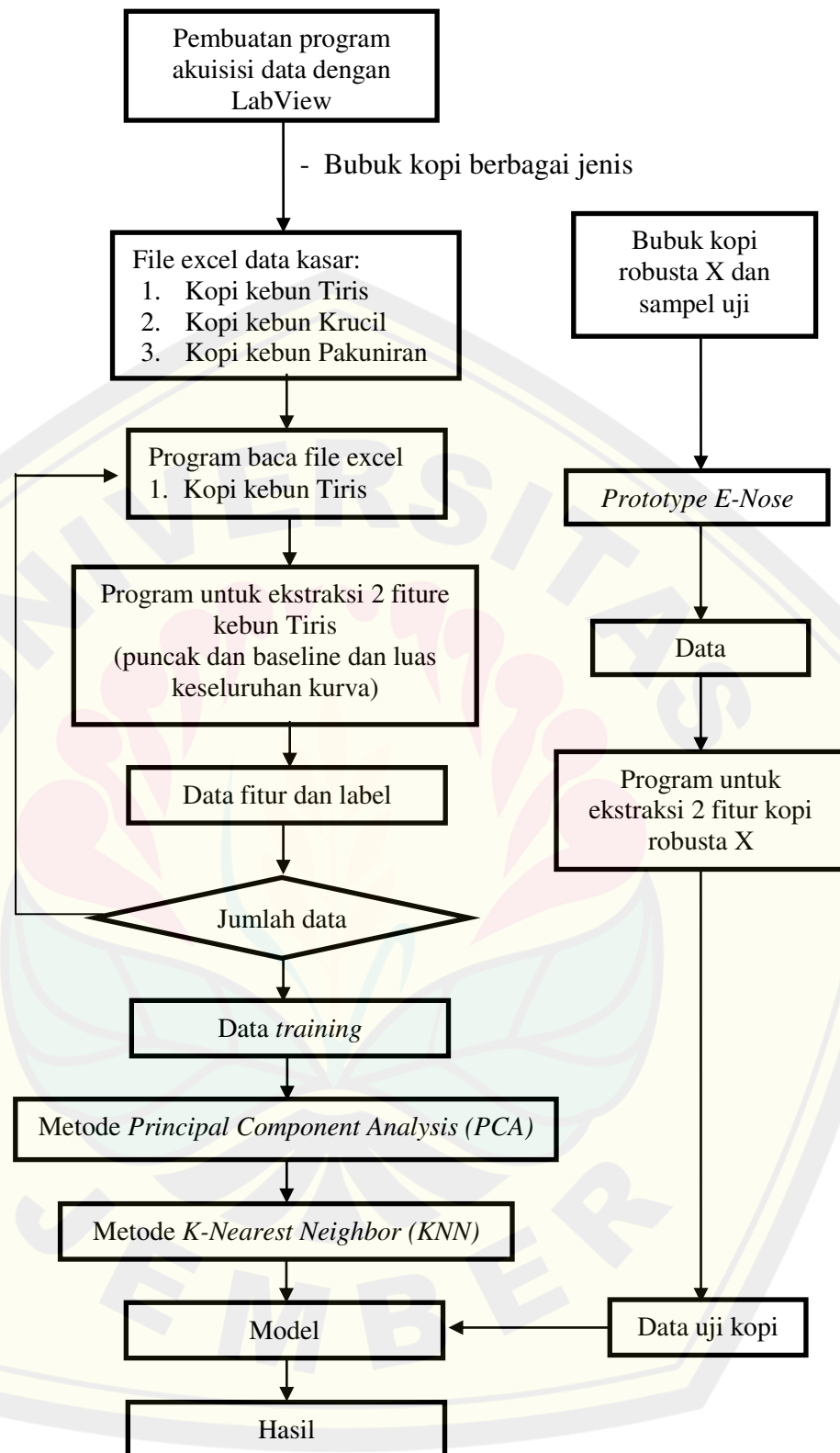
##### 3.3.1 Alat

Alat yang diperlukan dalam penelitian ini antara lain laptop yang terdapat *software LabVIEW Analytic & Machine learning 2017*, Arduino Mega, sensor gas MQ (MQ-135, MQ-136, MQ-3, MQ-6, MQ-7, MQ-8, MQ-9, dan MQ-2), gelas ukur, termometer, neraca analitik, erlenmeyer, *hot plate*, *magnetic stirrer*, anak *stirrer*, statif, aluminium foil, akrilik, selang PTFE, dan kabel USB.

##### 3.3.2 Bahan

Bahan bahan yang dibutuhkan dalam penelitian ini adalah kopi robusta Kabupaten Probolinggo (kebun Tiris, Krucil, dan Pakuniran), sampel bubuk kopi X (K'Tubruk Kopi Robusta), dan air mineral AQUA.

## 3.4 Diagram Alir



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

### 3.5 Prosedur Penelitian

#### 3.5.1 Penyusunan Program

Data mentah analisis aroma kopi robusta pada Kabupaten Probolinggo dari proses pengukuran data tegangan aroma kopi kemudian diolah dengan *software LabVIEW Analytic & Machine*. Pengolahan data pada *software LabVIEW Analytic & Machine* menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) yang dilanjutkan dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Metode Algoritma yang biasa digunakan dalam metode *Principal Component Analysis* (PCA) menurut Johnson (2007) adalah sebagai berikut :

- a. menentukan matriks kovarian.

Metode PCA dapat diselesaikan dengan menginputkan hasil data yang akan dianalisis melalui perhitungan matriks dan menghasilkan kovarians. Nilai kovarians yang sama dengan nol (0) artinya data tersebut independen. Nilai kovarians juga dapat digunakan untuk menentukan korelasi antara X dan Y dengan menggunakan persamaan berikut.

$$Cov(xy) = \frac{\sum xy}{n} - (\bar{x})(\bar{y}) \quad (3.1)$$

- b. Menentukan nilai *eigen*.

A adalah matriks data,  $\lambda$  adalah nilai *eigen*, dan I merupakan matriks identitas. *Eigenvalues* adalah bilangan skalar. Nilai *eigenvalues* yang menghasilkan nilai tertinggi dapat digunakan dalam menjelaskan variasi data yang dipakai.

$$(A - \lambda I) = 0 \quad (3.2)$$

- c. Menentukan vector.

*Eigenvector* adalah matriks yang dapat mendefinisikan matriks A.

$$[A - \lambda I][X] = 0 \quad (3.3)$$

- d. Menentukan variabel baru (PC) dengan cara mengalikan variabel asli dan matriks vektor *eigen*.

Hasil dari *eigenvalue* dan *eigenvector* adalah komponen utama yang akan ditransformasikan menggunakan PC1 dan PC2 yang merupakan sumbu koordinat baru (Irianto, 2009). Data yang telah diolah menghasilkan data berupa data *training* yang selanjutnya digunakan dalam pembuatan program melalui *software*

*LabVIEW Analytic & Machine* sehingga menghasilkan model program klasifikasi dengan format penyimpanan JSON.

Tahap berikutnya adalah pengolahan data dari hasil metode *Principal Component Analysis* (PCA) yang dilanjutkan dengan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Metode KNN digunakan sebagai metode pengklasifikasi. Langkah langkah pada metode K-NN adalah sebagai berikut :

1. Menentukan parameter k
2. Menghitung jarak antara data yang akan dievaluasi dengan semua data pelatihan.
3. Mengurutkan jarak yang telah dihitung dari data terkecil menuju data terbesar.
4. Menentukan jarak terdekat sampai urutan k
5. Memasangkan kelas yang bersesuaian
6. Mencari jumlah kelas dari tetangga dan menetapkan kelas sebagai kelas data yang dievaluasi dengan persamaan berikut :

$$D(a,b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (3.4)$$

keterangan :

$D(a,b)$  = jarak *Euclidean* (jarak antara  $x_1$  dengan  $x_2$ )

Vektor a = titik yang telah diketahui kelasnya (sampel data)

Vektor b = titik baru dengan ukuran matriks  $d$  dimensi (data uji/testing).

$k$  = variabel data

$d$  = dimensi data (jumlah fitur)

### 3.5.2 Preparasi Sampel

Dua buah erlenmeyer disiapkan untuk ditambahkan 45 mL air merk Aqua bersuhu 95°C pada erlenmeyer 1 dan seduhan bubuk kopi dengan ukuran 50-60 mesh pada erlenmeyer 2. Bubuk kopi pada setiap sampel diperlukan 3 gram yaitu pada kopi robusta kebun Tiris, Krucil, Pakuniran, dan kopi robusta K'Tubruk (sampel kopi X). Bubuk kopi pada erlenmeyer 2 diberi tambahan air Aqua sebanyak 45 mL dan kemudian dilengkapi dengan selang dan ditutup secara rapat. Sampel dipanaskan dengan menggunakan suhu 95°C sebagai suhu optimum



secara bergantian. *E-Nose* yang disusun *array* digunakan untuk mendeteksi aroma sampel bubuk kopi tersebut.

### 3.5.3 Pengukuran Aroma Sampel Uji Kopi Robusta

Data uji sampel kopi robusta diambil dari data pengukuran penelitian yang merupakan data dari pengukuran kopi robusta kebun Probolinggo yakni kebun Krucil, Pakuniran, dan Tiris serta sampel kopi robusta X. Biji kopi robusta di *roasting* pada suhu 105-110°C dan kemudian dilakukan *grinding* dan disaring dengan pengayakan berukuran 50-60 mesh. Bubuk kopi robusta diseduh menggunakan air Aqua yang telah dipanaskan hingga suhunya mencapai 95°C. Aroma kopi robusta dilakukan pengukuran melalui dua tahapan.

Tahapan awal adalah sebanyak 45 mL air pada suhu 95°C melalui kran yang dibuka agar dapat mengalir sistem sensor dan kemudian dilanjutkan pada erlenmeyer berisi bubuk kopi robusta sebanyak 3 gram yang telah diseduh. Pompa dinyalakan ketika kran dibuka sehingga gas atau uap air dapat bergerak keatas dan terdeteksi oleh sensor. Pada *software* LabVIEW proses running dioperasikan bersama dinyalakannya pompa agar uap air dapat bergerak menuju akrilik dan melalui kedelapan sensor yang dihubungkan dengan Arduino Mega dapat terdeteksi. Tugas Arduino adalah sebagai pengubahan sinyal digital dari sinyal analog yang akan terbaca pada *software* LabVIEW. Setiap sampel uji dilakukan pengukuran dengan 10 kali pengulangan. Data sensor dari pengukuran gas air Aqua digunakan sebagai data *baseline* dan data bersih didapatkan dari nilai data *baseline* yang dikurangkan dengan data sensor kopi robusta. Data uji kopi robusta dilakukan pembacaan pada program yang sudah dibuat secara bergantian untuk diekstraksi tiga fitur kopi robusta X. Hasilnya dimasukkan dalam model untuk dilakukan pengecekan terhadap kesesuaian antara data uji dengan model yang dibuat dan outputnya berupa nilai keluaran (hasil).

Data diuji pada *classification deployment* dan hasilnya merupakan model yang akan dimasukkan kembali pada model file dengan format JSON. Dua grafik *predicted labels* dan *true labels* akan dihasilkan program yang dijalankan ketika data uji dimasukkan dalam *test data file*. Pengujian dilakukan dengan menggunakan data uji kopi robusta dari kebun berbeda secara berulang. Hasil

pengujian yang diperoleh selanjutnya akan dilakukan pengukuran tingkat validitas dan akurasinya dengan menggunakan rumus berikut :

$$Tingkat\ akurasi = \frac{jumla\ h\ data\ uji\ yang\ benar}{jumla\ h\ keseluru\ han\ data\ uji} \times 100\ \% \quad (3.5)$$

Adapun tabel rancangan dari penelitian yang dilakukan seperti yang terlihat pada Tabel 3.1 berikut.

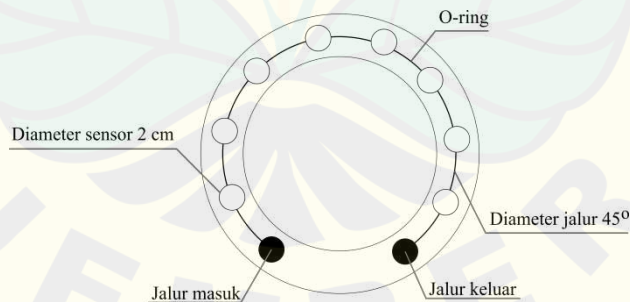
Tabel 3.1 Tabel Rancangan Penelitian

		True value		Total
		True	False	
Predicted	True	TP (correct result)	FP (unexpected result)	
	False	FN (missing result)	TN (correct absence of result)	
Total				

$$Tingkat\ akurasi = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \times 100\ \% \quad (3.6)$$

### 3.5.4 Perancangan Desain Sensor

Penelitian yang dilakukan menggunakan 8 sensor gas jenis MQ yang disusun secara *array* dan berurutan dari jalur masuk ke jalur keluar yaitu MQ-136, MQ-135, MQ-3, MQ-6, MQ-7, MQ-8, MQ-9, dan MQ-2. Sensor gas dirancang dengan bentuk melingkar pada chamber akrilik dan setiap sensor (d = 2 cm) diberi jarak berdekatan (2,5 cm). Uap air atau gas dari air Aqua dan kopi robusta yang telah diseduh akan melewati sistem 8 sensor dari jalur masuk menuju jalur keluar.

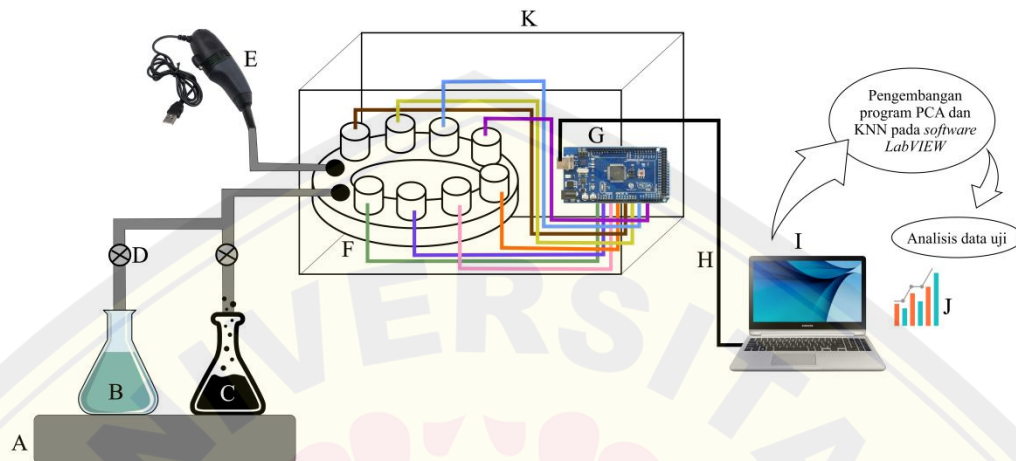


Gambar 3.2 Rangkaian Sensor Gas

### 3.5.5 Perancangan Desain Prototype

Uap air Aqua diuji terlebih dahulu pada sensor untuk digunakan sebagai baseline dan kemudian seduhan kopi robusta dengan bantuan pompa penyedot

dialirkan ke pipa. Uap seduhan kopi robusta akan masuk melalui sensor gas *E-Nose* dan dilanjutkan melewati arduino untuk pengubahan sinyal digital dari sinyal analog. Sinyal akan diteruskan pada laptop yang terinstal program yang telah dibuat. Sensor gas dan arduino mega yang digunakan akan dirancang lebih sederhana dalam kotak *prototype*.



Gambar 3.3 Rancangan *Prototype*

Keterangan :

- A : *Hotplate*
- B : Erlenmeyer gas air Aqua
- C : Erlenmeyer seduhan kopi
- D : Keran
- E : Pompa gas
- F : Sensor gas array
- G : Arduino Mega2560
- H : Kabel Usb
- I : Laptop terinstall *LabView*
- J : Data hasil
- K : Kotak *Prototype*

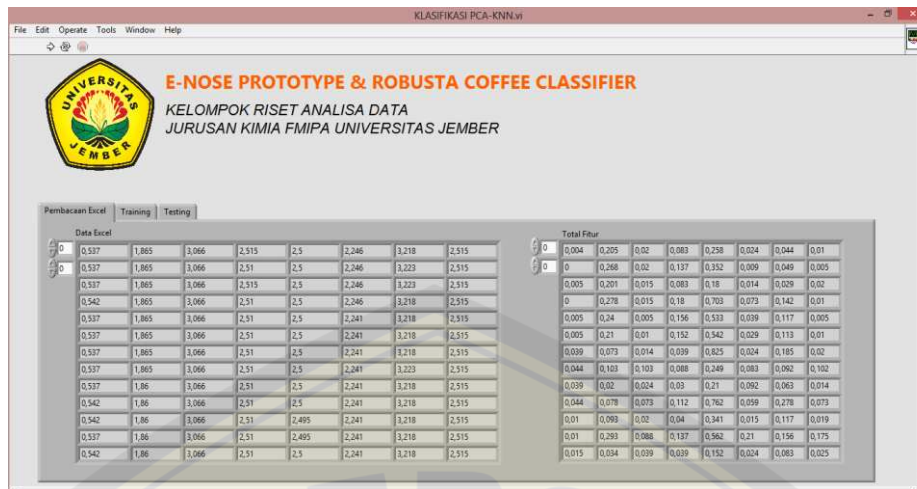
## BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Hasil Analisis dan Klasifikasi Pola Data Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo

#### 4.1.1 Data Akuisisi untuk Perolehan Model *Training* Data

Data didapatkan dari proses pengukuran uap air dan uap seduhan kopi robusta yang dilewatkan pada *chamber* berisikan delapan sensor gas dengan susunan *array*. Uap yang terdeteksi oleh sensor akan dialirkan pada arduino melalui kabel untuk mengubah sinyal analog menjadi sinyal digital berupa data tegangan yang terbaca dalam *software LabVIEW* 2017. Pengukuran untuk proses *training* data dilakukan sebanyak 20 kali pengulangan pada sampel kopi setiap kebunnya sehingga total pengukuran terdapat 60 kali pengulangan, sedangkan pengukuran untuk data *testing* dilakukan sebanyak 5 kali pengulangan setiap sampel kopi uji. Data setiap pengulangan terdiri dari 150 data uap air dan 300 data uap seduhan kopi. Data pengukuran yang digunakan untuk training dimasukkan dalam satu *file excel* untuk kemudian dilakukan pelabelan kelas yakni kelas 0 (kebun Pakuniran), kelas 1 (kebun Tiris), dan kelas 2 (kebun Krucil). Fungsi diberi label pada data adalah untuk memudahkan program dalam memprediksi hasil pengujian masuk kedalam kelas yang sesuai. Pada *file excel* setiap sheet berisikan data satu kali pengulangan berupa 450 data sejumlah 8 sensor dan pemberian label diletakan di kolom ke-9 setelah data tegangan sensor gas. Data akuisisi yang digunakan sebagai data *training* dan disimpan dalam format excel terdiri dari 60 *sheet*, setiap *sheetnya* berupa data tegangan pada kolom dan pada baris adalah 8 sensor dan 1 label kelas.

Data yang telah diberi label pada *file excel* selanjutnya dilakukan proses ekstraksi fitur pada program yang telah dibuat. Program untuk proses *training* data berisi program pembacaan data excel, program ekstraksi fitur, dan program *training* PCA. Program pembacaan excel digunakan agar data data dalam *file excel* dapat terbaca oleh program. Berikut adalah tampilan program pembacaan excel yang ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Tampilan program pembacaan excel

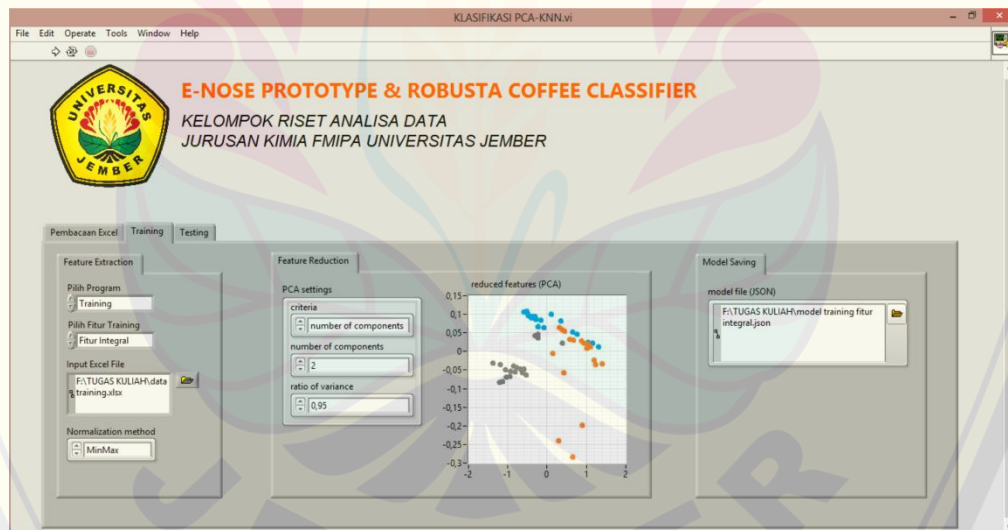
Tabel 4.1 Keterangan Tampilan pada Program Pembacaan Excel

Menu Tab	Menu Bar	Keterangan
Program Pembacaan Excel	Data excel	Data excel menunjukkan hasil pembacaan excel pada program yaitu data-data tegangan aroma kopi yang telah dipisahkan dengan label kelas
	Total fitur	Total fitur menunjukkan hasil proses ekstraksi fitur

Data excel yang telah dilakukan pembacaan berikutnya akan diproses pada program ekstraksi fitur. Program ekstraksi fitur terdapat dua fitur yang digunakan secara opsional yaitu fitur selisih dan fitur integral. Proses ekstraksi fitur diperlukan agar data yang dihasilkan memiliki informasi yang dapat membedakan pada tiap data. Total seluruh data pada excel berjumlah sekitar 216.000 data dan ketika data tersebut dilakukan proses ekstraksi fitur maka data yang dihasilkan menjadi 60 data. Proses ekstraksi fitur terjadi karena proses pengubahan 450 data menjadi satu nilai data sesuai fitur yang digunakan yaitu fitur integral maupun fitur selisih. Fitur integral diperoleh dari menghitung luas area bawah kurva dengan cara data tegangan respon uap air dan seduhan kopi dari awal hingga akhir yang diintegrasikan. Fitur selisih didapatkan dengan mengurangkan nilai data tegangan pada puncak kurva dan nilai terendah pada data tegangan *baseline*. Data

fitur yang dihasilkan merupakan data yang dapat membedakan per sensor tiap pengulangan sehingga jumlah keseluruhan data fitur adalah 480 data fitur integral dan 480 data fitur selisih. Hasil data fitur integral berupa data luas sedangkan hasil data fitur selisih merupakan data tinggi. Data perolehan proses ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 4.1 yang tertera dalam kolom Total Fitur.

