

**LAPORAN AKHIR PENELITIAN TAHUN II
HIBAH BERSAING (HIBER)**



JUDUL:

**Rancang Bangun *Portable Electronic Nose* sebagai Instrumen Uji Beras Aromatik
Tahun ke 2 dari rencana 2 tahun**

Tim Peneliti:

**Etika Kartikadarma, M.Kom NIDN 0622057501
Sari Wijayanti, M.Kom NIDN 0617027701**

**DILAKSANAKAN ATAS BIAYA
Koordinator Perguruan Tinggi Swasta (Kopertis) Wilayah VI
SESUAI SURAT PERJANJIAN PELAKSANAAN PENELITIAN
DIPA NOMOR:023.04.2.189904/2013 tanggal 5 Desember 2012**

**LEMBAGA PENELITIAN DAN PENGABDIAN PADA MASYARAKAT
UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO SEMARANG
Desember 2013**

HALAMAN PENGESAHAN

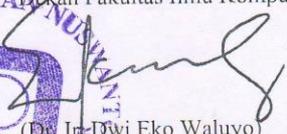
Judul Kegiatan : Rancang Bangun Porteble Electronic nose sebagai instrument Uji Mutu Beras Aromatik

Peneliti / Pelaksana
Nama Lengkap : ETIKA KARTIKADARMA S.Kom, M.Kom.
NIDN : 0622057501
Jabatan Fungsional :
Program Studi : Teknik Informatika
Nomor HP : 085225126188
Surel (e-mail) : etikadarmaputri@gmail.com

Anggota Peneliti (1)
Nama Lengkap : SARI WIJAYANTI M.Kom.
NIDN : 0617027701
Perguruan Tinggi : UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO

Institusi Mitra (jika ada)
Nama Institusi Mitra :
Alamat :
Penanggung Jawab :
Tahun Pelaksanaan : Tahun ke 2 dari rencana 2 tahun
Biaya Tahun Berjalan : Rp. 47.000.000,00
Biaya Keseluruhan : Rp. 99.013.110,00

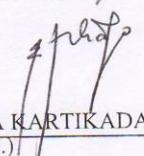
Mengetahui
Dekan Fakultas Ilmu Komputer



(Dwi Eko Waluyo)
NIP/NIK 0686.11.1992.019

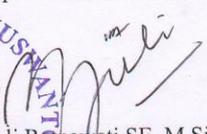


Semarang, 6 - 12 - 2013,
Ketua Peneliti,



(ETIKA KARTIKADARMA S.Kom,
M.Kom.)
NIP/NIK0686111998164

Menyetujui,
Kepala Pusat Penelitian



(Juli Rahawati, SE, M.Si)
NIP/NIK 0686.11.2000.193



RINGKASAN

Telah dibuat sistem olfaktori elektronik atau *electronic nose* (enose) sebagai instrumen elektronik handal dan cerdas untuk analisis kimia berdasarkan aroma. Tujuan jangka panjang dari penelitian ini adalah dapat diterapkannya instrumen enose yang dibangun pada industri dan bidang medis. Sementara target dari penelitian ini adalah terkait dengan kemampuan dan kemandirian tim peneliti di Universitas Dian Nuswantoro dalam membuat komponen enose dengan bahan dan performa berkualitas tinggi untuk menekan harga yang seharusnya diimpor seperti pompa mikro dan komponen elektromekanik.

Motivasi dilakukannya penelitian adalah untuk menyediakan instrumen kendali mutu dengan kemampuan sangat memadai, harga terjangkau dan dapat diterapkan pada industri kecil (UKM) sehingga meningkatkan daya saing produknya. Diharapkan bahwa enose ini dapat digunakan sebagai salah satu instrumen uji mutu sesuai Standar Nasional Indonesia. Enose saat ini merupakan penyempurnaan dari generasi sebelumnya yang mencakup bagian larik sensor (terdiri atas larik berbagai macam sensor gas oksida logam (*metal-oxide*)), sistem penanganan aroma (*odor handling* dan *delivery system*), *mikroSD*, sistem ekstraksi ciri, sistem pengenalan pola dan sistem klasifikasi. Dengan semakin banyaknya sensor yang dipakai dalam enose, maka pembentukan pola akan semakin presisi sehingga diharapkan performa sistem pengenalan dan klasifikasi pola pada generasi ini juga semakin baik. Dari segi harga, enose akan sangat bersaing jika dibandingkan dengan enose komersial di pasar internasional

PRAKATA

Puji syukur kami panjatkan kehadirat Allah SWT, berkat rahmat dan hidayah-Nya, laporan kemajuan penelitian hibah bersaing yang berjudul Rancang Bangun *Portable Electronic Nose* sebagai Instrumen Uji Mutu Beras Aromatik dapat selesai sesuai dengan waktu yang telah direncanakan.