Program training PCA berguna untuk menyeleksi fitur agar data tersebut menjadi terkelompok lebih sederhana. Pada penelitian yang dilakukan program *training* PCA juga berfungsi sebagai ekstraksi fitur. *Output* yang diperoleh dari proses *training* data menggunakan metode PCA adalah sebuah model yang tersimpan dalam format JSON dan data nilai PC (*Principal Component*) yang menunjukkan data x, y, maupun z dalam pengelompokan kelas yang dapat ditampilkan pada grafik PCA (*scatter plot*). Data nilai PC yang dihasilkan akan terprogram untuk menyimpan data dalam format excel. Model dan data nilai PC selanjutnya akan digunakan untuk proses pengujian. Tampilan program pada proses *training* data dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 4.2 Tampilan program *training*

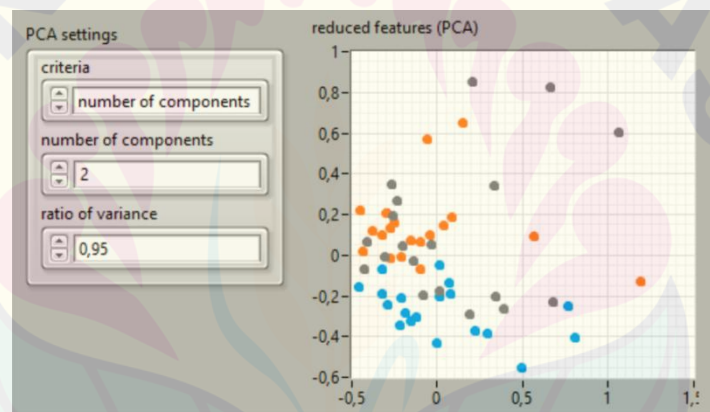
Tabel 4.2 Keterangan Tampilan pada Program *Training*

<i>Menu Tab</i>	<i>Menu Bar</i>	Keterangan
<i>Feature Extraction</i>	Pilih Program Pilih Fitur <i>Training</i>	untuk mengeksekusi program <i>training</i> . Untuk memilih fitur berupa fitur integral atau fitur selisih.

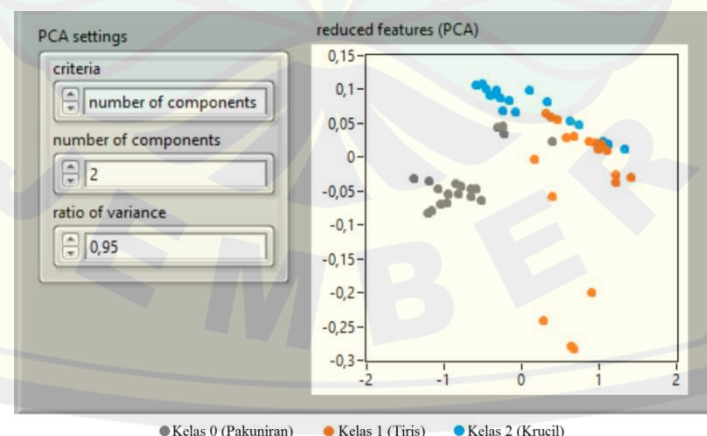
	<i>Input Excel File</i>	Untuk memasukkan file excel yang berisi data akuisisi hasil respon tegangan aroma kopi.
	<i>Normalization Method</i>	Untuk memilih metode normalisasi yang digunakan, tersedia 2 metode yaitu ZScore dan MinMax.
<i>Feature Reduction</i>	<i>Criteria</i>	Untuk menunjukkan PCA <i>setting</i>
	<i>Number of components</i>	Jumlah komponen PCA yang diperlukan
	<i>Ratio of variance</i>	Ukuran variasi kualitatif sederhana sehingga data dapat terdispersi atau terkonsentrasi
	<i>Reduced features (PCA)</i>	<i>Output</i> dari metode PCA berupa grafik pengelompokan kelas
<i>Model Saving</i>	<i>Model file (JSON)</i>	Untuk penyimpanan model dengan format JSON

Data akuisisi yang telah melalui proses pembacaan excel dan ekstraksi fitur dalam program selanjutnya dilakukan *training* data menggunakan metode PCA. Parameter atau kriteria pada penelitian ini adalah untuk metode normalisasi menggunakan metode *MinMax*. Metode normalisasi *MinMax* dipilih karena memberikan hasil pengelompokan kelas yang rentang nilainya lebih dekat daripada menggunakan metode normalisasi *ZScore*. Berdasarkan penelitian Suryanegara *et. al.* (2021) mengenai peningkatan hasil klasifikasi pada algoritma *random forest* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95,45% dengan metode normalisasi *MinMax*, 95% dengan metode normalisasi *ZScore*, dan 92% tanpa metode normalisasi data. Hasil akurasi tertinggi yang didapatkan pada penelitian Chamidah *et. al.* (2012) tentang pengaruh normalisasi data pada jaringan syaraf tiruan *backpropagasi gradient descent adaptive gain* (BPGDAG) untuk klasifikasi adalah 96,86% dengan metode normalisasi *MinMax*, sedangkan dengan metode normalisasi *ZScore* hasilnya 95,68%.

Metode normalisasi data pada program yang dibuat terdiri dari dua metode yaitu metode *MinMax* dan *ZScore*. Proses normalisasi data merupakan proses yang dilakukan agar data atau variabel mempunyai rentang nilai yang sama. Metode normalisasi *MinMax* didapatkan dengan mengurangkan setiap nilai data fitur dengan nilai minimum kemudian dibagi dengan nilai maksimum yang dikurangi nilai minimum. Metode normalisasi *ZScore* (*Standard Score*) adalah nilai data fitur dikurangkan dengan nilai rata-rata fitur ( $\mu$ ) yang kemudian dibagi dengan nilai standar deviasi ( $\sigma$ ) (Nasution *et. al.*, 2019). Pengaturan kriteria pada *PCA setting* pada penelitian ini adalah *number of component* berupa 2 dan *ratio of variance* berupa 0,95. Program selanjutnya di *running* untuk memperoleh data nilai PC yang ditunjukkan pada grafik *reduced feature* (PCA) di kolom *Feature Reduction*.



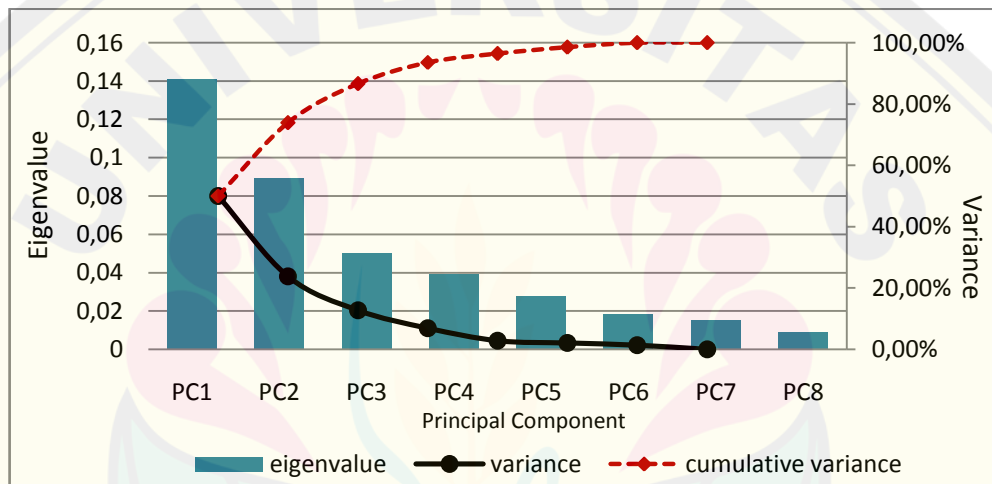
Gambar 4.3 Hasil perolehan grafik PCA pada fitur selisih



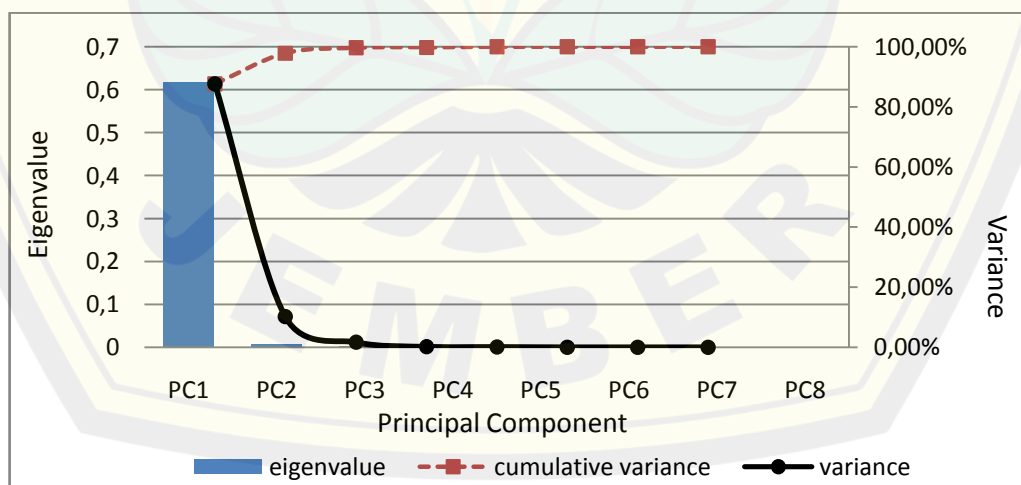
Gambar 4.4 Hasil perolehan grafik PCA pada fitur integral



Pengukuran PCA pada fitur selisih tersebut menghasilkan sebaran kelompok kelas yang kurang baik dapat dilihat pada kelas Pakuniran tidak mengelompok dan masuk kedalam kelas Tiris maupun Krucil. Hasil PCA dengan menggunakan fitur integral berdasarkan Gambar 4.4 adalah kelas dapat dikatakan terkelompok dengan cukup baik meskipun jarak pengelompokan tiap kelasnya dekat. Program PCA yang dibuat pada penelitian ini memiliki keterbatasan yaitu grafik PCA hanya dapat menunjukkan komponen dua dimensi, sehingga hasil PCA yang diperoleh dari program ini divalidasi menggunakan *software* R. Proses validasi metode PCA dengan R menunjukkan bahwa hasilnya baik yang dapat dilihat rincian data tertera pada lampiran dan data *scree plot* sebagai berikut.

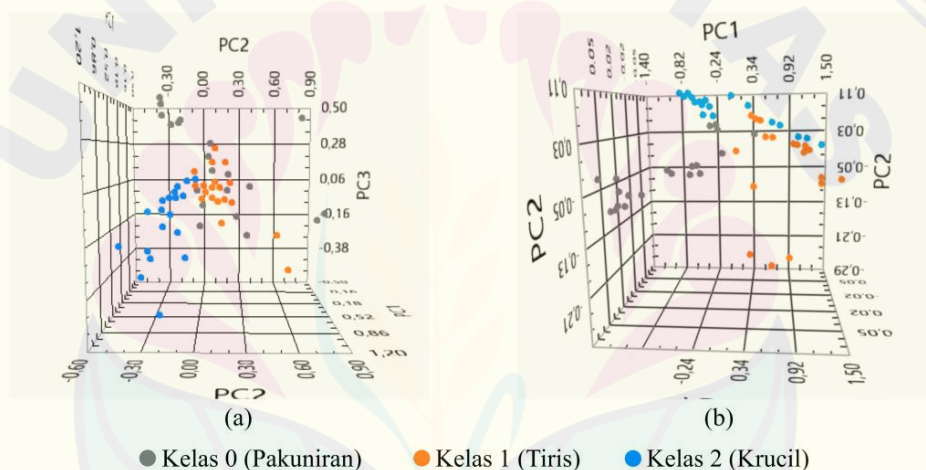


Gambar 4.5 Scree Plot PCA pada Fitur Selisih



Gambar 4.6 Scree Plot PCA pada Fitur Integral

Berdasarkan grafik *scree plot* di atas menjelaskan bahwa metode PCA pada fitur selisih diperoleh jumlah komponen (PC) sebanyak tiga dan pada fitur integral didapatkan PC sebanyak 2. Hal ini juga didukung dengan hasil persen kumulatif varians untuk fitur selisih menunjukkan 86,66% dan untuk fitur integral sebesar 97,94%. Metode PCA merupakan metode yang digunakan untuk mereduksi dimensi. Reduksi dimensi yang dilakukan pada penelitian ini yaitu mereduksi dari delapan dimensi menjadi tiga dimensi (fitur selisih) dan dua dimensi (fitur integral). Hasil reduksi dimensi pada metode PCA menunjukkan seluruh data yang terwakilkan pada dimensi tersebut. Hasil validasi metode PCA dengan *software* R pada fitur selisih dan fitur integral divisualisasikan secara tiga dimensi menggunakan *LabVIEW* sehingga dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 4.7 Visualisasi hasil validasi metode PCA menggunakan *software* R pada fitur selisih (a) dan fitur integral (b)

Proses *training* menggunakan metode PCA menghasilkan pengelompokan kelas sebanyak tiga kelas sesuai dengan pelabelan kelas pada excel data akuisisi. Pengelompokan kelas pada grafik tersebut ditunjukkan oleh titik-titik berwarna abu-abu, oranye, dan biru. Titik-titik berwarna abu-abu adalah kelompok kelas 0 (kebun Pakuniran), titik berwarna oranye adalah kelompok kelas 1 (kebun Tiris), kemudian titik berwarna biru merupakan kelompok kelas 2 (kebun Krucil).

Untuk perolehan model pada proses *training* adalah dengan cara setelah proses *running* dan mendapat data nilai PC maka pada kolom *model saving* yang

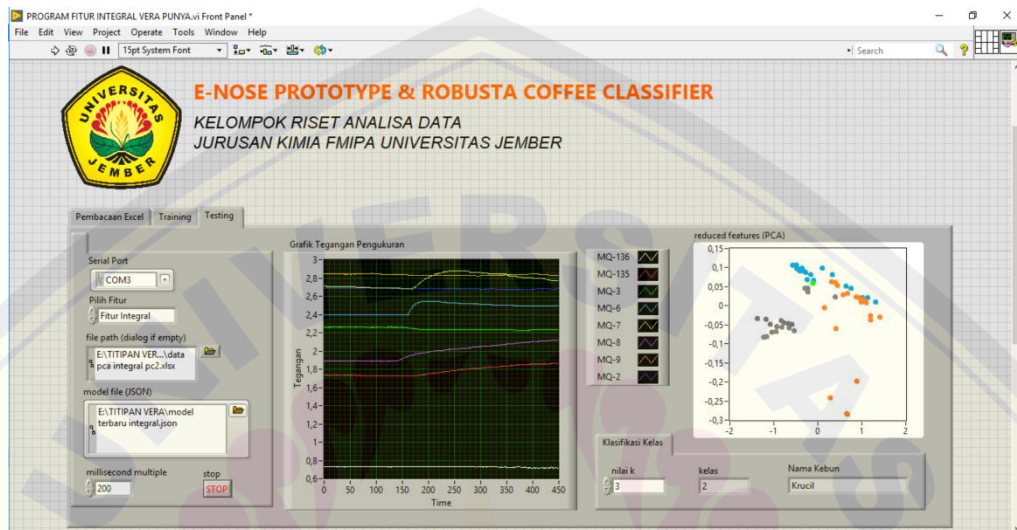
ditunjukkan pada Gambar 4.2 dilakukan penyimpanan pertama dalam format JSON. Model yang tersimpan pertama belum terisi dan masih kosong sehingga setelah proses penyimpanan pertama kemudian dilakukan *running* kedua untuk mengisi model. Isi file dari model dalam format JSON dapat dilihat seperti yang tercantum pada lampiran. Data nilai PC dan model ini selanjutnya digunakan dalam proses pengujian klasifikasi aroma kopi ketiga kebun Probolinggo dan sampel kopi X. Fungsi dari proses *training* dilakukan adalah agar program melakukan pembelajaran data akuisisi sehingga program dapat mengenali aroma kopi yang diuji masuk dalam kelas yang mirip.

#### 4.1.2 Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Probolinggo dengan Metode PCA-KNN

Sampel kopi yang digunakan untuk proses pengujian dan klasifikasi adalah bubuk kopi yang sama yaitu kopi kebun Pakuniran, Tiris, dan Krucil serta kopi X berupa kopi robusta Probolinggo K'tubruk. Klasifikasi aroma kopi robusta dilakukan dengan menggunakan program pengujian (*testing*) yang sudah dibuat. Model dan data nilai PC yang didapat dari proses *training* juga diperlukan dalam klasifikasi aroma kopi. Proses pengujian dilakukan untuk menguji program yang dibuat dapat atau tidak dalam mengklasifikasi aroma kopi robusta Probolinggo dan sampel kopi X terhadap kemiripannya dengan pola respon tegangan setiap kebun/kelas. Pengujian pada penelitian ini menggunakan dua metode yaitu metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN).

Prosedur pada pengujian sampel kopi diberi perlakuan sama seperti saat memperoleh data akuisisi. Tegangan uap air dan uap seduhan kopi diukur dengan melewati gas pada selang yang mengalir ke *chamber* sensor dan tersambung dengan arduino. Data dari arduino yang terhubung dengan kabel USB ke laptop atau komputer yang sudah terinstall *LabVIEW* 2017 dan terdapat program pengujian secara terintegrasi. Program ini tersusun dari program pembacaan sensor, ekstraksi fitur, metode PCA dan metode KNN yang terhubung berurutan dalam satu program. Jumlah pengulangan pada uji aroma kopi robusta adalah lima kali pengulangan tiap sampel kebun dan lima kali pengulangan pada sampel kopi X. Total pengukuran yang dilakukan ketika proses pengujian adalah 20 kali

pengukuran setiap fitur yang digunakan. Data tegangan yang dihasilkan saat pengujian tidak tersimpan dalam file excel namun ditampung dalam *array* dan kemudian data langsung diproses oleh program pengujian untuk diketahui hasil klasifikasinya. Program pengujian memiliki tampilan yang dapat dilihat pada Gambar 4.8 berikut.



Gambar 4.8 Tampilan program pengujian menggunakan metode PCA-KNN

Tabel 4.3 Keterangan pada Program Pengujian (*Testing*)

<i>Menu Tab</i>	<i>Menu Bar</i>	<i>Keterangan</i>
<i>Testing</i>	Pilih fitur <i>testing</i>	Untuk memilih fitur berupa fitur integral atau fitur selisih.
	<i>Serial Port</i>	Untuk menyambungkan program dengan Arduino Mega 2560
	<i>File path</i>	Untuk memasukkan file excel data nilai PC
	<i>Model file (JSON)</i>	Untuk menginput model hasil <i>training</i> data
	<i>Millisecond multiple</i>	Untuk mengatur kecepatan waktu ketika pengukuran berlangsung
	<i>Stop</i>	Untuk menghentikan program ketika data sudah diperoleh
	Grafik Tegangan Pengukuran	Berisikan grafik data tegangan sampel terhadap waktu pada <i>real time</i> (ketika pengujian

	<i>Reduced Features (PCA)</i>	berlangsung) Grafik output metode PCA
Klasifikasi Kelas	<p>Nilai k</p> <p>Kelas</p> <p>Nama Kebun</p>	<p>Untuk mengisikan nilai k (jumlah tetangga terdekat) yang diinginkan</p> <p>Menampilkan klasifikasi kelas hasil pengujian sampel kopi</p> <p>Menampilkan klasifikasi nama kebun berdasarkan hasil kelas yang muncul.</p>

a. Klasifikasi Kopi Robusta Probolinggo Menggunakan Fitur Selisih

Langkah awal dalam melakukan pengujian untuk mengklasifikasi respon tegangan aroma kopi adalah menyambungkan program dengan arduino melalui *menu bar Serial Port* dan menginputkan data nilai PC serta model dari hasil proses *training* dengan menggunakan fitur selisih. Untuk pengujian juga dilakukan pemilihan program pada kolom *training* yaitu mengganti opsi program pada *menu tab training* menjadi *testing*. Sebelum *running* diperlukan mengatur nilai k dan *millisecond multiple* yang diinginkan. Pada penelitian yang dilakukan nilai k yang digunakan adalah 3 dan *milisecond multiple* sebesar 200. Nilai k menentukan banyaknya data/nilai terdekat dengan data uji yang diinginkan. Berdasarkan metode KNN sebagai metode untuk klasifikasi kelas aroma kopi, banyaknya kelas yang muncul sesuai parameter nilai k yang telah ditentukan merupakan prediksi kelas dari aroma kopi yang diuji. Nilai k = 3 dipilih karena menurut Rachmawanto dan Salam (2018) yang menggunakan metode KNN dengan k = 1 menghasilkan tingkat akurasi 93,33% sedangkan dengan k = 3 memberikan hasil akurasi sebesar 96,67%. Tingkat akurasi diperoleh dari rata-rata hasil klasifikasi yang memprediksi benar sampel uji ke dalam kebun/kelas yang sesuai. Hasil klasifikasi menggunakan fitur selisih dapat dilihat pada tabel *confusion matrix* berikut.

Tabel 4.4 Tingkat akurasi pengujian menggunakan fitur selisih

Kebun	Hasil Klasifikasi Kelas					Akurasi
	Pengulangan					
	1	2	3	4	5	
Pakuniran (0)	0	1	1	0	0	60%
Tiris (1)	2	1	1	1	0	60%
Krucil (2)	1	0	2	2	2	60%
	Rata-rata					60%

Berdasarkan hasil akurasi pengujian dengan menggunakan fitur selisih yang terdapat pada Tabel 4.4 menunjukkan bahwa proses pengujian sampel kopi robusta Probolinggo kurang terprediksi sesuai kelasnya. Program pengujian kurang dapat memprediksi sampel uji sesuai dengan kelas labelnya disebabkan oleh model dan data nilai PC menggunakan fitur selisih pada proses training yang dihasilkan kurang baik. Hal ini juga ditunjukkan pada Gambar 4.3 maupun Gambar 4.7(a) bahwa pada grafik PCA hasil pengelompokan kelasnya terdapat penyebaran pada kelas 0 atau kelas pakuniran sehingga hasil pengujian sampel kurang terkelompok pada kelasnya. Hasil klasifikasi tersebut juga dapat dipengaruhi oleh karakteristik respon aroma kopi yang mirip pada ketiga kebun sehingga hasil pengelompokannya juga berdekatan. Tingkat validitas program pengujian ini dapat dikatakan kurang berhasil karena hasil akurasi yang diperoleh sebesar 60% sehingga program dengan menggunakan model dan data nilai PC fitur selisih yang dihasilkan proses *training* kurang bekerja dengan baik.

b. Klasifikasi Kopi Robusta Probolinggo Menggunakan Fitur Integral

Pengujian aroma kopi robusta Probolinggo berikutnya adalah dengan menggunakan model dan data nilai PC hasil dari fitur integral. Program yang telah diinput model, data nilai PC, dan telah disetting nilai  $k = 3$  selanjutnya dilakukan proses *running* pada program pengujian. Prosedur perolehan data tegangan aroma kopi pada pengujian adalah sama seperti pada prosedur pengujian menggunakan fitur selisih hingga data diperoleh dan diolah oleh program pengujian. Tingkat akurasi dari hasil klasifikasi aroma kopi robusta Probolinggo menggunakan fitur integral dapat dilihat pada tabel *confusion matrix* berikut.

Tabel 4.5 Tingkat akurasi pengujian menggunakan fitur integral

Kebun	Hasil Klasifikasi Kelas					Akurasi
	Pengulangan					
	1	2	3	4	5	
Pakuniran (0)	0	0	0	2	0	80%
Tiris (1)	1	1	1	1	1	100%
Krucil (2)	2	2	2	2	2	100%
Rata-rata						93,33%

Berdasarkan Tabel 4.5, tingkat akurasi pengujian dengan menggunakan fitur integral menunjukkan bahwa proses pengujian sampel kopi robusta Probolinggo dapat terprediksi sesuai kelasnya pada pengujian kopi Tiris dan Krucil. Hasil pengujian kopi Pakuniran dengan fitur integral yaitu empat pengulangan terprediksi benar dan satu pengulangan terprediksi salah yang masuk kedalam kelas Krucil. Program pengujian dapat memprediksi sampel uji sesuai dengan kelas label yang benar disebabkan oleh model dan data nilai PC dengan menggunakan fitur integral pada proses *training*. Tingkat validitas program pengujian ini dapat dikatakan berhasil karena hasil akurasi yang diperoleh sebesar 93,33% sehingga program dengan menggunakan model dan data nilai PC yang dihasilkan proses *training* dapat bekerja dengan baik.

#### 4.2 Tingkat Validitas dan Akurasi pada Klasifikasi Sampel Kopi X

Pengujian yang dilakukan berikutnya adalah pengujian terhadap sampel kopi X. Pengujian ini digunakan untuk mengetahui program yang telah dibuat juga dapat memprediksi jenis aroma kopi selain sampel kopi robusta Probolinggo yang digunakan dalam penelitian. Sampel kopi X yang digunakan dalam proses pengujian adalah kopi robusta bubuk lokal Probolinggo dengan *brand* K'Tubruk. Asal sampel kopi X adalah kopi yang diambil dari daerah Krucil-Probolinggo yang diolah dan diproduksi dalam bentuk bubuk. Proses pengujian pada sampel kopi X juga diberi perlakuan yang sama dengan lima kali pengulangan setiap menggunakan model fitur selisih dan fitur integral. Program pengujian diinputkan model dan data nilai PC dari fitur selisih terlebih dulu serta mengatur nilai  $k = 3$ , ketika sudah didapatkan data prediksi klasifikasi dengan menggunakan fitur

selisih maka selanjutnya model dan data nilai PC diganti dengan menggunakan fitur integral. Hasil dari pengujian klasifikasi sampel kopi X dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4.6 Hasil klasifikasi pengujian sampel kopi X

Fitur	Kelas Hasil Klasifikasi					Akurasi
	Pengulangan					
	1	2	3	4	5	
Selisih	2	0	2	2	1	60%
Integral	2	2	2	2	2	100%

Sampel kopi X yang telah dilakukan pengujian menggunakan program terintegrasi dengan fitur selisih menghasilkan klasifikasi yang terprediksi pada kelas 2 (Krucil) dalam tiga pengulangan pengujian, sedangkan dua pengulangan lainnya menghasilkan klasifikasi yang terprediksi pada kelas 0 (Pakuniran) dan kelas 1 (Tiris). Proses pengujian sampel kopi X yang dilakukan dengan model fitur integral memberikan hasil prediksi klasifikasi pada kelas 2 (Krucil) setiap pengulangannya. Hasil akurasi pada pengujian menggunakan fitur selisih adalah sebesar 60% dan pada fitur integral adalah 100%. Hasil tersebut dikarenakan respon tegangan sampel kopi X dengan kopi Krucil memiliki kemiripan karakteristik sehingga program memprediksikan bahwa sampel kopi X masuk dalam kelas 2 (kebun Krucil). Hal ini menunjukkan program pengujian yang telah dibuat mampu memprediksikan secara benar klasifikasi kelas pada sampel kopi X yang merupakan kopi asal kebun Krucil pula. Tingkat validitas hasil klasifikasi sampel kopi X dapat dilihat pada program yang mampu memprediksi klasifikasi aroma kopi dengan tepat. Berdasarkan tingkat akurasi yang diperoleh pada proses pengujian sampel kopi dapat disimpulkan bahwa program dengan menggunakan model fitur integral dapat memprediksi kelas klasifikasi dengan lebih baik jika dibandingkan menggunakan model fitur selisih.

#### 4.3 *Prototype E-nose* Untuk Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Probolinggo

Klasifikasi aroma kopi robusta Probolinggo yang dilakukan juga digunakan untuk mengembangkan *prototype e-nose*. *Prototype e-nose* didesain agar dapat



meringkas peralatan pada proses pengukuran dalam satu tempat kotak yang terbuat dari bahan akrilik. Ukuran *prototype e-nose* ini dibuat dengan panjang 20 cm, lebar 20 cm, tinggi 45 cm, dan tersusun atas tiga lapisan. Lapisan pertama adalah lapisan untuk delapan sensor yang disusun secara *array* pada *chamber*. Lapisan kedua adalah ruang untuk kabel yang menghubungkan sensor dengan Arduino Mega 2560 dan *breadboard*. Kabel yang terdapat pada lapisan kedua terhubung dengan lapisan pertama melalui lubang yang telah didesain. Pada lapisan dua juga diberi lubang kecil di sisi kanan kirinya, tujuannya untuk jalur selang PTFE yang terhubung ke pompa (sisi kanan *prototype e-nose*) dan ke tabung erlenmeyer (sisi kiri). Lapisan ketiga merupakan ruang untuk pompa vakum dan pada lapisan ini juga dilengkapi lubang agar udara yang terhisap pompa dapat keluar melalui lubang tersebut.



Gambar 4.9 Prototype E-Nose

*Prototype E-Nose* digunakan sebagai pelengkap dari program yang telah dibuat sehingga pilihan untuk model klasifikasi terdapat empat program yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Artificial Neural Network* (ANN), *Logistic Regression* (LR), *Principal Component Analysis* (PCA), dan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Keberhasilan pengembangan *prototype e-nose* menjadi lebih sempurna dengan menggabungkan tiga program sebelumnya (SVM, ANN, dan LR). Tingkat akurasi pada metode SVM berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Fajar (2021), metode ANN pada penelitian Pramayasti (2022), dan metode *Logistic*

*Regression* pada penelitian Firdaus (2021) menunjukkan keberhasilan uji sampel terhadap model yang dihasilkan setiap metode sebesar 100%. *Prototype e-nose* dikatakan baik ketika dapat berhasil mengintegrasikan 4 program *software* (SVM, ANN, LR, dan PCA-KNN) serta keempat program *software* mampu melakukan uji sampel dengan baik.

Pengembangan *prototype e-nose* digunakan dalam proses klasifikasi aroma kopi yang mengkombinasikannya dengan hasil program *exe* yang telah dibuat. Program *exe* merupakan program keluaran pada penelitian ini yang berasal dari *software LabVIEW* 2017. Dalam Penelitian ini, program *exe* berisikan gabungan beberapa program yaitu program pembacaan excel, program *training* (ekstraksi fitur, pembentukan model dan perolehan data nilai PC dengan metode PCA), serta program *testing* (program pengukuran, ekstraksi fitur, metode PCA dan KNN). Data hasil pengukuran akan langsung diolah oleh program *exe* secara terintegrasi. Hasil klasifikasi aroma kopi yang diuji akan langsung muncul pada tampilan *tab testing* dalam program berupa kelas dan nama kebun. Hasil klasifikasi juga didukung dengan adanya tampilan grafik PCA yang menunjukkan posisi titik hasil uji dan posisi titik hasil *training*, sehingga dapat langsung terlihat titik uji kopi tersebut dan ketiga kelas yang terdekat sesuai metode KNN. Program *exe* yang telah dibuat memiliki kelebihan yaitu dapat diinstal pada Laptop/Komputer lain yang tidak mempunyai *software LabVIEW*.

## BAB 5 PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Klasifikasi aroma kopi robusta Probolinggo dan sampel kopi X pada proses pengujian dengan program yang menggunakan metode PCA dan KNN memberikan hasil analisis dengan memprediksi sesuai target kelas/kebun masing-masing untuk fitur integral yang memberikan tingkat akurasi sebesar 93,33%, sedangkan pada fitur selisih hasil prediksi kelas klasifikasinya kurang sesuai target dengan tingkat akurasi sebesar 60%.
2. Tingkat validitas hasil klasifikasi sampel kopi X dapat dilihat pada program yang mampu memprediksi klasifikasi aroma kopi dengan tepat. Hal ini ditunjukkan dengan kopi robusta Probolinggo ketika diuji menghasilkan klasifikasi yang sesuai dengan kelasnya, sehingga tingkat akurasi yang diperoleh pada pengujian dengan menggunakan fitur integral adalah 100%. Untuk sampel kopi X pada pengujian dengan menggunakan fitur selisih menghasilkan prediksi klasifikasi sebesar 60%, sehingga dapat disimpulkan bahwa program dengan model fitur integral dapat memprediksi klasifikasi kelas lebih baik daripada menggunakan model fitur selisih.

### 5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian berikutnya adalah pada pengembangan program pengujian ditambahkan kolom tingkat akurasi sehingga nilai akurasi pada saat pengujian dapat langsung terbaca. Pada pengembangan program juga ditambahkan *confusion matrix* agar akumulasi tingkat akurasi dari sejumlah pengulangan pengujian sampel dapat terlihat langsung. Program juga perlu dikembangkan agar mampu menampilkan grafik PCA tiga dimensi.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adam, Agustiawan, dan Marzuarman. 2018. Karakterisasi Sensor Gas untuk Menentukan Tingkat Kesegaran Daging Ikan Tongkol. *Seminal Nasional Indostro dan Teknologi*. 95-113
- Al Fatta, Hanif. 2009. *Rekayasa Sistem Pengenalan Wajah*. Andi: Yogyakarta.
- Arifin, J., Zulita, L. N., dan Hermawansyah. 2016. Perancangan Murottal Otomatis Menggunakan Mikrokontroler Arduino Mega 2560. *Jurnal Media Infotama*. 12 (1) : 89 – 98. ISSN 1858 – 2680.
- Artanto, D. 2008. *Interaksi Arduino dan LabVIEW*. Jakarta : Elexmedia.
- Badan Standardisasi Nasional. 2008. *Standar Nasional Indonesia: Biji Kopi*. Jakarta: BSN. SNI 01-2907-2008
- Badan Pusat Statistik. 2015. *Produksi Kopi Di Indonesia*. Jakarta : Badan Pusat Statistik
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. 2018. *Luas Area Tanaman Perkebunan Kopi di Jawa Timur pada tahun 2006-2017*. [www.jatim.bps.go.id](http://www.jatim.bps.go.id). [diakses pada 26 Juni 2020]
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur. 2018. *Produksi Perkebunan Kopi Menurut Kabupaten/Kota Jawa Timur pada tahun 2006-2017*. [www.jatim.bps.go.id](http://www.jatim.bps.go.id). [diakses pada 26 Juni 2020]
- Barsan, N. and Weimar, U., 2001, Conduction Model of Metal Oxide Gas Sensors, *Journal of Electroceramics*, vol.7, 2001, p. 143-167
- Buldani, D. 2011. *E-book\_Mengungkap rahasia bisnis kopi luwak*. Cicalengka, Bandung.
- Carmel, L., Levy, S., Lancet, D., Harel, D. 2003. *A Feature Extraction Method for Chemical Sensors in Electronic Nose*. *Sensors and Actuators Journal*. 93 : 67-76
- Chamidah, N., Wiharto, Salamah U. 2012. Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain* (BPGDAG) untuk Klasifikasi. *Jurnal Itsmart*. 1(1):28-33.

- Damayanti, Fitri, Agus Zainal Abidin dan Rully Soelaiman. 2010. Pengenalan Citra Wajah Menggunakan Metode *Two-Dimensional Linear Discriminant Analysis* dan *Support Vector Machine*. *Jurnal Ilmiah Kursor*, Vol.5, No.3
- Djuandi, F. 2011. *Pengenalan Arduino*. Jakarta : Penerbit Elexmedia.
- Fajar, A.M, 2021. Pengembangan Prototipe E-Nose untuk Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo dengan Metode *Support Vector Machine* Menggunakan Labview. *Skripsi*. Jember : Universitas Jember.
- Firdaus, A. 2021. Pengembangan Prototipe E-Nose untuk Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo dengan Metode *Logistic Regression* Menggunakan Labview. *Skripsi*. Jember : Universitas Jember.
- Francioso, L., Forleo, A., Capone, S., Epifani, M., Taurino, A.M., and Siciliano, P., 2006, Nanostructured In<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-SnO<sub>2</sub> sol-gel thin film as material for NO<sub>2</sub> detection, *Sensors & Actuators : B. Chemical*, vol. 144, no. 2, pp. 646 – 655.
- Gessal, C. I. Y., A. S. M. Lumenta, and B. A. Sugiarto, 2019. Kolaborasi Aplikasi Android Dengan Sensor MQ-135 Melahirkan Detektor Polutan Udara. *Jurnal Teknik Informasi*. 14(1) : 109–120.
- Hendrick. Rivai, Muhammad. Tasripan. 2010. *Klasifikasi Odor Pada Ruang Terbuka dengan Menggunakan Short Time Fourier Transform dan Neural Learning Vector Quantization*. Digilib ITS, Surabaya.
- Herbrich, R dan Graepel, T. 2018. *Introduction to Machine learning with Applications in Information Security*. California : CRC Press.
- Hidayat, T. 2015. Penggunaan *LabVIEW* Untuk Simulasi Sistem Kontrol Keamanan Rumah. *Jurnal Sains dan Teknologi*. 7(1) : 1 – 5.
- Hidgon, J.V., Frei B. *Coffee and Health : a Review of Recent Human Research*. *Crit. Rev. Food Sci. Nutr*. 2006 ; 46 :101-123
- Hanwei Electronics. 2019. [Hanwei] *MQ Series Semiconductor Gas Sensor*. <http://www.hanweisensor.com> [Diakses pada 10 Oktober 2020].
- Irianto, A. 2009. *Statistik : Konsep Dasar dan Aplikasinya*. Jakarta : Penerbit Kencana.
- Jayanti, Ririn Dwi dan Noeryanti. 2014. Aplikasi Metode *K-Nearest Neighbor* dan Analisis Diskriminan Untuk Analisis Resiko Kredit pada Koperasi

- Simpan Pinjam Di Kopinkra Sumber Rejeki. *Jurnal*. Yogyakarta : Instituti Sains & Teknologi AKPRIND.
- Jayanti, U. 2020. Identifikasi Aroma Kopi Robusta Wilayah Banyuwangi Berdasarkan Pola Respon Menggunakan Sensor Gas Array. *Skripsi*. Universitas Jember : Jember.
- Johnson dan Wichern. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis Edisi Keenam*. Pearson Prentice Hall.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- Lestari, Mei. 2014. Penerapan Algoritma Klasifikasi Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Mendeteksi Penyakit Jantung. *Faktor Exacta* Vol 7 (4) : 366-371.
- Madona, P., Hidayat, M., Susianti, E. 2018. Akuisisi dan Klasifikasi Sinyal Eed untuk Lima Arah Pergerakan Berbasis LabVIEW. *Jurnal Elementer*. 4 (2)
- Mariana, N., Redjeki, R.S., Razaq, J.A. 2015. Penerapan Algoritma K-NN (*Nearest Neighbor*) Untuk Deteksi Penyakit (Kanker Serviks). *Dinamika Informatika*. 7(1) : 26-34. ISSN 2085-3343.
- Müller *et al.* 2018. *Scent classification by K Nearest Neighbors Using Ion-Mobility Spectrometry Measurements*. Finlandia : ELSEVIER.
- Najiyati, S. dan Danarti, 2012. *Kopi, Budidaya dan Penanganan Lepas Panen*. Jakarta : Penebar Swadaya.
- Nasution, D.A., Khotimah, H.H., Chamidah, N. 2019. Perbandingan Normalisasi Data Untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN. *Jurnal CESS*. 4(1):78-82.
- National Instruments. 2014. *LabVIEW Core 1*. Austin : National Instruments Corporate Headquarters.
- Nugraha, D.A. dan Wiguna, A. S. 2020. Seleksi Fitur Warna Citra Digital Biji Kopi Menggunakan *Metode Principal Component Analysis*. *Journal of Computer, Information System, and Technology Management*. 3(1) : 24-30. ISSN 2615-7357.
- Oestreich dan Janzen, S. 2013. *Chemistry of coffee. Reference Module in Chemistry, Molecular Sciences and Chemical Engineering*. 1-28.

- Pramayasti, D.A., 2022. Pengembangan *Prototype E-Nose* dengan Metode *Neural Networks* Menggunakan Labview untuk Klasifikasi Aroma Kopi Robusta Kabupaten Probolinggo. *Skripsi*. Jember : Universitas Jember.
- Pramesti, Raden Ayu Putri. 2013. Identifikasi Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Ekstraksi Fitur Icz Dan Zcz Dengan Metode Klasifikasi K-Nn. *Skripsi*. Bogor : FMIPA Institut Pertanian Bogor.
- Purwanto, E.H., Rubiyo, dan Towaha, J. 2015. “Karakteristik Mutu dan Citarasa Kopi Robusta Klon BP 42, BP 358 dan BP 308 Asal Bali dan Lampung ” *SIRINOV* 3(2) : 67 – 74.
- Rabersyah, D., Firdaus. Derisma. 2016. Identifikasi Jenis Bubuk Kopi Menggunakan *Electronic Nose* dengan Metode Pembelajaran *Backpropagation*. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*. 5(3) : 332-338. ISSN 2302 – 2949.
- Rachmawanto, E.H., dan Salam, A. 2018. Pengukuran Tingkat Kematangan Kopi Robusta Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbor*. *Prosiding SENDI*. 204-210.
- Rahardjo P. 2012. *Panduan Budidaya dan Pengolahan Kopi Arabika dan Robusta*. Jakarta : Penerbar Swadaya.
- Salla, M. H. 2009. Influence of genotype, location and processing methods on the quality of coffee (*Coffea arabica* L.). *Thesis*. Hawassa University, Hawassa, Ethiopia).
- Shepperd, M., & MacDonell, S.G. 2012. *Evaluating Prediction Systems in Software Project Estimation*. *Information and Software Technology*. 54(8), pp.820-827.
- Smith, I., 2002. *A Tutorial on Principal Components Analysis*, Publisher John Wiley & Sons Inc.,
- Solihin, Indra Permana, Prabowo, Harry, dan M. Bayu Wibisono. 2019. Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbour Untuk Mengidentifikasi Jenis Biji Kopi Arabika Dan Robusta. *IFTK* Edisi 15 (2) : 91-101
- Sulaiman, A. 2012. *ARDUINO : Microcontroller bagi Pemula Hingga Mahir*.

- Sulistyowati. 2002. Faktor-Faktor yang Berpengaruh Terhadap Citarasa Seduhan Kopi. Materi Pelatihan Uji Citarasa Kopi. *Pusat Penelitian Kopi dan Kakao*, Jember. 17: 138–148
- Suntoro, Joko. 2018. *DATA MINING : Algoritme dan Implementasi Menggunakan Bahasa Pemrograman PHP*. Semarang : Tidak Dipublikasikan.
- Suryanegara, G.A.B, Adiwijaya, Purbolaksono, M.D. 2021. Peningkatan Hasil Klasifikasi pada Algoritma *Random Forest* untuk Deteksi Pasien Penderita Diabetes Menggunakan Metode Normalisasi. *Jurnal RESTI*. 5(1):144-122. ISSN 2580-0760.
- Triyanti, D. 2016. *Outlook Kopi Komoditas Pertanian Subsektor Perkebunan*. Jakarta : Pusat data dan sistem Informasi Pertanian Sekretariat Jendral – Kementrian Pertanian.
- Ulfa, M., Haryanto, Wibisono, K.A. 2019. Desain Sistem Pengenalan dan Klasifikasi Kopi Bubuk Bermerek dengan Menggunakan *Electronic Nose* Berbasis *Artificial Neural Network* (ANN). *Jurnal Elektro*. 1(2) : 51-60
- Wang, W., & Zhou, Z. H. 2012. *Learnability of multi-instance multi-label learning*. *Chinese Science Bulletin*. 57. 2488–2491.
- Wetchakuna, K., Samerjai, T., Tamaekong, N., Liewhirana, C., Siriwonga, C., Kruefua, V., Wisitsoraat, A., Tuantranont, A., and Phanichphant, S., 2011, *Semiconducting metal oxides as sensors for environmentally hazardous gases, Sensors and Actuators: B. Chemical*, vol. 160, pp. 580– 591.
- Widodo, S., 2012, Proses Sintesis Indium Oksida ( $\text{In}_2\text{O}_3$ ) Nano Partikel Dengan Metode Sol Gel Sebagai Lapisan Aktif Pada Sensor Gas, Prosiding Seminar Nasional Teknik Kimia Universitas Katolik Parahyangan Bandung.
- Widodo, S. 2014. Teknologi Proses Pembuatan Divais Sensor Gas  $\text{NO}_2$  dengan Lapisan Aktif  $\text{In}_2\text{O}_3$ . *Jurnal penelitian Kimia*. 10(1) : 69-86.
- Widyatmoko, P.H, 2014. Rancang Bangun *Electronic Nose* Untuk Klasifikasi Kemurnian Minyak Tanah, *Skripsi*. Jurusan Ilmu Komputer Dan Elektronika, FMIPA, UGM, Yogyakarta.