Selanjutnya dengan segala kerendahan hati, kami menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Kementerian Pendidikan Nasional, yang telah memberikan dana untuk penelitian hibah bersaing ini.
2. Dr. Ir. Edi Noersasongko, M.Kom, selaku Rektor Universitas Dian Nuswantoro (UDINUS) yang senantiasa memberikan dukungan demi kemajuan penelitian di lingkungan UDINUS.
3. Dr. Kuwat Triana (UGM) , selaku pembimbing yang senantiasa memberikan dorongan dan bimbingan selama tim peneliti menyelesaikan penelitian ini
4. Dr. Abdul Syukur dan segenap civitas di Fakultas Ilmu Komputer yang telah memberikan kesempatan untuk melakukan penelitian.

Semoga laporan penelitian ini dapat bermanfaat dan berguna bagi kemajuan penelitian di Indonesia.

Semarang, 09 Oktober 2013

Etika Kartikadarma, M.Kom

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
RINGKASAN	iii
PRAKATA	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR TABEL	vii
DAFTAR LAMPIRAN	vii
Bab 1 Pendahuluan	1
Bab 2 Tinjauan Pustaka	2
Bab 3 Tujuan dan Manfaat Penelitian	5
Bab 4 Metode Penelitian	6
Bab 5 Hasil Dan Pembahasan	10
Bab 6 Kesimpulan Dan Saran	30

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Teknik pemrosesan data multivariansi yang biasa diterapkan dalam enose (Gardner dan Yinon, 2004).	4
Gambar 2. Tahapan desain penelitian selama 2 tahun	7
Gambar 3. Tahap II penelitian yang telah dilakukan, yakni tahap kajian teoritis, komputasi dan modeling berdasarkan data Tahap I.	8
Gambar 4. Diagram Tulang Ikan Indikator Capaian Tahun 2	10
Gambar 5. Sinyal Keluaran Sensor Unrepeatable	11
Gambar 6. Sinyal Keluaran Sensor Repeatable dengan AWGN	12
Gambar 7. Sinyal Keluaran Sensor Repeatable tanpa AWGN	12
Gambar 8 Data sensor Rojo Lele dengan trafo 3A	17
Gambar 9 Data sensor Rojo Lele dengan trafo 5A	18
Gambar 10 Hasil PCA dari Mentik	20

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Beberapa algoritma pre-processing berbeda telah digunakan untuk membangun parameter statis x_{ij} ; frekuensi (f), resistansi (R), konduktansi (G), sinyal (s), baseline (0), sensor (i), odour (j) (Gardner dan Yinon, 2004).	2
Tabel 2. Tahapan Rencana Kegiatan Penelitian Yang Dilakukan (Juni – Oktober 2013)	13
Tabel 3. Jadwal Kinerja Penelitian.	13
Tabel 4. Proses Pelaksanaan Penelitian	14

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran penggunaan dana	33
Lampiran Draft Paper	34

BAB 1

PENDAHULUAN

Salah satu kekayaan alam Indonesia adalah keanekaragaman tanaman tropika. Padi aromatik merupakan bagian kecil yang istimewa dari kelompok padi karena memiliki mutu beras yang baik. Beras-beras aromatik berbeda dari beras-beras biasa dalam hal kualitas sensori aromanya, perbedaannya yaitu aroma wangi dan karakteristik kualitas beras (Singh *et al.*, 2000). Beras aromatik sangat disukai oleh konsumen karena aromanya yang wangi dan tekstur nasi yang pulen. Tetapi mempunyai harga yang cukup tinggi.

Persyaratan kualitatif mutu beras yang ditentukan oleh Bulog secara subjektif yang meliputi aroma, suhu, hama penyakit dan bahan kimia. Persyaratan tersebut tidak dapat ditentukan dalam satu stuan, tetapi dinyatakan dengan membandingkan terhadap contoh. Aroma beras yang tidak disenangi adalah bau apek dan bau alkoholik. Aroma apek terutama disebabkan oleh hasil fermentasi gula (Haryadi, 2006).

Laboratorium Flavor Balai Besar Penelitian Tanaman Padi (BB Padi) selama ini dijadikan pusat penelitian padi sebagai tempat menganalisis *flavor* (aroma) dan sensori (organoleptik) beras serta komoditas pertanian lainnya. Pengujian aroma yang dilakukan melalui Laboratorium Flavor BB Padi selain membutuhkan waktu yang lama dan harga yang tidak murah tentunya.

Harapan baru sebagai alternative sebagai instrument uji bahan baku yang cepat namun cukup akurat adalah *electronic nose* (selanjutnya disingkat enose) (D'Amico dkk., 2008). Dengan enose, mutu beras dapat diuji berdasarkan aromanya. Cara kerja enose sebenarnya menirukan cara kerja *human panel sistem* menggunakan indera penciuman manusia yang terlatih atau *expert*. Bagian utama dari enose terdiri dari larik sensor gas, sistem akuisisi data dan sistem pengenalan pola.