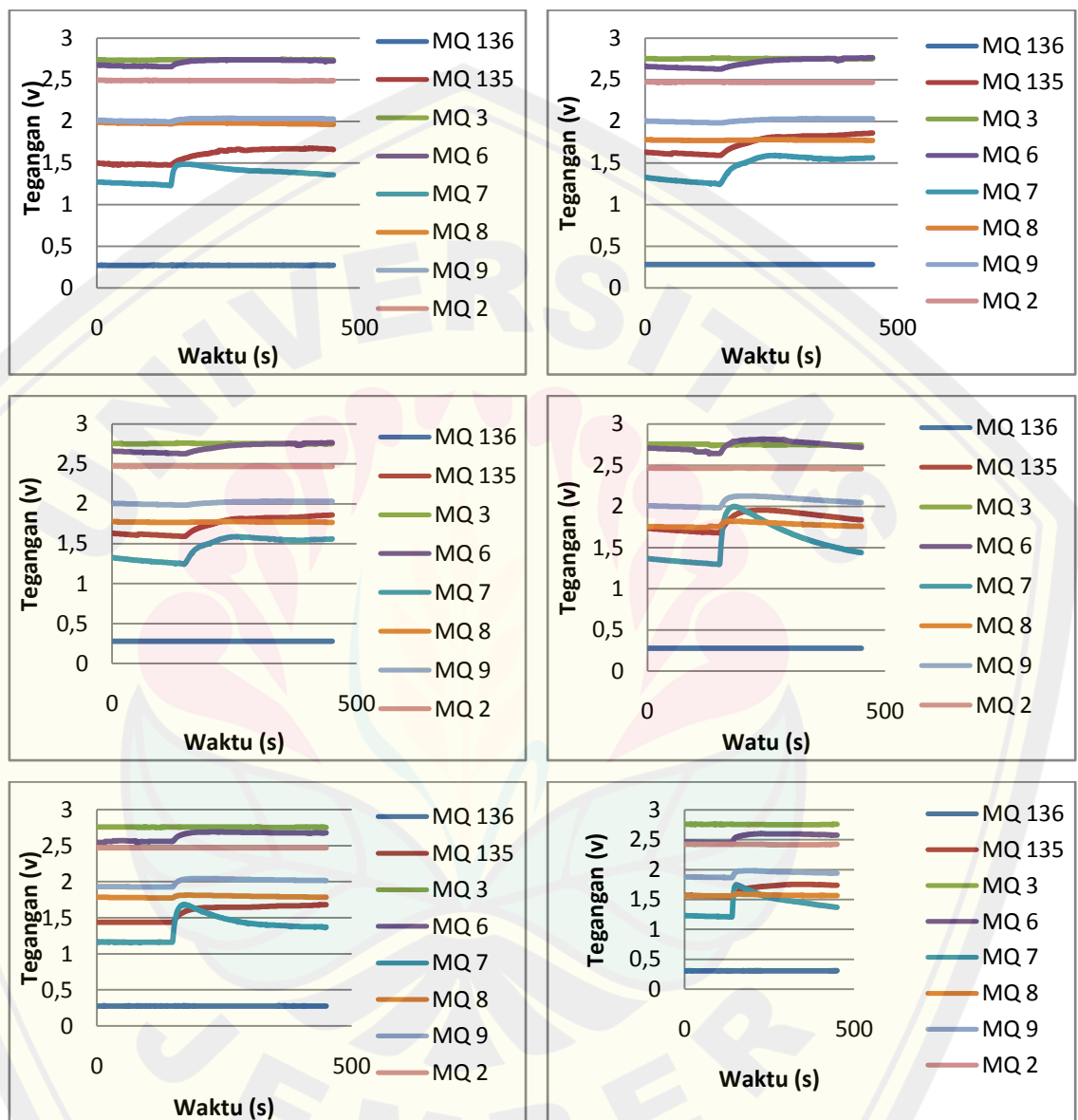
Williams, G., and Coles, G. S. V., 1997, Micropowered Gas Sensors Using Thick and Thin Films of Semiconducting Oxides, *Sensors and Their Applications VIII*, IOP Publishing, pp. 219-224.

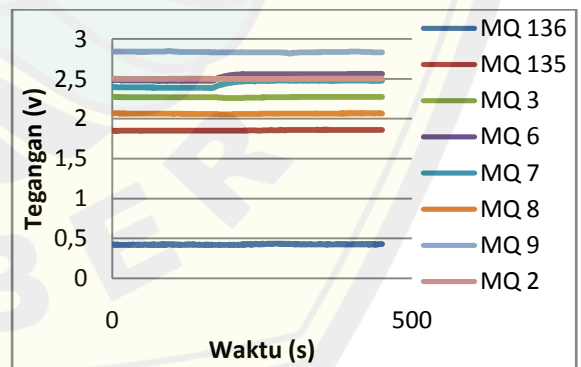
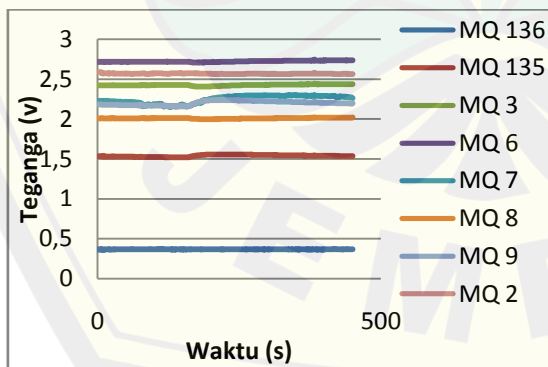
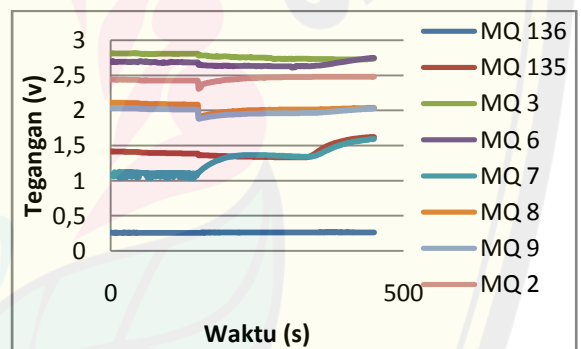
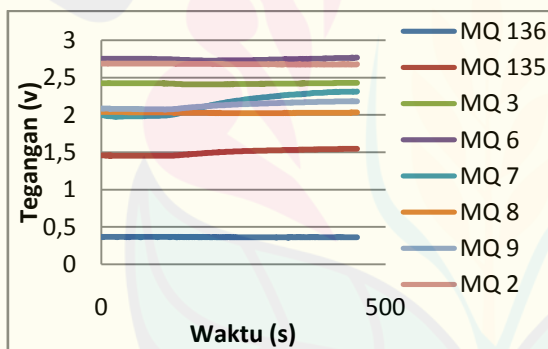
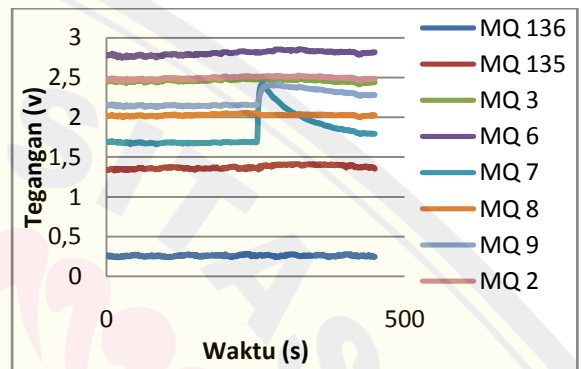
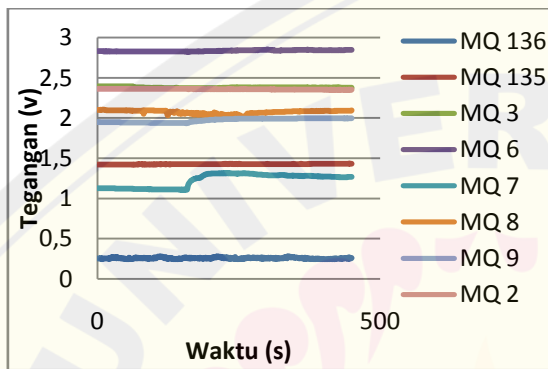
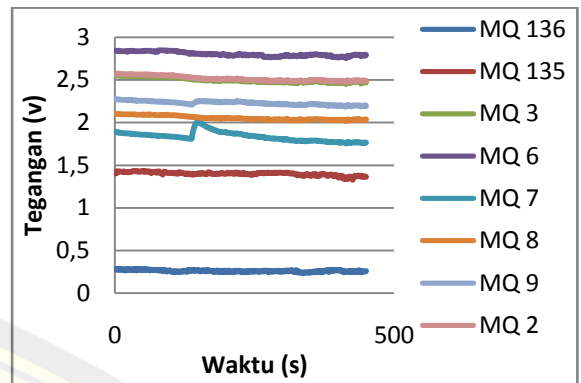
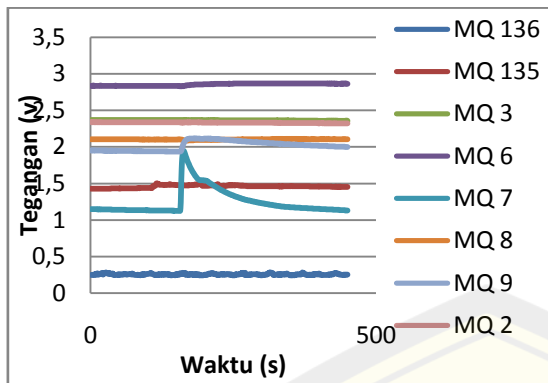
Yusianto., Dwi N. Mutu Fisik dan Citarasa Kopi Arabika yang Disimpan Buahnya Sebelum di-Pulping. *Pelita Perkebunan*. 2014; 30(2) : 137-158

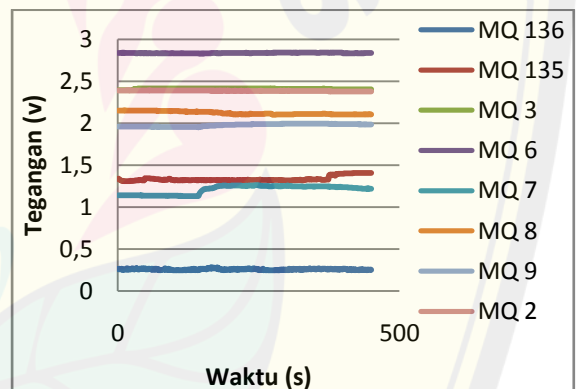
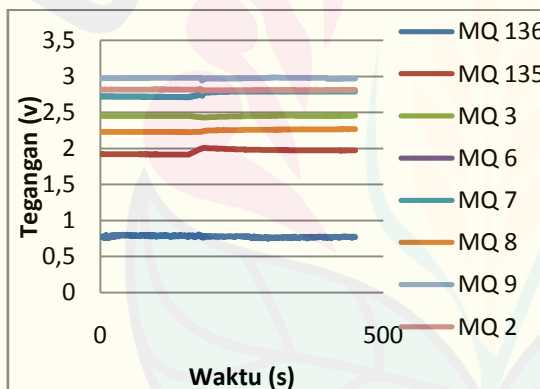
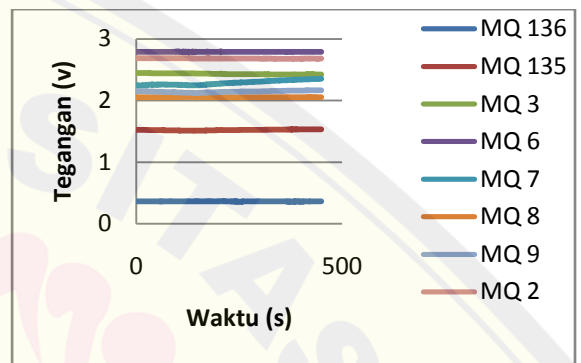
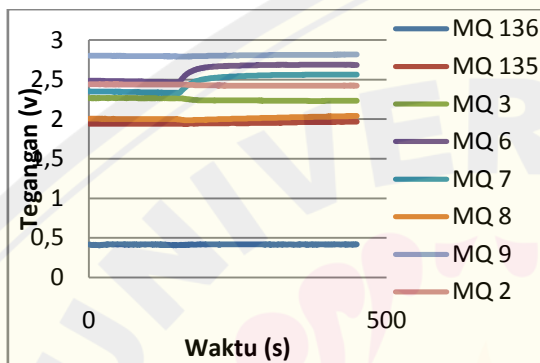
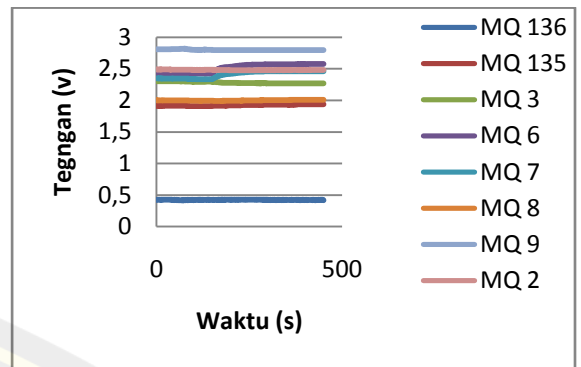
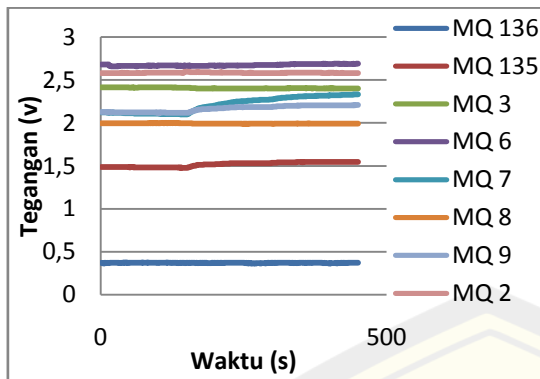


LAMPIRAN

Lampiran 4.1 Respon Sensor Gas Aroma Kopi Robusta Kebun Pakuniran sebagai Data Training