Sebagai gambaran, aplikasi dari enose sangat luas mencakup bidang medis (Baby dkk, 2008; D'Imporzano dkk, 2008), dapat juga untuk pengamatan secara *real time* proses pemasakan tomat berdasarkan aroma tomat juga berhasil diterapkan oleh Gomez (2008). Begitu potensialnya aplikasi enose, maka penelitian ini adalah sangat urgen dan penting untuk dilakukan di Indonesia.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Pada tahun 2003 sedikitnya ada 17 perusahaan besar yang memproduksi dan memasarkan enose di seluruh dunia (Gardner dan Yinon, 2004). D'Amico dkk (2008) dalam makalah reviewnya mengemukakan aplikasi sistem olfaktori dalam bidang medis. Dalam uraiannya, enose cenderung berfungsi sebagai diagnosis dini beberapa penyakit seperti kanker paru-paru dan *melanoma*. Hal ini senada dengan hasil kajian Chan dkk (2008), yakni aplikasi enose untuk deteksi dini kanker paru-paru. Prinsip kerja dari enose dalam hal ini adalah pada analisis pernafasan pasien (*exhaled breath analysis*).

Tabel 1. Beberapa algoritma pre-processing berbeda telah digunakan untuk membangun parameter statis x_{ij} ; frekuensi (f), resistansi (R), konduktansi (G), sinyal (s), baseline (0), sensor (i), odour (j) (Gardner dan Yinon, 2004).

Method	Generalised formulae	Sensor type	Specific formulae
Difference	$x_{ij} = (y_s - y_0)$	SAW	$x_{ij} = (f_s - f_0)$
Difference	$x_{ij} = (y_s - y_0)$	BAW	$x_{ij} = (f_s - f_0)$
Difference	$x_{ij} = (y_s - y_0)$	Metal oxide resistor	$x_{ij} = (R_s - R_0)$
Difference	$x_{ij} = (y_s - y_0)$	Metal oxide resistor	$x_{ij} = (G_s - G_0)$
Relative	$x_{ij} = y_s/y_0$	Metal oxide resistor	$x_{ij} = R_s/R_0$
Relative	$x_{ij} = y_s/y_0$	Polymer resistor	$x_{ij} = R_s/R_0$
Fractional change	$x_{ij} = (y_s - y_0)/y_0$	Polymer resistor	$x_{ij} = (R_s - R_0)/R_0$
Fractional change	$x_{ij} = (y_s - y_0)/y_0$	Metal oxide resistor	$x_{ij} = (G_s - G_0)/G_0$
Log parameter	$x_{ij} = \ln(y_s/y_0)$	Metal oxide resistor	$x_{ij} = \ln(R_s/R_0)$

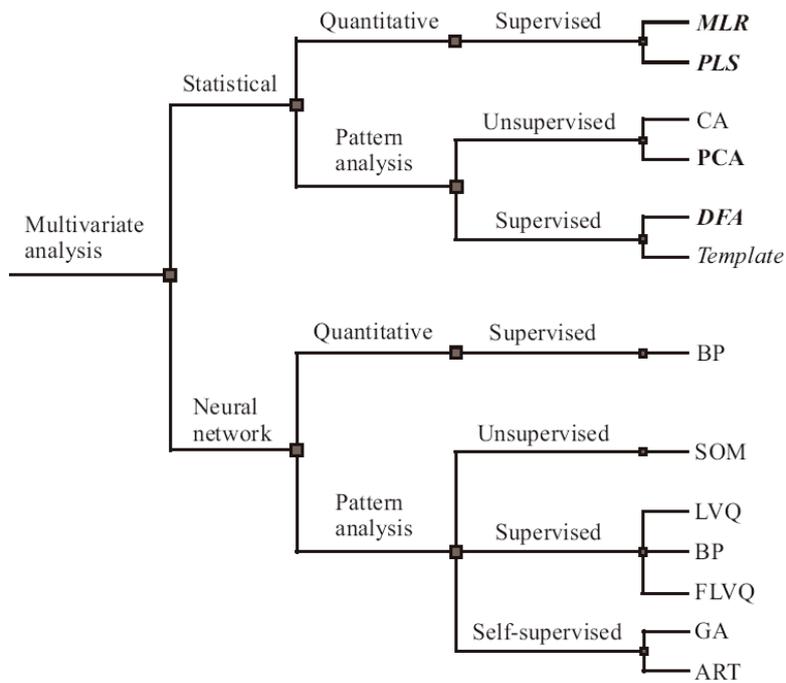
Enose dapat juga membedakan antara sel tumor *in vitro*, yang berarti berpotensi untuk tes skrining kanker. Dalam hal ini sel tumor dapat diidentifikasi satu sama lain yang meliputi *adenocarcinoma*, *squamous cell carcinoma*, dan *mesothelioma*, serta dari *normal fibroblast* dan *smooth muscle cells* (Gendron dkk, 2007). Masih dengan aplikasi dalam bidang medis, Barnabei dkk (2008) juga telah melakukan kajian awal atas kemungkinan diagnosis *urinary tract cancer* dengan enose. Satu lagi contoh aplikasi enose dalam bidang medis adalah untuk mendeteksi *mycobacterium tuberculosis* atau TB secara *in vitro* dan *in situ*. Dari hasil kajian tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa enose sangat layak dan meyakinkan untuk mendeteksi TB secara cepat, akurat dan cepat (Pavlon dkk, 2008). Di sisi lain, tim peneliti telah melakukan percobaan awal deteksi TB dari 100 sampel sputum menggunakan enose