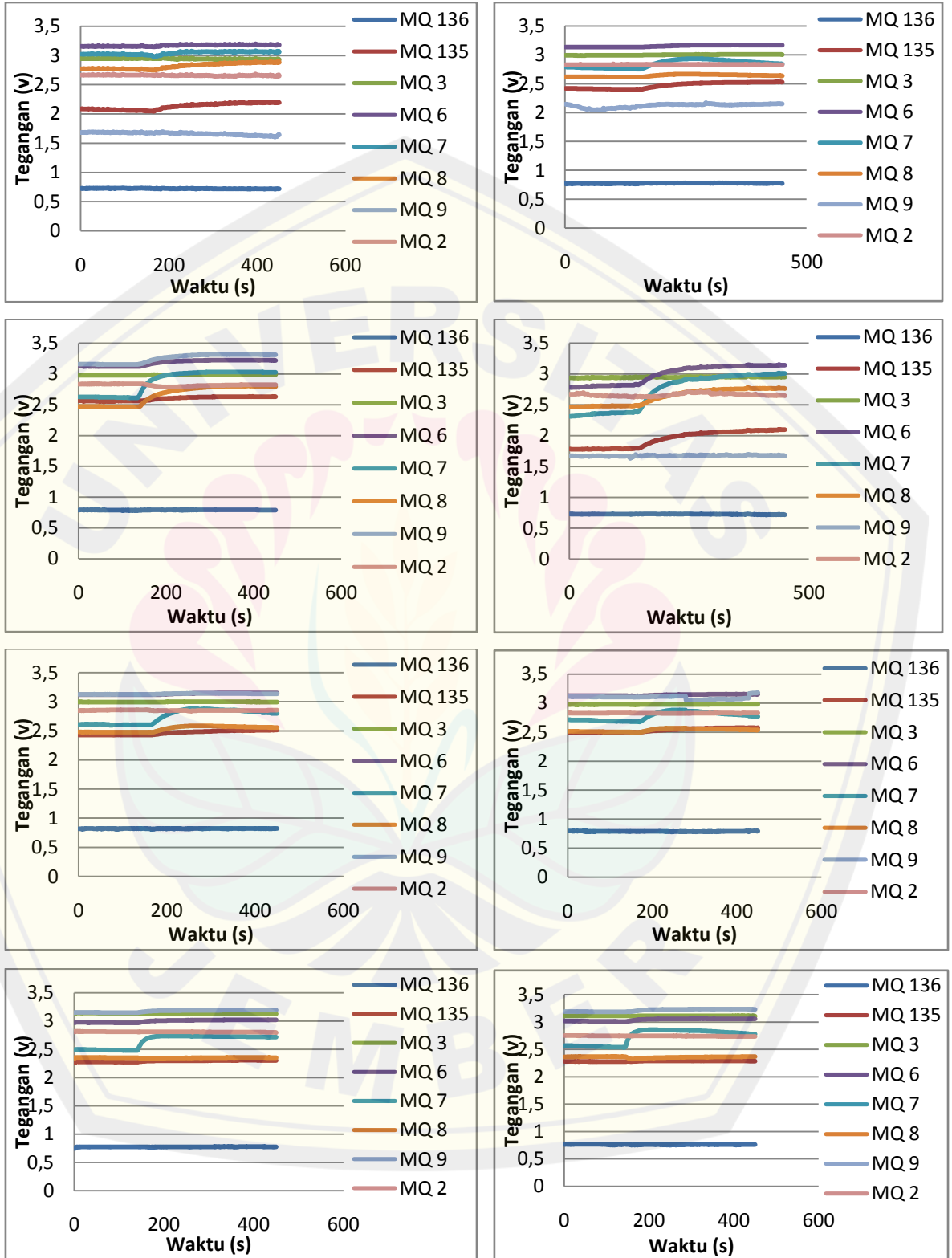


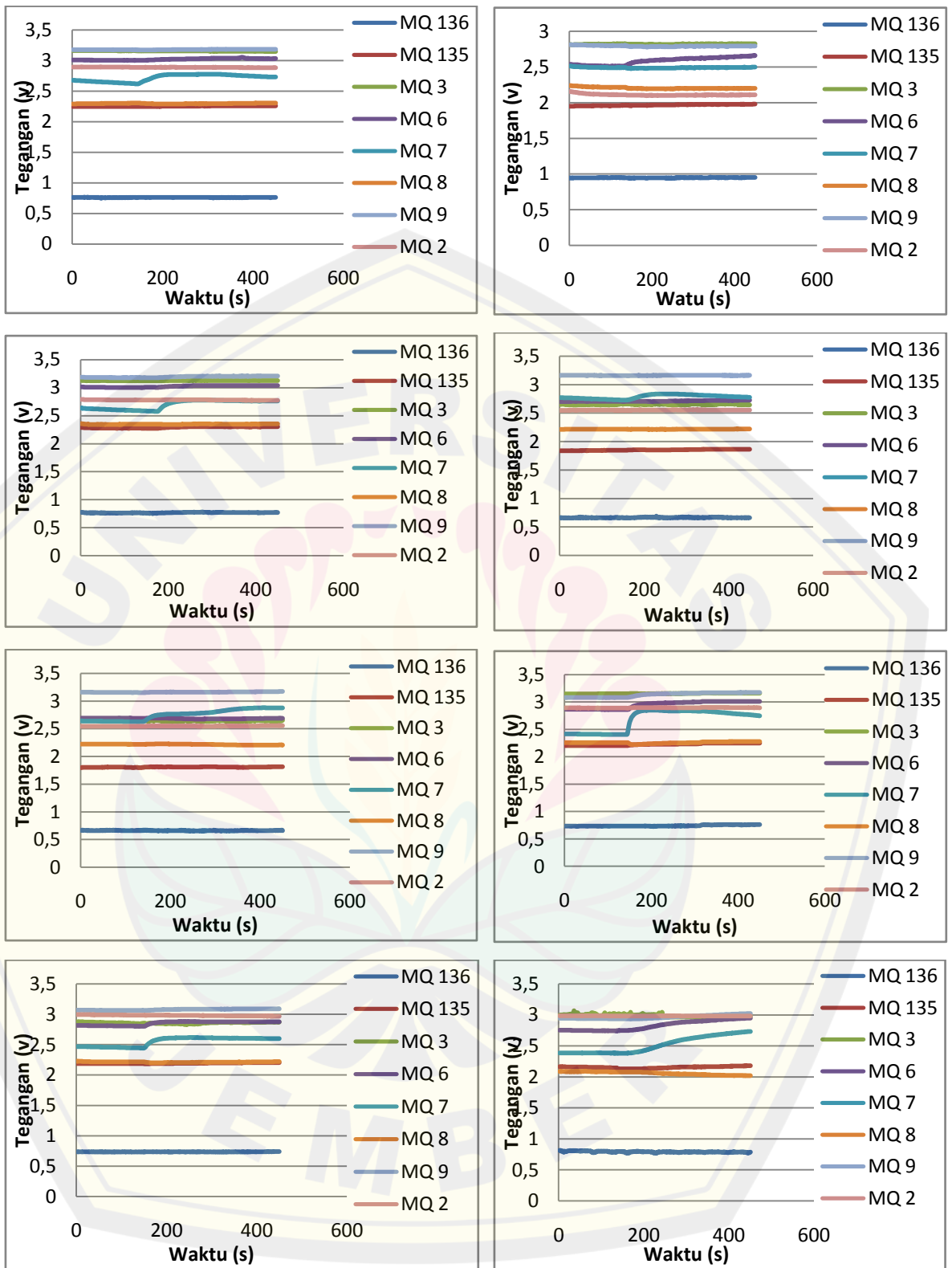


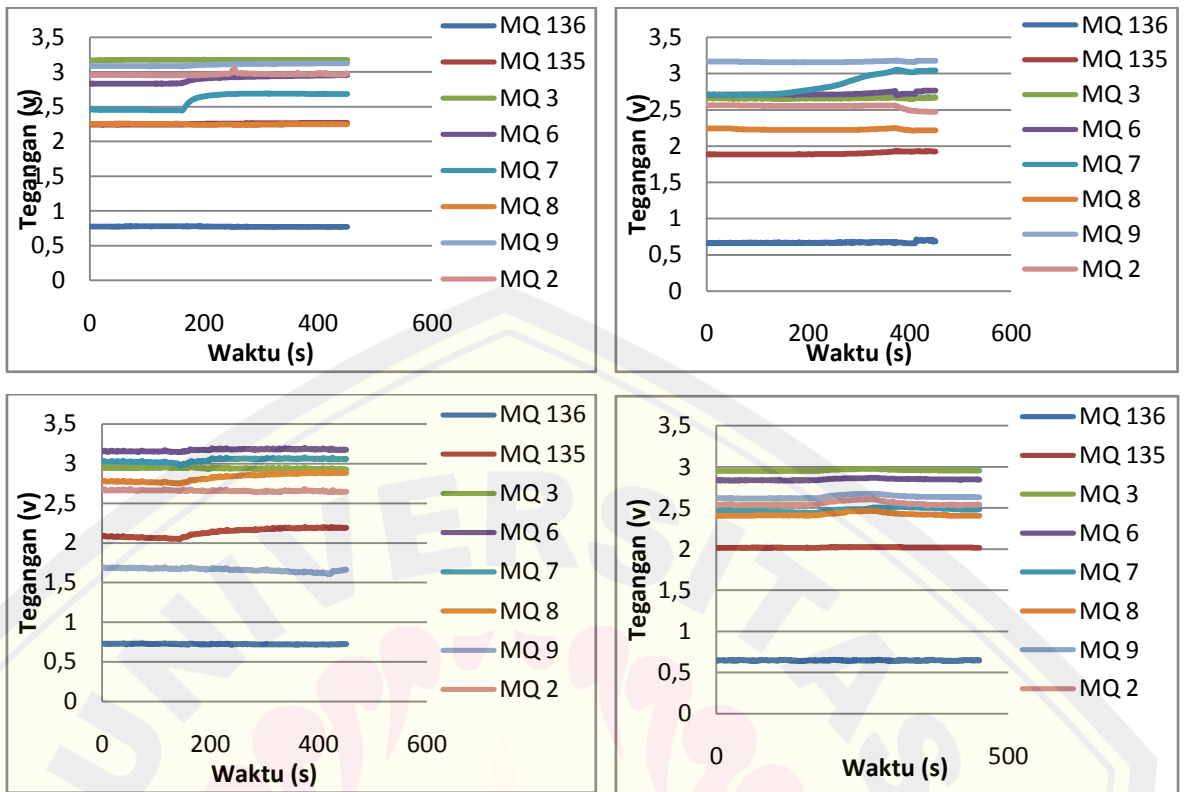


Lampiran 4.2 Respon Sensor Gas Aroma Kopi Robusta Kebun Tiris sebagai

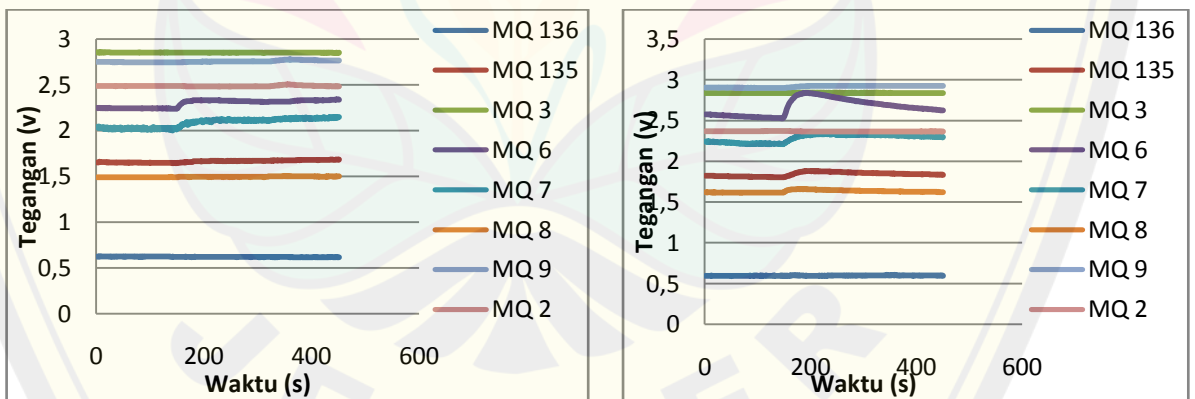
Data Training

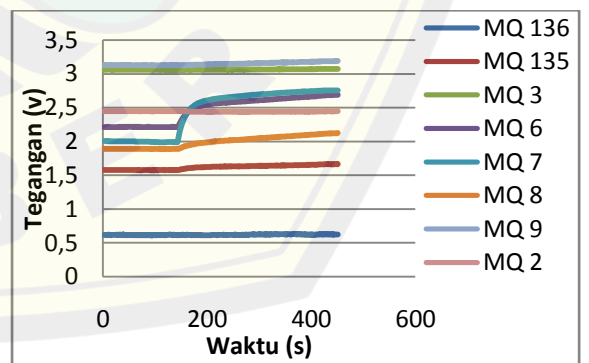
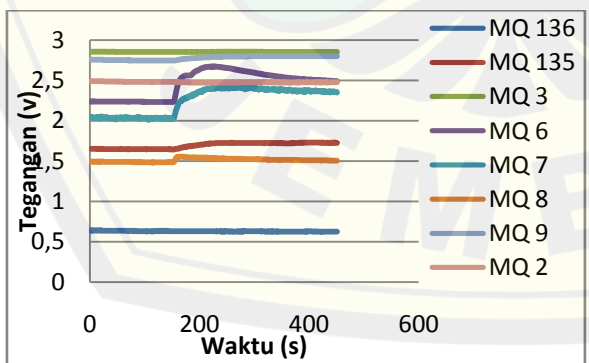
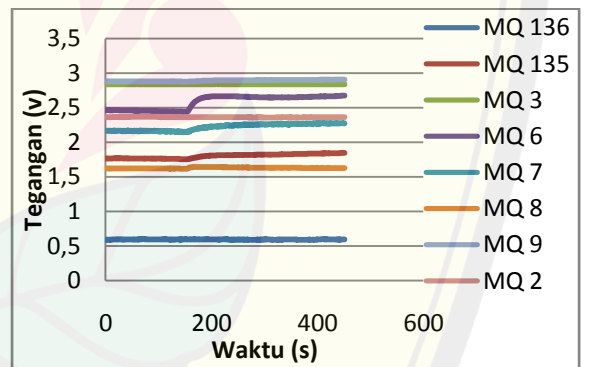
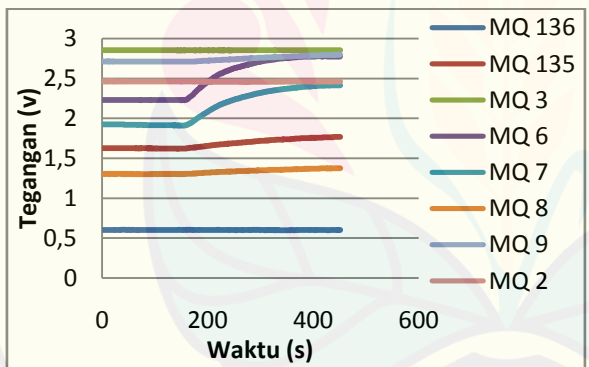
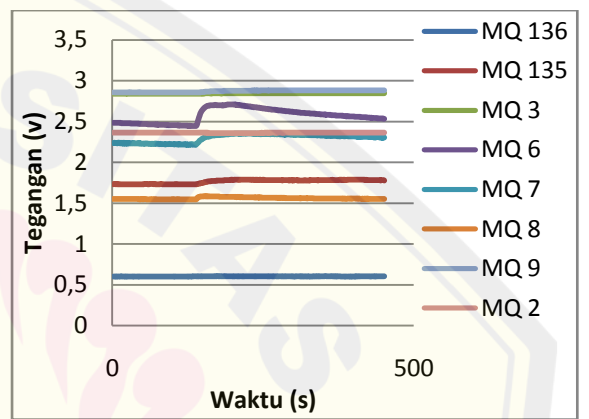
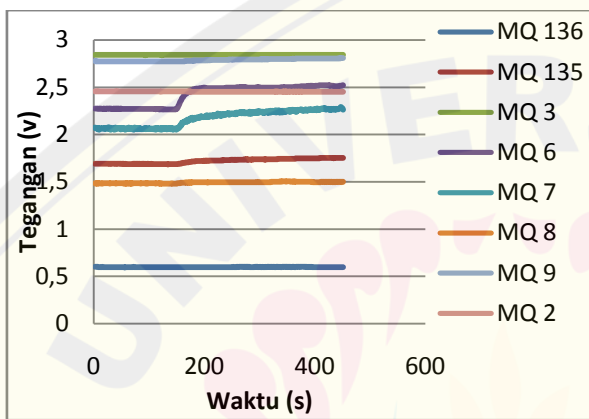
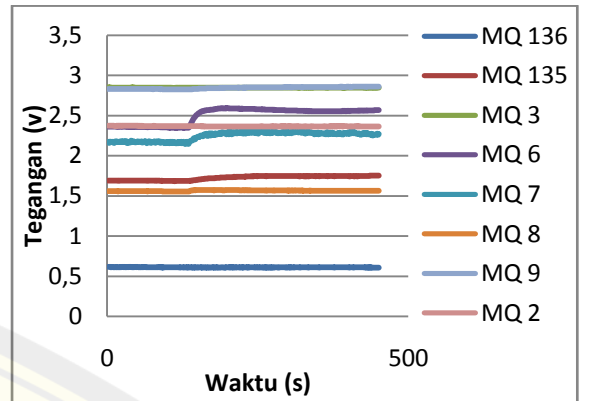
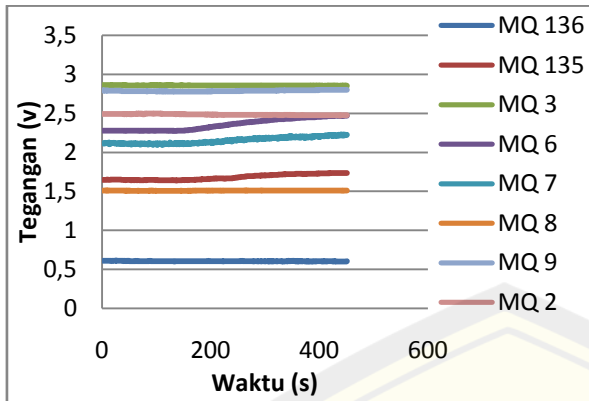




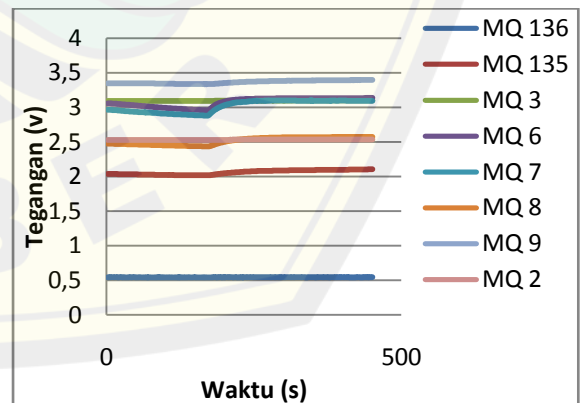
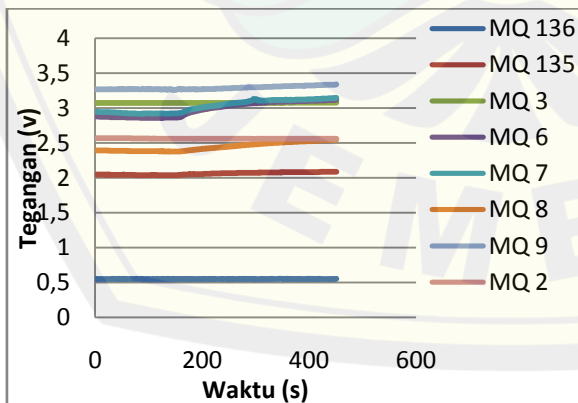
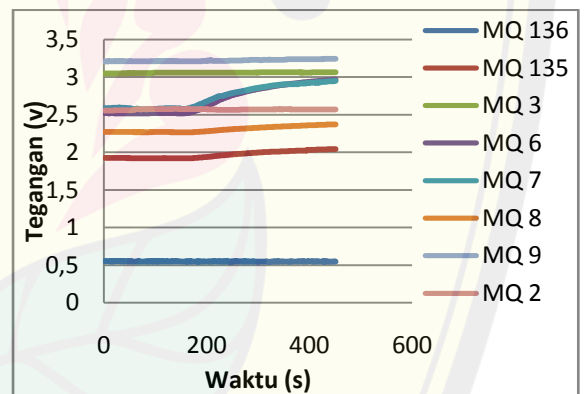
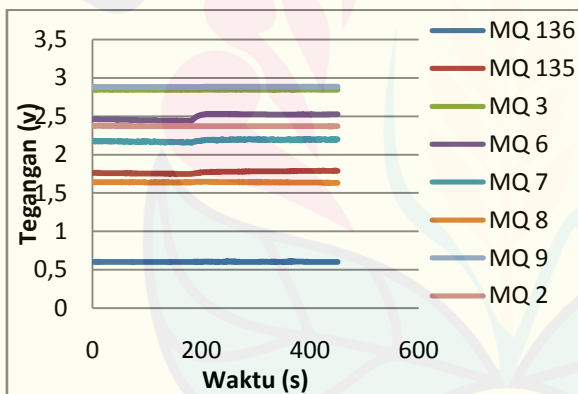
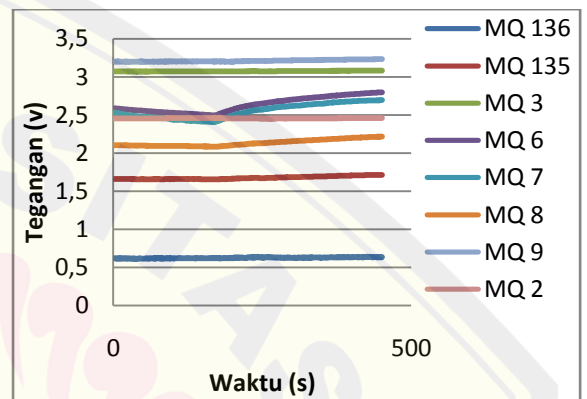
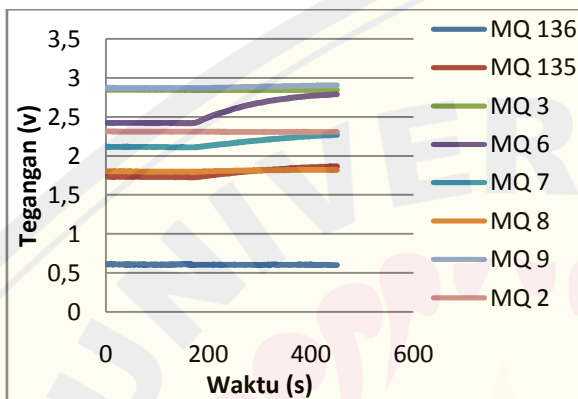
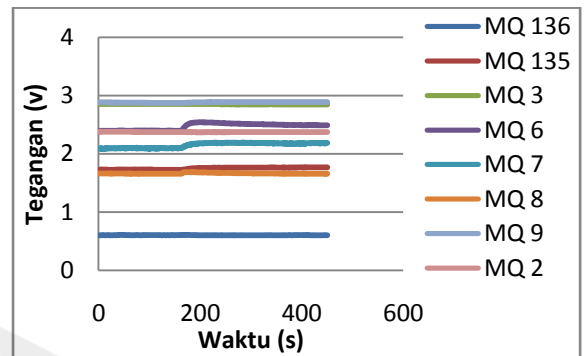
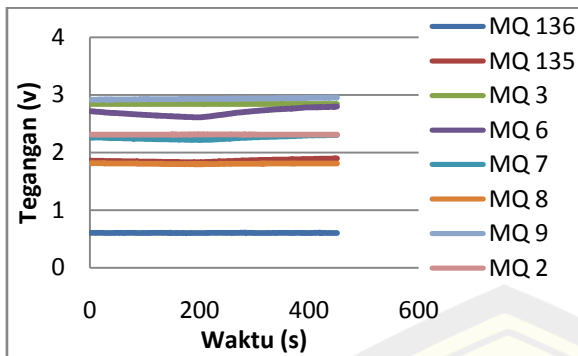


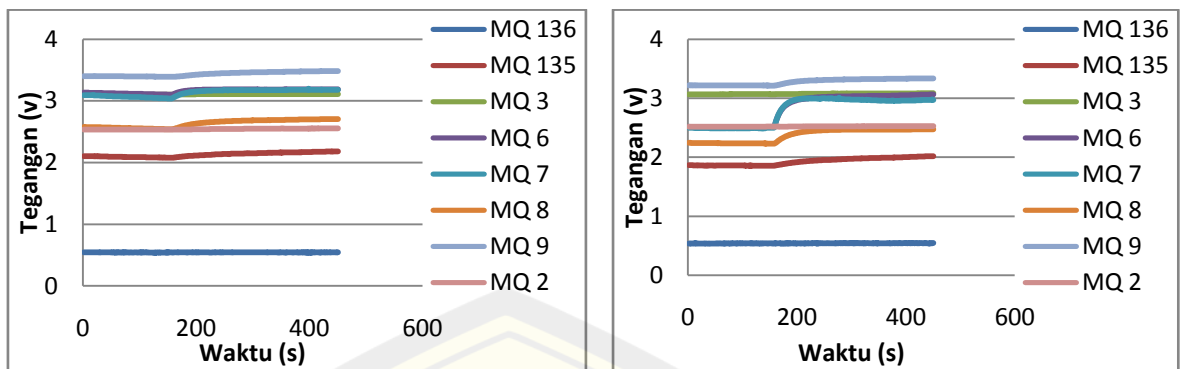
Lampiran 4.3 Respon Sensor Gas Aroma Kopi Robusta Kebun Krucil sebagai Data Training











Lampiran 4.4 Data Fitur Selisih

Kelas	MQ-136	MQ-135	MQ-3	MQ-6	MQ-7	MQ-8	MQ-9	MQ-2
0	0,004	0,205	0,02	0,083	0,258	0,024	0,044	0,01
	0	0,268	0,02	0,137	0,352	0,009	0,049	0,005
	0,005	0,201	0,015	0,078	0,18	0,014	0,029	0,02
	0	0,278	0,015	0,18	0,703	0,073	0,142	0,01
	0,005	0,24	0,005	0,156	0,533	0,039	0,117	0,005
	0,005	0,21	0,01	0,152	0,542	0,029	0,113	0,01
	0,039	0,073	0,014	0,039	0,825	0,024	0,185	0,02
	0,044	0,103	0,103	0,088	0,249	0,083	0,092	0,102
	0,039	0,02	0,024	0,03	0,21	0,092	0,063	0,014
	0,044	0,078	0,073	0,112	0,762	0,059	0,278	0,073
	0,01	0,093	0,02	0,04	0,341	0,015	0,117	0,019
	0,01	0,293	0,088	0,137	0,557	0,21	0,156	0,175
	0,015	0,034	0,039	0,039	0,152	0,024	0,083	0,025
	0,015	0,019	0,014	0,087	0,097	0,014	0,035	0,005
	0,015	0,069	0,015	0,029	0,234	0,015	0,093	0,015
	0,015	0,025	0,034	0,156	0,132	0,02	0,029	0,014
	0,015	0,025	0,039	0,224	0,234	0,054	0,024	0,019
0,014	0,029	0,024	0,015	0,113	0,01	0,044	0,014	
0,064	0,093	0,024	0,098	0,078	0,044	0,044	0,024	
0,039	0,097	0,019	0,015	0,132	0,053	0,044	0,015	
1	0,019	0,156	0,039	0,053	0,107	0,151	0,088	0,039
	0,019	0,132	0,02	0,039	0,181	0,049	0,127	0,015
	0,01	0,088	0,014	0,103	0,42	0,342	0,166	0,054
	0,019	0,323	0,029	0,371	0,703	0,317	0,063	0,093
	0,014	0,088	0,005	0,029	0,288	0,112	0,02	0,024
	0,02	0,088	0,009	0,034	0,205	0,068	0,127	0,015
	0,034	0,044	0,015	0,053	0,259	0,02	0,048	0,019
	0,015	0,02	0,01	0,054	0,327	0,044	0,049	0,015
	0,02	0,01	0,014	0,054	0,156	0,015	0,015	0,015
	0,015	0,034	0,015	0,151	0,039	0,049	0,034	0,063
	0,034	0,03	0,01	0,039	0,2	0,014	0,029	0,019
	0,034	0,029	0,034	0,025	0,108	0,01	0,01	0,01
	0,015	0,015	0,029	0,024	0,254	0,025	0,025	0,015

	0,034	0,044	0,02	0,147	0,445	0,053	0,098	0,019
	0,01	0,019	0,044	0,078	0,176	0,029	0,034	0,029
	0,048	0,049	0,107	0,205	0,351	0,073	0,092	0,009
	0,014	0,03	0,01	0,122	0,249	0,02	0,044	0,098
	0,054	0,049	0,044	0,069	0,352	0,034	0,03	0,092
	0,019	0,156	0,039	0,053	0,107	0,151	0,088	0,039
	0,014	0,009	0,025	0,034	0,074	0,064	0,059	0,078
	0,015	0,044	0,009	0,103	0,146	0,015	0,034	0,029
	0,019	0,078	0,005	0,313	0,132	0,049	0,025	0,01
	0,014	0,097	0,009	0,195	0,137	0,01	0,02	0,024
	0,01	0,073	0,01	0,244	0,166	0,019	0,034	0,01
	0,01	0,073	0,005	0,254	0,239	0,025	0,035	0,01
	0,009	0,054	0,005	0,264	0,142	0,039	0,025	0,005
	0,009	0,152	0,005	0,551	0,503	0,073	0,088	0,015
	0,015	0,093	0,005	0,235	0,136	0,025	0,029	0,01
	0,02	0,088	0,004	0,44	0,415	0,074	0,054	0,019
2	0,025	0,093	0,019	0,478	0,767	0,234	0,068	0,019
	0,014	0,069	0,005	0,191	0,088	0,02	0,039	0,004
	0,014	0,044	0,005	0,151	0,117	0,035	0,015	0,015
	0,014	0,141	0,005	0,371	0,157	0,034	0,039	0,009
	0,03	0,059	0,015	0,303	0,288	0,132	0,039	0,015
	0,014	0,044	0,005	0,092	0,049	0,015	0,01	0,01
	0,015	0,122	0,015	0,449	0,376	0,102	0,039	0,024
	0,015	0,049	0,01	0,259	0,23	0,166	0,078	0,014
	0,01	0,087	0,01	0,181	0,22	0,136	0,064	0,005
	0,015	0,098	0,009	0,087	0,161	0,166	0,092	0,02
	0,015	0,162	0,02	0,561	0,523	0,24	0,122	0,014

#### Lampiran 4.5 Data Fitur Integral

Kelas	MQ-136	MQ-135	MQ-3	MQ-6	MQ-7	MQ-8	MQ-9	MQ-2
	5768,363	5472,022	4956,627	4969,328	5573,64	5298,625	5278,643	5173,338
	5743,263	5416,153	4959,015	4982,753	5543,22	5399,505	5291,717	5189,483
	5322,044	5037,605	4504,811	4642,107	5177,411	5036,379	4903,274	4777,987
	5851,638	5503,081	5091,167	5094,401	5621,324	5528,682	5401,343	5310,681
	5648,253	5357,032	4826,267	4878,324	5451,383	5259,01	5167,413	5061,182
	5502,922	5196,259	4709,624	4804,491	5308,267	5242,399	5079,32	4969,726
	5599,094	5329,744	4922,556	4703,649	5425,276	5039,99	5078,747	5008,378
0	6003,49	5747,944	5254,572	5117,022	5552,716	5453,857	5375,069	5310,848
	5559,134	5296,519	4867,599	4663,593	5385,667	5006,109	5051,401	4964,607
	5961,315	5710,972	5222,841	5068,261	5512,433	5417,139	5325,864	5266,768
	6092,497	5837,146	5423,368	5277,716	5546,072	5598,712	5555,299	5430,687
	5692,572	5435,071	4825,607	4870,258	5488,258	5153,473	5176,289	5072,054
	6130,602	5867,581	5468,483	5336,364	5549,186	5655,713	5569,873	5487,342
	6428,618	6107,663	5920,695	5806,03	5844,299	6013,611	5667,162	5742,096
	6066,713	5808,706	5409,592	5289,621	5495,671	5595,227	5517,537	5423,372

	6373,829	6037,108	5876,66	5772,776	5817,627	6002,748	5643,828	5714,955
	6432,397	6088,042	5956,43	5794,674	5854,707	6061,219	5704,777	5789,252
	6198,043	5937,485	5528,668	5368,594	5593,012	5699,187	5658,54	5537,52
	6999,304	6733,926	6513,024	6369,622	6373,662	6602,929	6277,159	6313,582
	5570,557	5327,984	4846,49	4654,157	5386,146	4975,368	5040,971	4949,062
	7195,248	6879,909	6513,952	6411,684	6470,215	6569,654	7088,193	6865,056
	7371,953	6990,629	6753,352	6684,558	6821,861	6914,75	7147,383	6987,457
	7930,382	7524,502	7350,495	7262,062	7397,019	7495,852	7231,624	7328,446
	6858,153	6584,91	6134,442	6114,187	6236,216	6275,945	6705,169	6483,775
	7721,018	7352,083	7114,533	7052,212	7226,824	7323,304	7052,368	7116,3
	7727,157	7336,111	7135,161	7062,899	7226,448	7334,916	7081,903	7142,606
	7566,745	7226,98	6849,022	6907,475	7066,872	7200,601	6829,368	6912,204
	7625,443	7283,649	6911,074	6944,388	7080,614	7250,697	6865,296	6970,799
	7602,343	7267,859	6862,39	6922,747	7059,226	7247,066	6851,652	6916,923
	6707,561	6478,855	6095,098	6201,108	6243,137	6371,212	6107,781	6261,32
1	7598,048	7255,658	6882,833	6928,256	7073,968	7230,674	6851,167	6944,313
	7063,871	6796,589	6437,305	6411,459	6376,407	6633,004	6208,518	6345,061
	7017,958	6760,522	6385,393	6366,73	6335,655	6576,915	6152,979	6290,396
	7522,016	7188,628	6771,916	6863,764	6984,99	7174,342	6781,349	6835,042
	7244,139	6917,135	6618,213	6620,873	6756,239	6907,629	6520,944	6542,44
	7145,266	6839,47	6464,308	6536,881	6677,887	6882,907	6475,531	6471,719
	7460,265	7128,506	6715,103	6840,246	6977,006	7131,79	6746,211	6778,272
	7109,252	6833,352	6490,938	6464,35	6407,974	6685,465	6266,028	6404,154
	7198,855	6882,239	6519,112	6415,967	6474,212	6571,955	7093,748	6870,419
	7017,574	6709,213	6288,896	6338,68	6504,003	6528,47	6432,733	6451,09
	6085,463	5851,334	5317,646	5567,989	5661,859	5927,576	5361,515	5422,044
	6481,473	6202,92	5754,692	5832,596	6004,035	6296,548	5719,59	5843,16
	6166,683	5925,594	5396,891	5622,874	5714,525	6002,479	5428,271	5496,407
	6306,341	6056,117	5551,939	5707,411	5822,327	6128,354	5552,649	5660,294
	6194,122	5942,291	5437,956	5628,212	5739,117	6044,441	5462,687	5537,627
	6382,36	6121,384	5636,756	5758,418	5882,04	6213,59	5625,105	5739,46
	6126,418	5883,971	5358,154	5514,286	5673,981	6041,54	5408,124	5471,245
	6394,266	6123,933	5657,937	5771,697	5935,577	6200,779	5633,57	5752,214
2	6255,866	6017,288	5496,135	5675,004	5764,99	6098,648	5530,833	5597,88
	6801,27	6577,904	5929,596	6193,795	6204,86	6409,604	5890,628	6049,317
	6559,864	6278,587	5835,87	5902,92	6098,941	6302,182	5795,201	5934,745
	6318,409	6061,208	5566,461	5738,155	5880,98	6100,059	5552,74	5666,681
	6427,735	6164,268	5686,264	5808,725	5990,805	6151,661	5669,412	5798,308
	7035,292	6799,419	6171,753	6369,109	6407,151	6593,61	6110,594	6279,487
	6334,689	6072,531	5590,208	5748,595	5887,694	6131,237	5572,395	5687,961
	7315,092	6997,154	6506,9	6665,22	6649,05	6844,833	6433,77	6580,056
	7686,737	7348,331	6893,501	6933,528	6914,789	7175,787	6797,286	6960,247

7793,809	7453,954	6988,251	6998,451	7024,078	7248,875	6868,4	7054,979
7989,369	7634,448	7194,593	7170,86	7183,843	7408,12	7048,045	7248,062
7442,2	7131,038	6615,765	6724,886	6741,944	6931,672	6524,641	6694,42

**Lampiran 4.6** Isi Model Fitur Selisih dengan Metode *Principal Component Analysis (PCA)*

```
{
  "Training Time": "12/29/2021 11:46:37",
  "All Models": {
    "0": [
      1,
      3
    ],
    "1": 0,
    "2": 0,
    "3": 0
  },
  "Feature Manipulation": [
    {
      "normalization settings": {
        "transformation method": 1,
        "range settings": {
          "max": 1,
          "min": 0
        }
      },
      "mean values": [],
      "standard deviation values": [],
      "min values": [
        0,
        0.0089999999999999897,
        0.00400000000000000036,
        0.01500000000000000124,
        0.03900000000000000146,
        0.0089999999999999897,
        0.01000000000000000231,
        0.00400000000000000036
      ],
      "max values": [
        0.0640000000000000006,
        0.3230000000000000002,
        0.106999999999999976,
        0.560999999999999999,
        0.825,
        0.3420000000000000001,
        0.278,
        0.174999999999999982
      ]
    }
  ],
  {
    "mean values": [
      0.30208333333333331,
      0.26783439490445876,

```

```

0.17508090614886734,
0.2582112332112329,
0.30411365564037307,
0.18138138138138152,
0.20995024875621807,
0.13645224171539977
],
"eigenvectors": [
  [
    -0.042863261747105974,
    0.4688225678236425,
    -0.4936854080555912
  ],
  [
    0.46541978563723563,
    -0.16307247263878852,
    0.5273993155276404
  ],
  [
    0.15844502753516243,
    0.5696491808389298,
    -0.08797620675697658
  ],
  [
    0.3435479964010444,
    -0.49897094443799767,
    -0.6197253088522923
  ],
  [
    0.5580425395908528,
    0.05609540673179769,
    -0.011511853596059253
  ],
  [
    0.42902264692518854,
    -0.0023083765352937546,
    -0.23051094277446277
  ],
  [
    0.32182426591614965,
    0.24573463592113554,
    0.17633810857188534
  ],
  [
    0.19842969951049994,
    0.34147187496627046,
    0.04429968871050097
  ]
]
}
],
"Anomaly Detection": {},
"Clustering": {},
"Classification": {},
"Custom Info": [
  {

```

```

    "key": "1",
    "value": "2"
  }
]
}

```

**Lampiran 4.7** Isi Model Fitur Integral dengan Metode *Principal Component Analysis (PCA)*

```

{
  "Training Time": "12/30/2021 15:40:01",
  "All Models": {
    "0": [
      1,
      3
    ],
    "1": 0,
    "2": 0,
    "3": 0
  },
  "Feature Manipulation": [
    {
      "normalization settings": {
        "transformation method": 1,
        "range settings": {
          "max": 1,
          "min": 0
        }
      },
      "mean values": [],
      "standard deviation values": [],
      "min values": [
        5322.043999999994,
        5037.605250000004,
        4504.811249999998,
        4642.106749999999,
        5177.4112499999965,
        4975.368499999999,
        4903.274249999996,
        4777.986749999994
      ],
      "max values": [
        7989.3695,
        7634.447999999999,
        7350.494999999997,
        7262.062000000008,
        7397.018500000006,
        7495.852499999985,
        7231.624499999992,
        7328.445999999983
      ]
    }
  ],
  {
    "mean values": [
      0.5023928385068375,

```

```

    0.5126237957612181,
    0.507647319968942,
    0.5065009777679711,
    0.4462851123023371,
    0.5162799337349518,
    0.47274658491207294,
    0.4914546190717134
  ],
  "eigenvectors": [
    [
      0.34822323359746343,
      0.06123110301624399
    ],
    [
      0.34400479782685944,
      0.11672474378710762
    ],
    [
      0.3347819609397246,
      0.011408983994462218
    ],
    [
      0.3674296312091644,
      0.3289717994002733
    ],
    [
      0.34967721766637255,
      0.019595272642251277
    ],
    [
      0.35704174604717576,
      0.49409415448377647
    ],
    [
      0.3663533238061719,
      -0.7478886708156082
    ],
    [
      0.3596526943521167,
      -0.26537333015114883
    ]
  ]
}
],
"Anomaly Detection": {},
"Clustering": {},
"Classification": {},
"Custom Info": [
  {
    "key": "1",
    "value": "2"
  }
]
}

```



**Lampiran 4.8** Hasil Validasi Analisis PCA dengan Software R

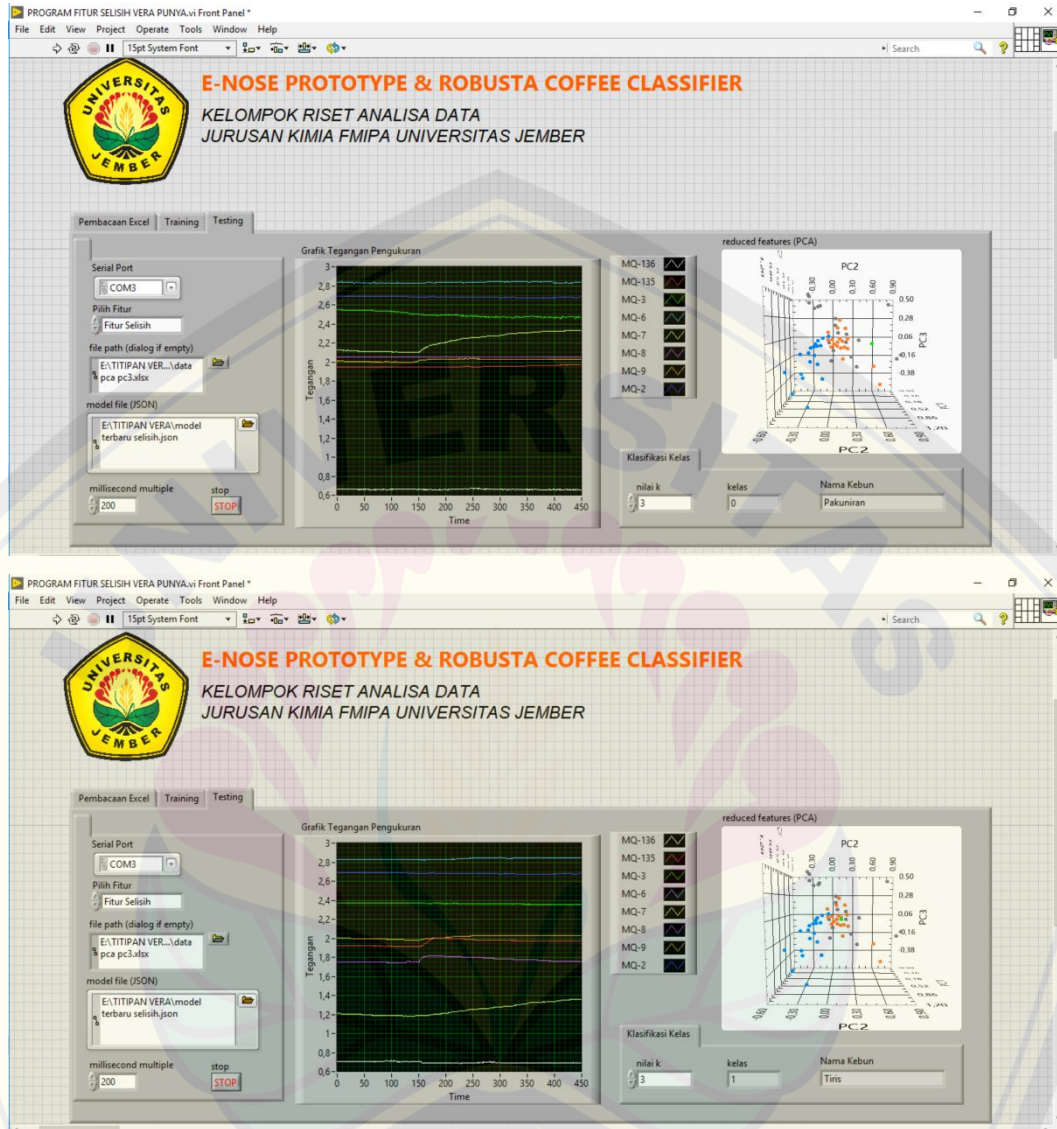
## 1. Tabel Persen kumulatif varians PCA pada Fitur Selisih

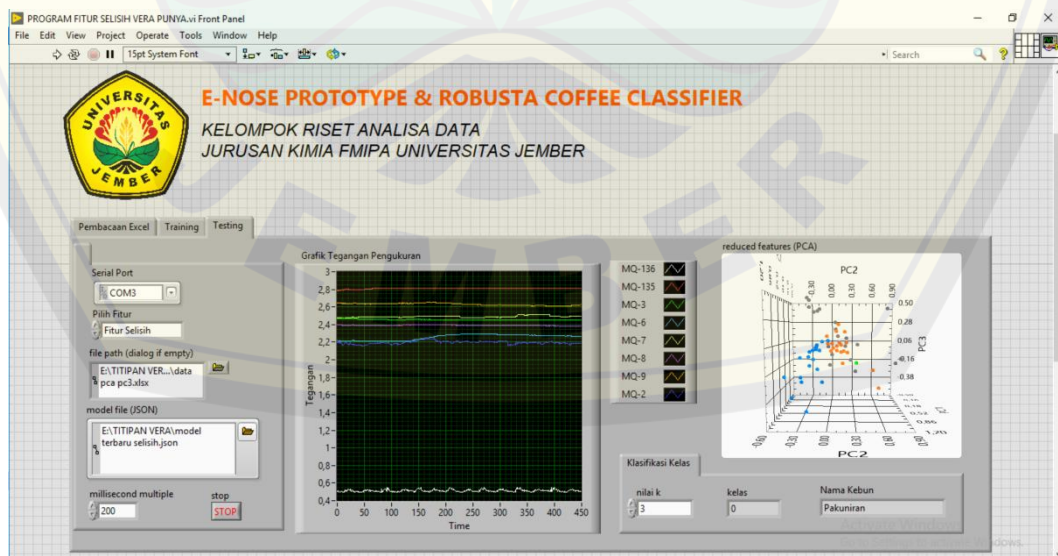
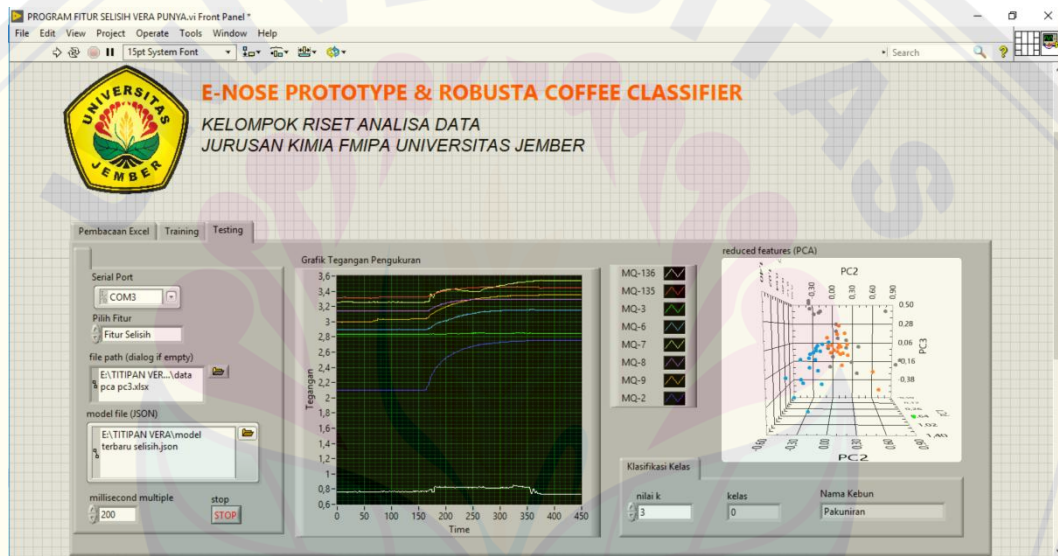
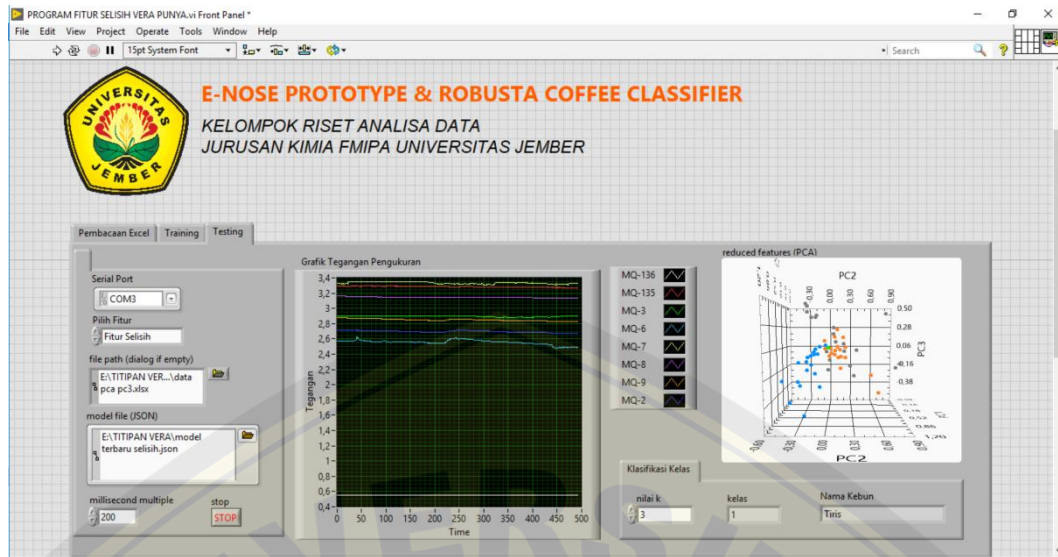
	<b>Eigenvalue</b>	<b>% variance</b>	<b>% cumulative</b>
PC1	0,1407	50,09%	50,09%
PC2	0,0895	23,84%	73,93%
PC3	0,0499	12,74%	86,66%
PC4	0,0394	6,946%	93,609%
PC5	0,0279	2,85%	96,46%
PC6	0,0186	2,121%	98,58%
PC7	0,015	1,42%	100,00%
PC8	0,0089	0,00%	100,00%

## 2. Tabel Persen kumulatif varians PCA pada Fitur Integral

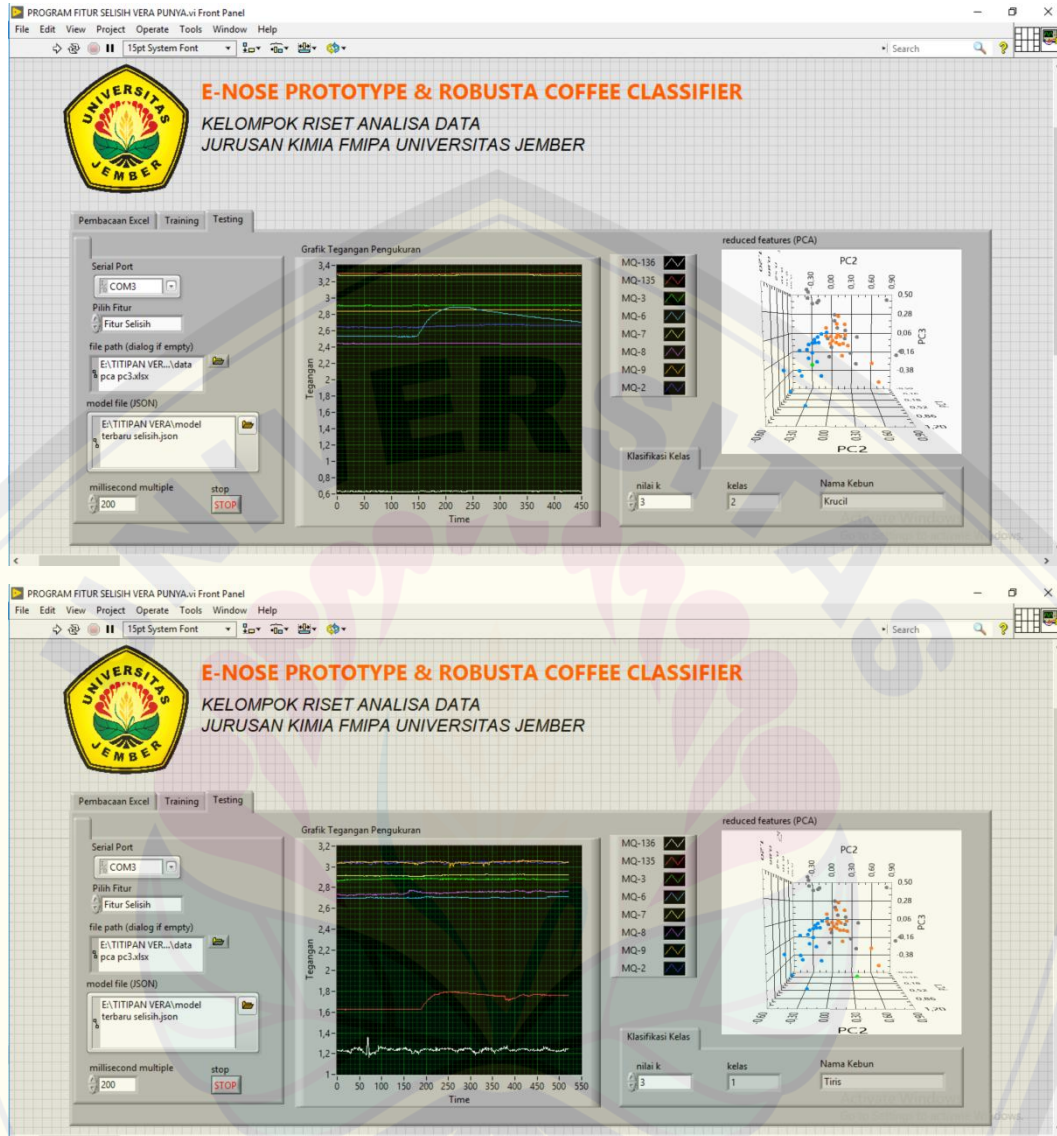
	<b>Eigenvalue</b>	<b>% variance</b>	<b>% cumulative</b>
PC1	0,6171	87,67%	87,67%
PC2	0,0079	10,26%	97,94%
PC3	0,0024	1,736%	99,674%
PC4	0,0014	0,207%	99,881%
PC5	0,0007	0,115%	99,995%
PC6	0,0002	0,003%	99,999%
PC7	0,0001	0,001%	100,00%
PC8	3,68E-05	0,00%	100,00%

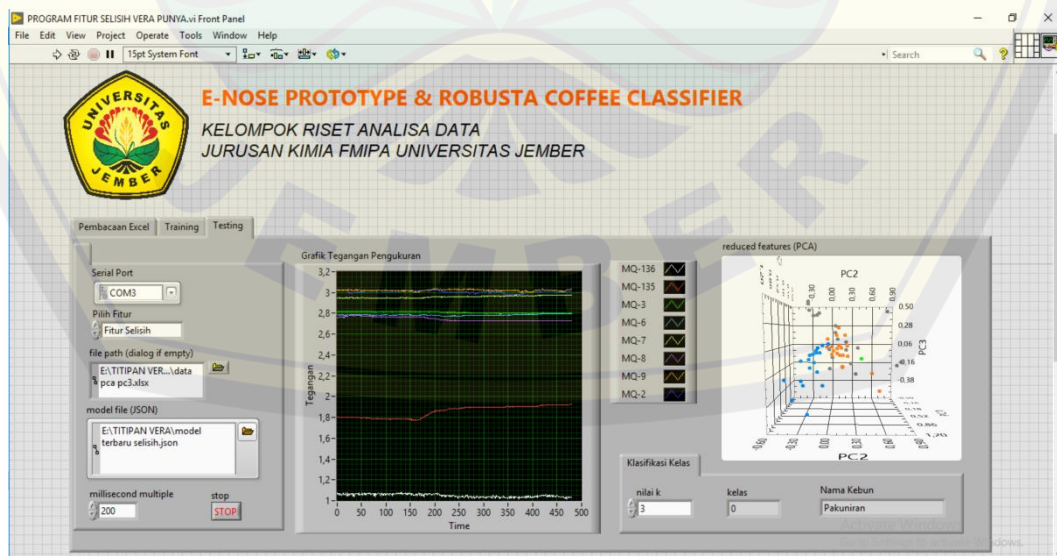
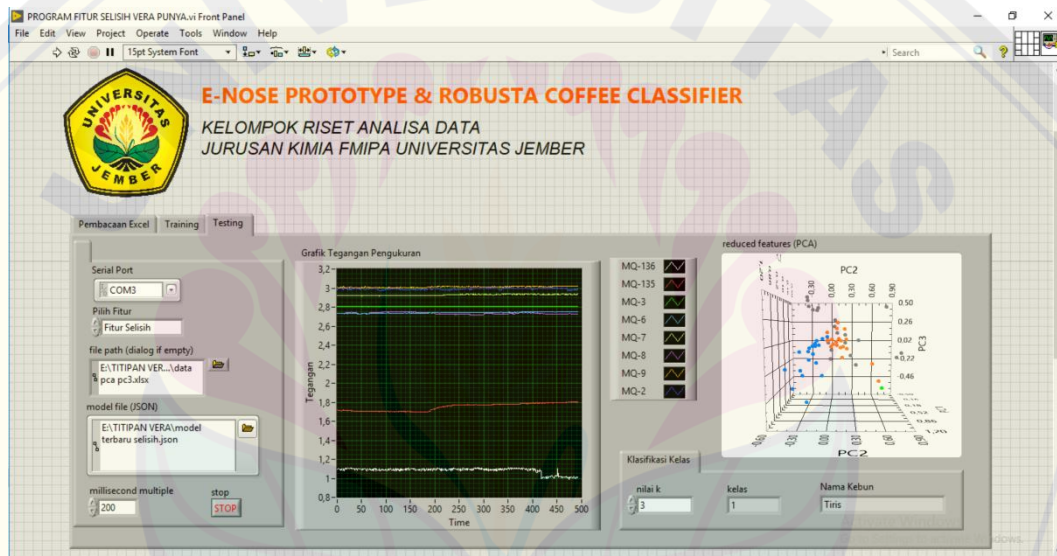
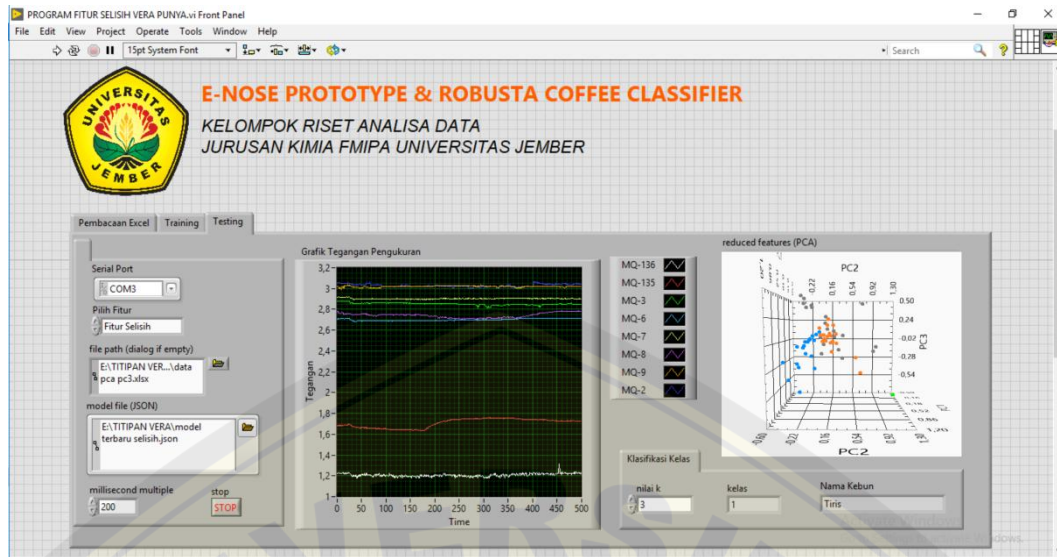
Lampiran 4.9 Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Pakuniran dengan Model Fitur Selisih





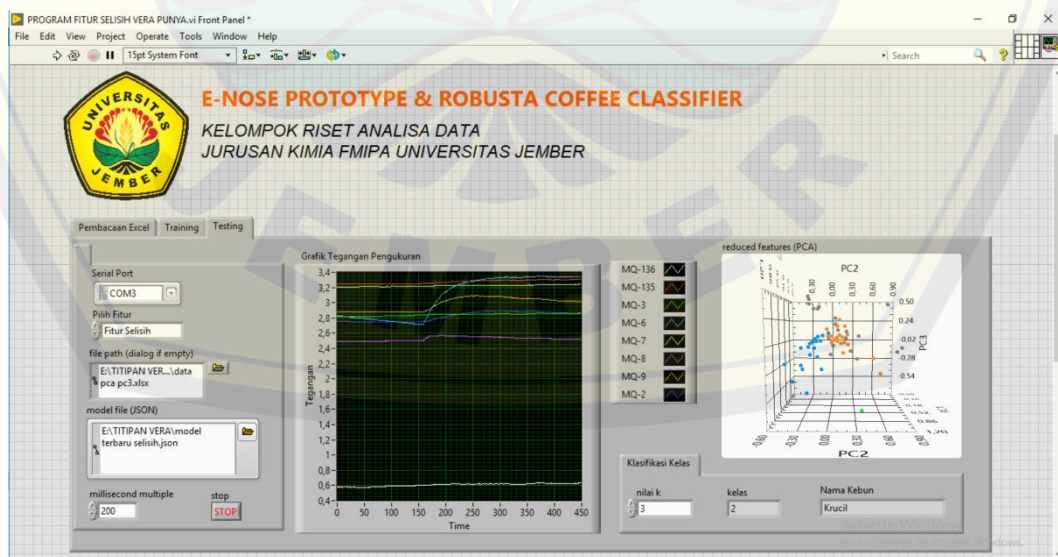
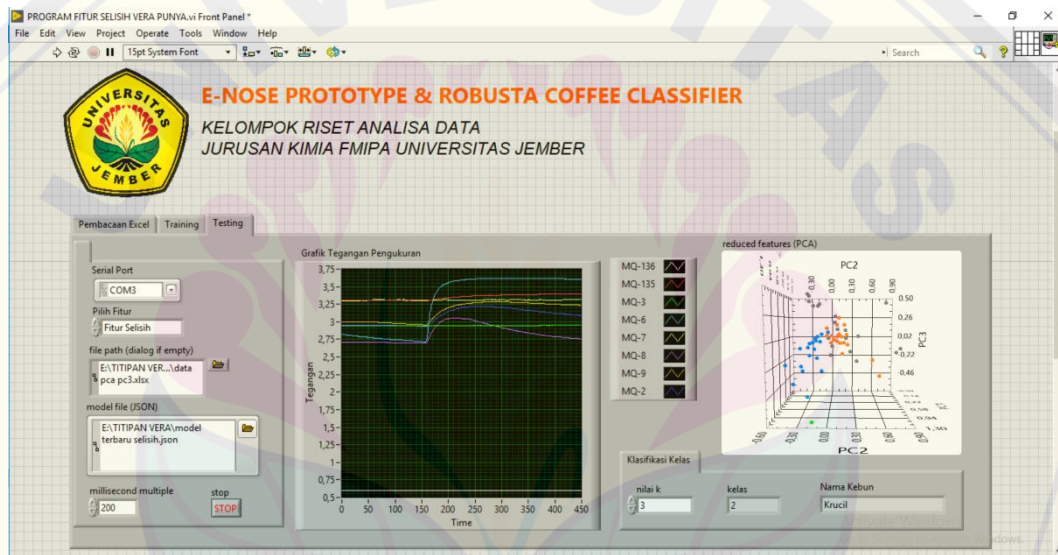
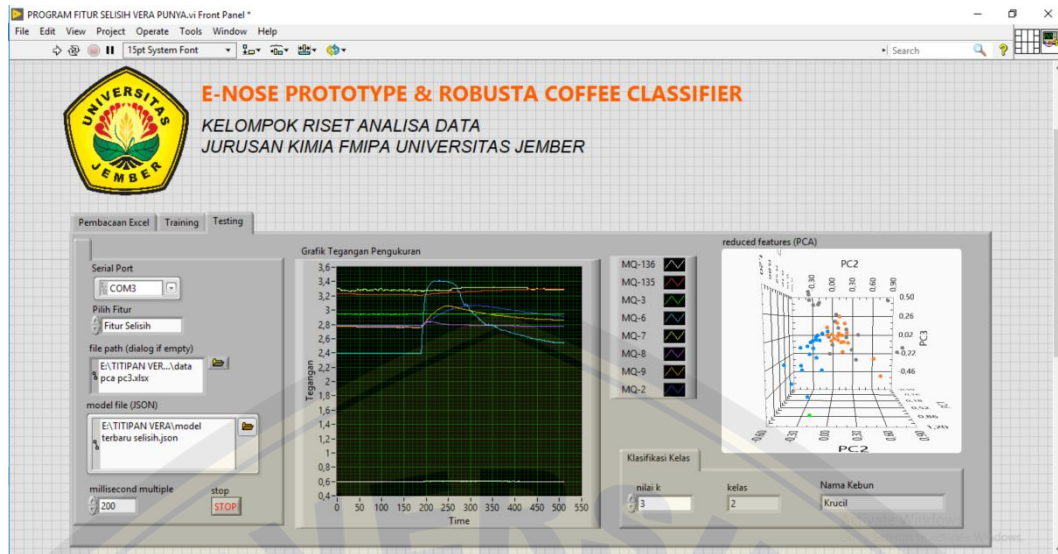
Lampiran 4.10 Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Tiris dengan Model Fitur Selisih



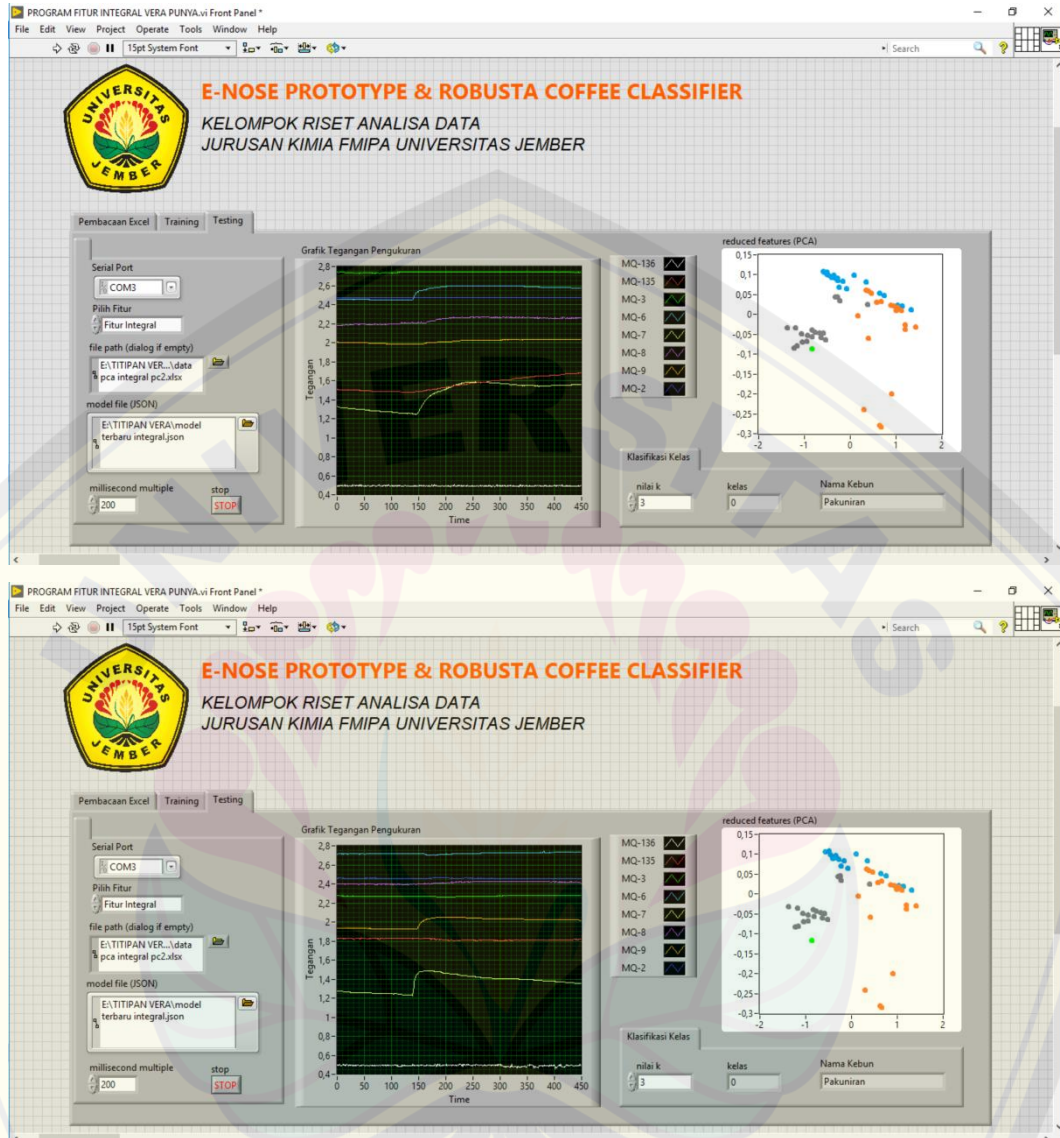


Lampiran 4.11 Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Krucil dengan Model Fitur Selisih

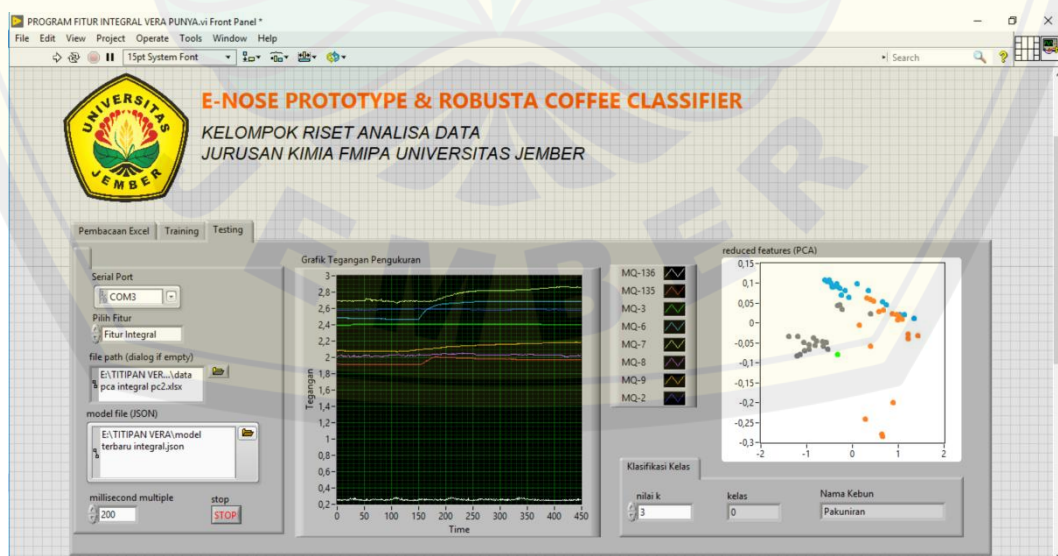
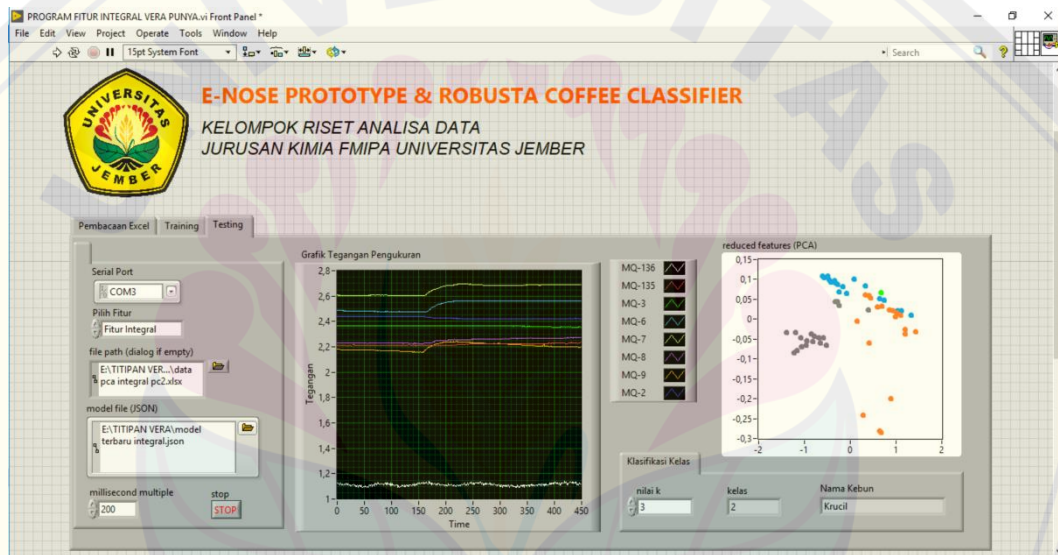
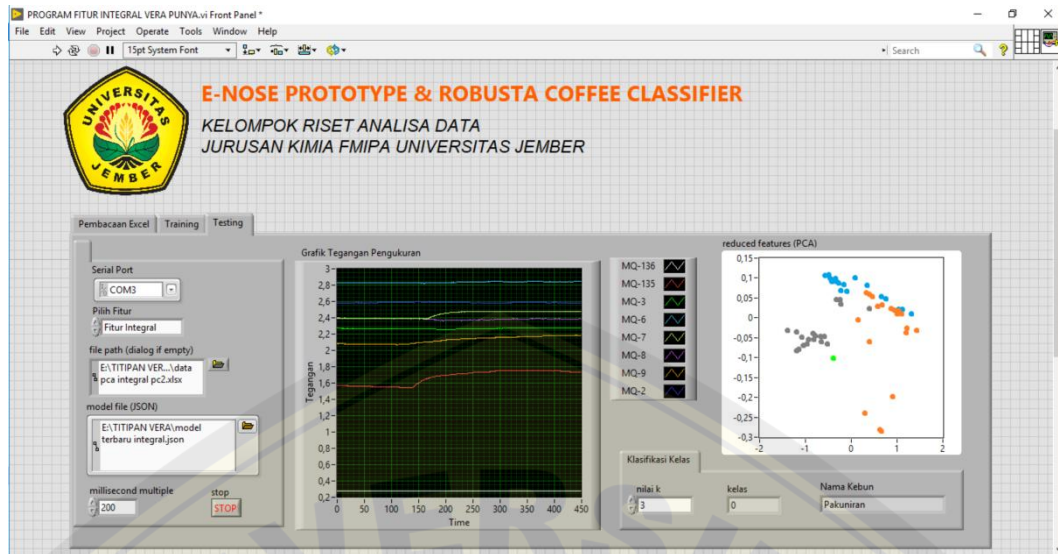




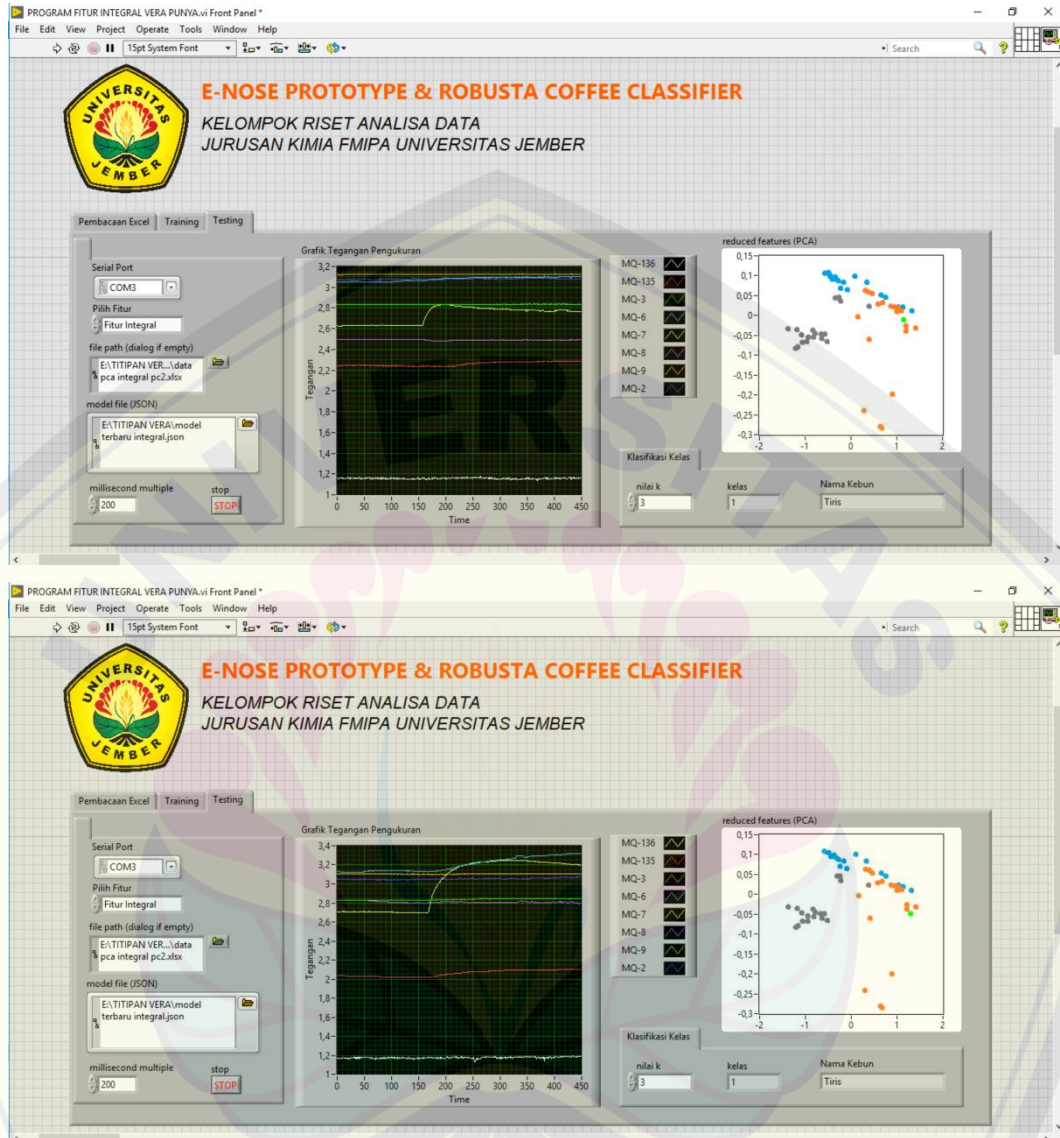
Lampiran 4.12 Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Pakuniran dengan Model Fitur Integral

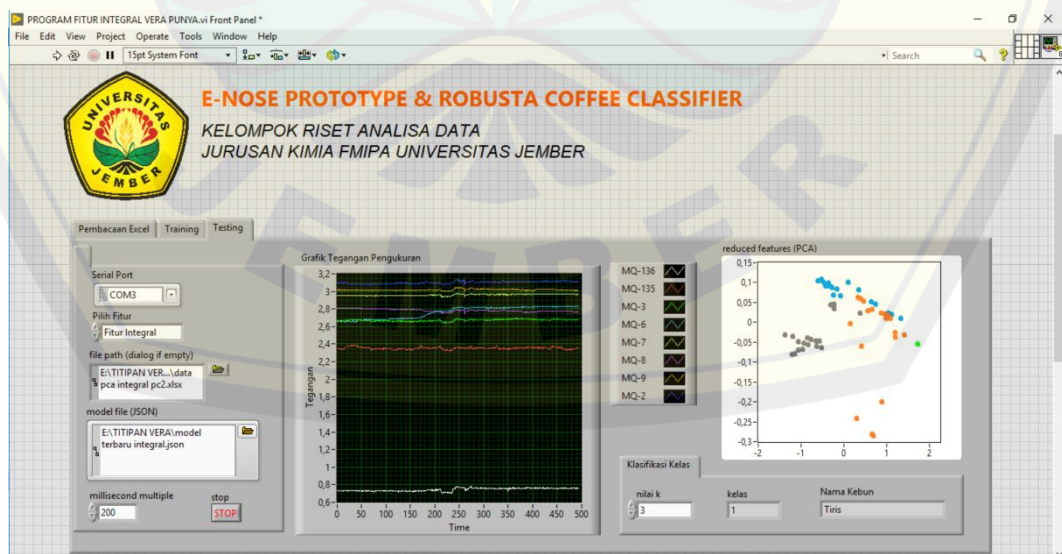
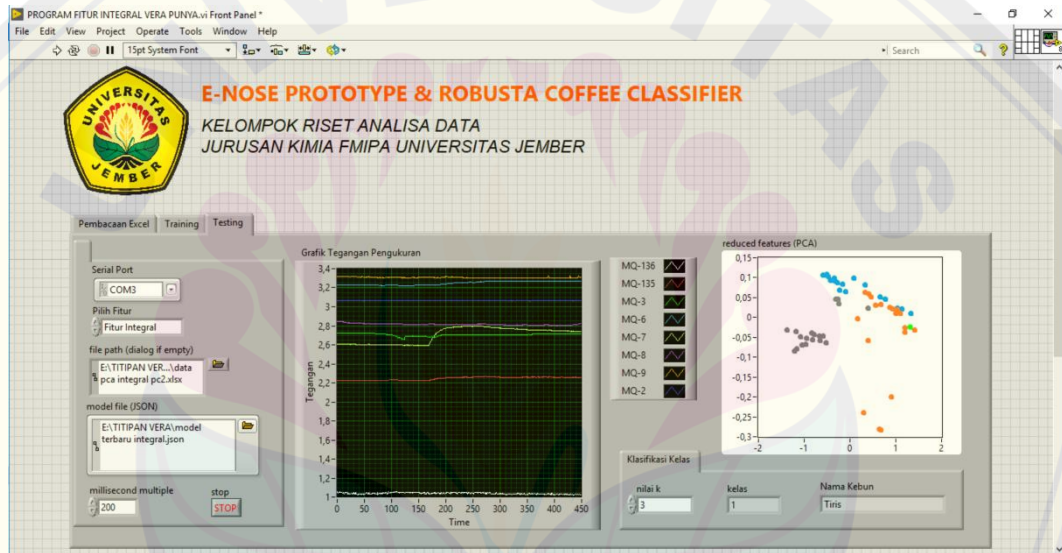
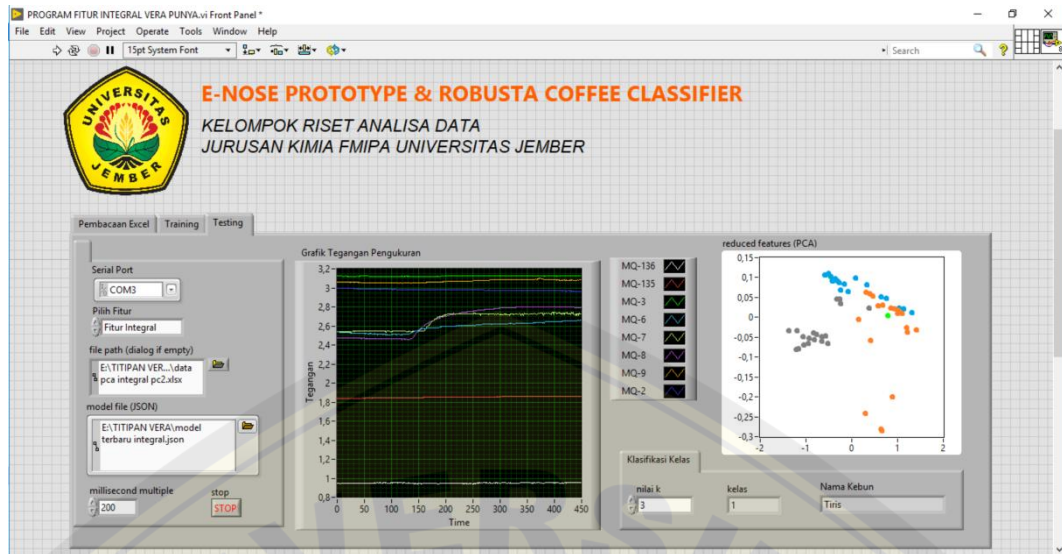






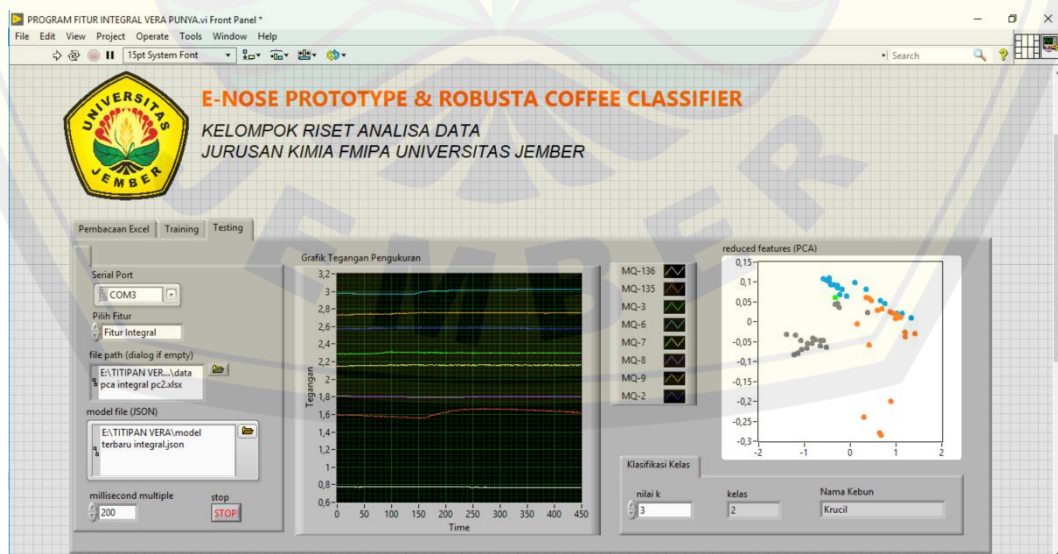
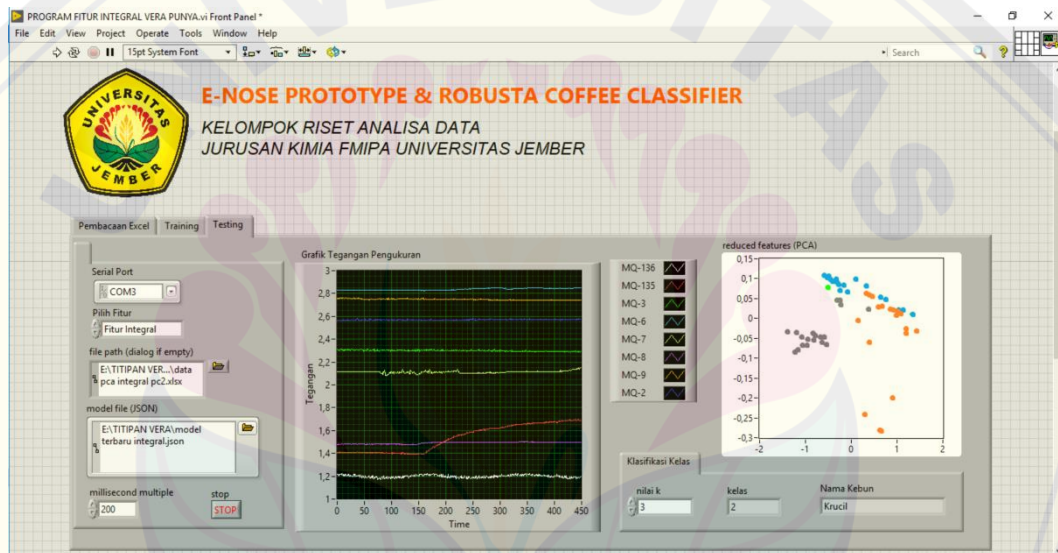
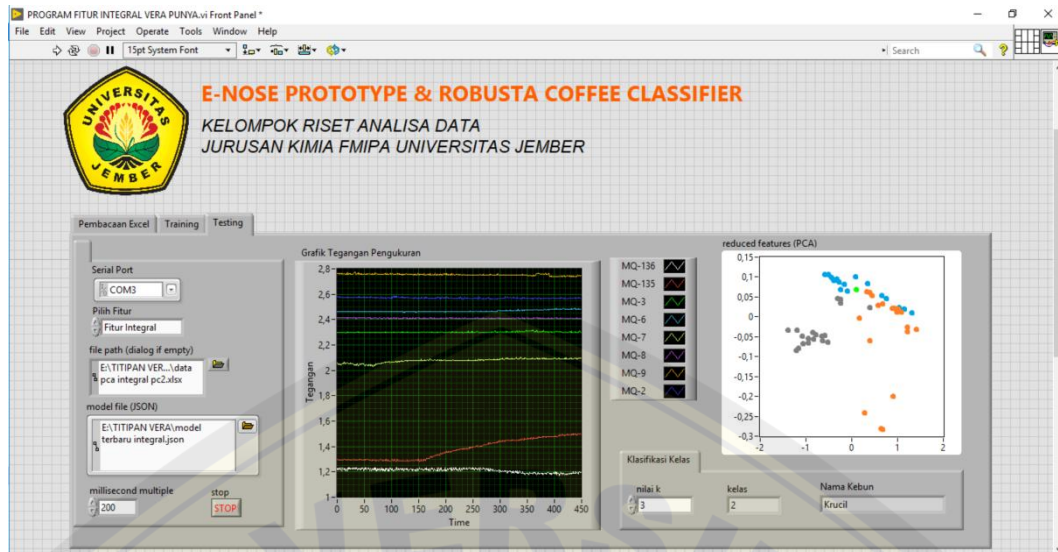
Lampiran 4.13 Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Tiris dengan Model Fitur Integral



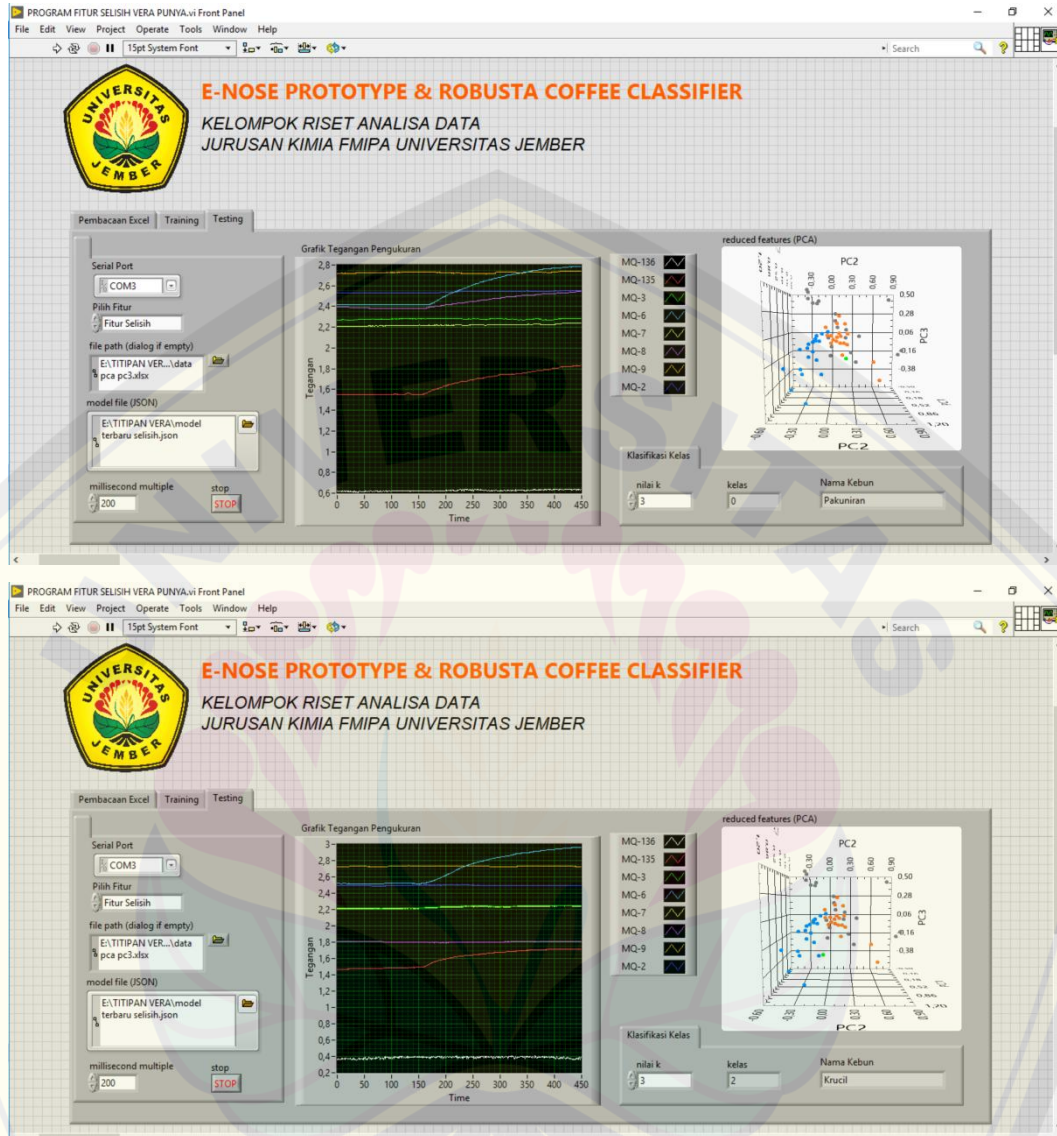


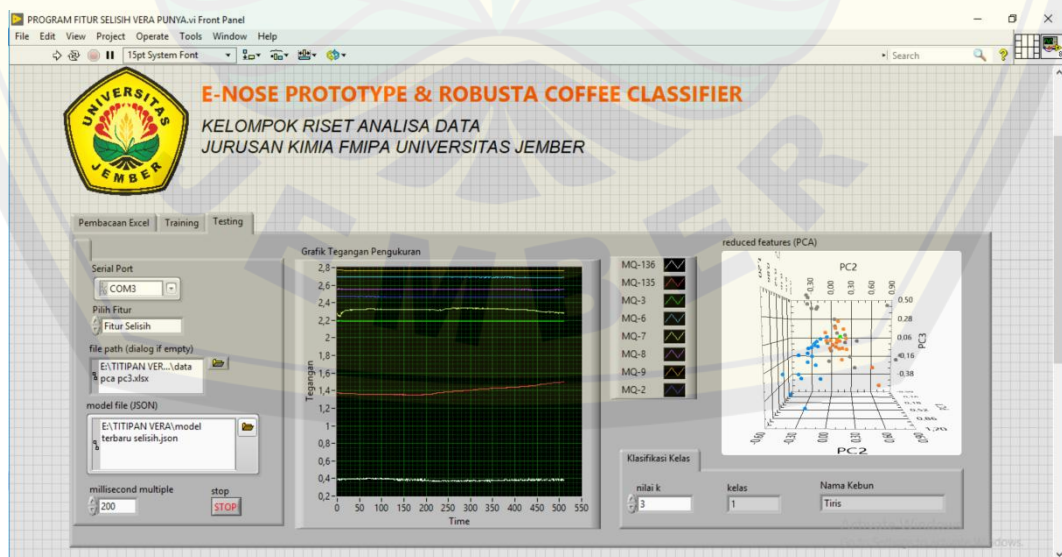
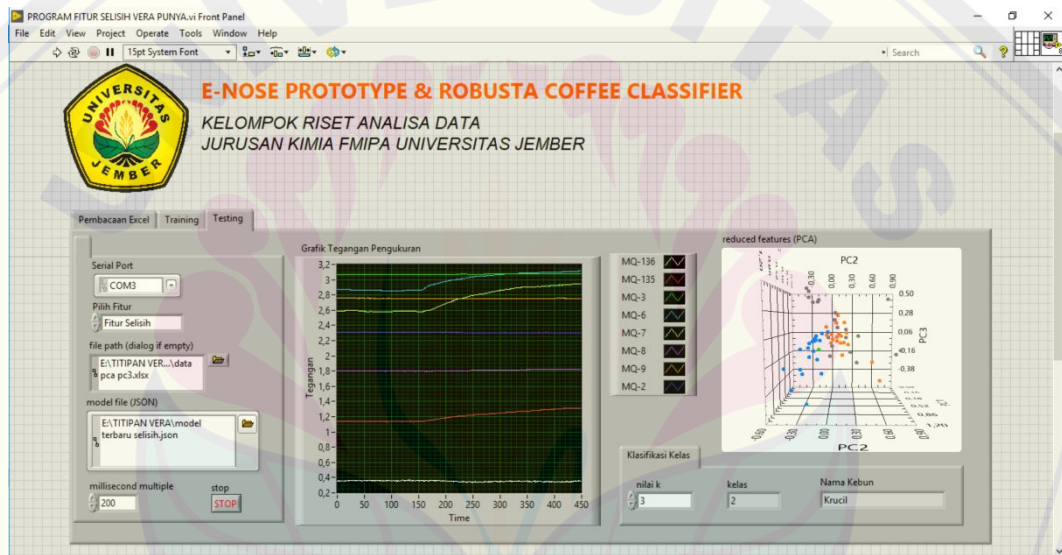
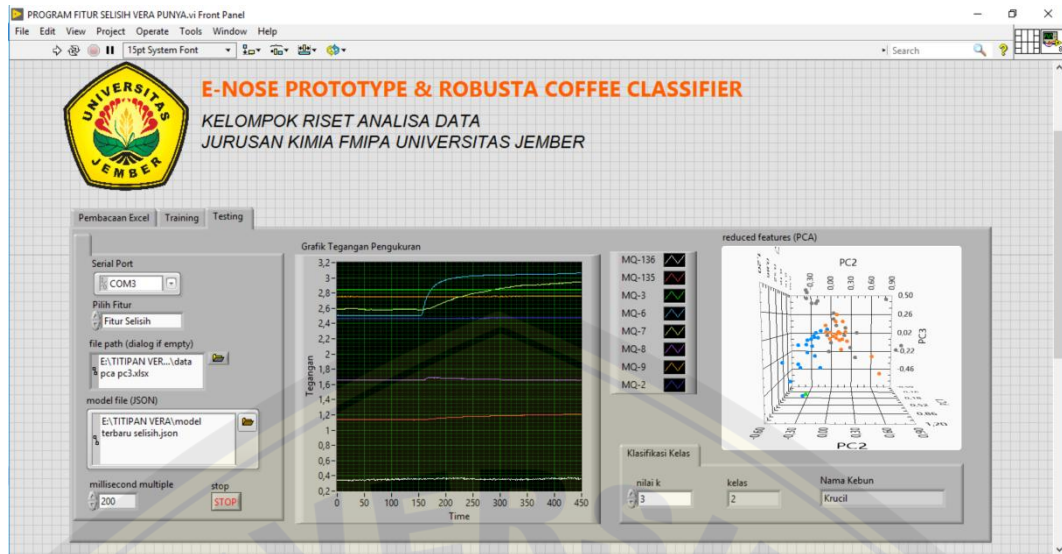
Lampiran 4.14 Hasil Pengujian Klasifikasi Kopi Robusta Kebun Krucil dengan Model Fitur Integral





Lampiran 4.15 Hasil Pengujian Klasifikasi Sampel Kopi X dengan Model Fitur Selisih





Lampiran 4.16 Hasil Pengujian Klasifikasi Sampel Kopi X dengan Model Fitur Integral