generasi paling sederhana dengan dana Program Kreativitas Mahasiswa (PKMT-DIKTI 2007), dengan hasil identifikasi mencapai 87%. Dengan demikian, jika sistem dalam enose generasi ketiga ini disempurnakan seperti yang diuraikan sebelumnya, maka kemampuan enose untuk identifikasi TB seharusnya dapat mencapai lebih dari 98%.

Dalam bidang lingkungan, enose telah dimanfaatkan untuk mendeteksi pencemaran tanah melalui deteksi aroma yang keluar dari tanah. Karakteristik aroma oleh enose ini kemudian dibandingkan dengan analisis kimia. Dari hasil perbandingan ini akhirnya dapat ditentukan komposisi kimiawi yang dikandung dalam tanah menggunakan enose secara memadai (Capelli dkk, 2008). Enose juga pernah sukses diterapkan untuk mendeteksi gas toksis dan gas mudah meledak seperti di- and trinitrotoluene (DNT, TNT), nitroglycerine (NG) dan plastic explosives seperti RDX dengan massa atom berbeda (Gardner dan Yinon, 2004). Aplikasi enose bidang lingkungan juga ditunjukkan oleh Siripatrawan (2008) yakni untuk mengidentifikasi keberadaan bakteri e.coli dan salmonella dalam sampel cair.

Dalam industri makanan, enose juga telah sukses diterapkan dalam industri roti, yakni untuk mendeteksi aroma roti pada saat proses fabrikasi. Dengan teknik ini maka fungsi enose berfungsi sebagai sistem kendali mutu produk roti (Ponzoni dkk, 2008). Selain itu enose juga sukses diterapkan oleh Barbri dkk (2008) untuk asesmen produk perikanan, khususnya ikan sardin yang disimpan dalam suhu 4°C secara waktu nyata (*real time*). Di sisi lain, pengamatan secara *real time* proses pemasakan tomat berdasarkan aroma tomat juga berhasil diterapkan oleh Gomez (2008).

Keberhasilan aplikasi enose yang telah diuraikan di atas tidak bisa lepas dari pra-pemrosesan (*pre-processing*) seperti dirangkum dalam Tabel 1. Selain bagian sistem penanganan aroma (*aroma handling dan delivery system*), *pre-processing* mutlak ditambahkan dalam enose. Penentuan metode *pre-processing* yang dipilih sangat erat hubungannya dengan karakteristik data hasil deteksi larik sensor yang digunakan.



Gambar 1. Teknik pemrosesan data multivariasi yang biasa diterapkan dalam enose (Gardner dan Yinon, 2004).

Penyempurnaan sistem pengenalan pola yang umum dilakukan dalam enose komersial dilukiskan dalam Gambar 1. Dari sekian banyak teknik pemrosesan data multivariasi yang dipakai dan paling sederhana adalah teknik propagasi balik atau *back-propagation* (BP) (Gardner dan Yinon, 2004).

BAB 3

TUJUAN DAN MANFAAT PENELITIAN TAHUN KE 2

Dengan memperhatikan adanya masalah dalam uji mutu beras aromatik dan potensi enose sebagai instrument uji mutu, maka tujuan dari penelitian ini adalah untuk membangun enose yang *portable* sebagai instrument uji mutu beras aromatik, yang selanjutnya dapat dirinci sebagai berikut:

1. Merancang, membuat dan menguji unjuk kerja sistem larik sensor gas dan akuisisi datanya. Penyempurnaan media penyimpan mikrokontroler dengan penambahan mikroSD (tahun pertama).
2. Merancang, mengimplementasikan dan menguji sistem pengenalan pola pada enose berbasis jaringan syaraf tiruan terhadap sampel beras aromatik (tahun kedua).

Tujuan khusus penelitian:

Penelitian ini bertujuan untuk menyempurnakan penelitian sebelumnya dengan spesifikasi sebagai berikut :

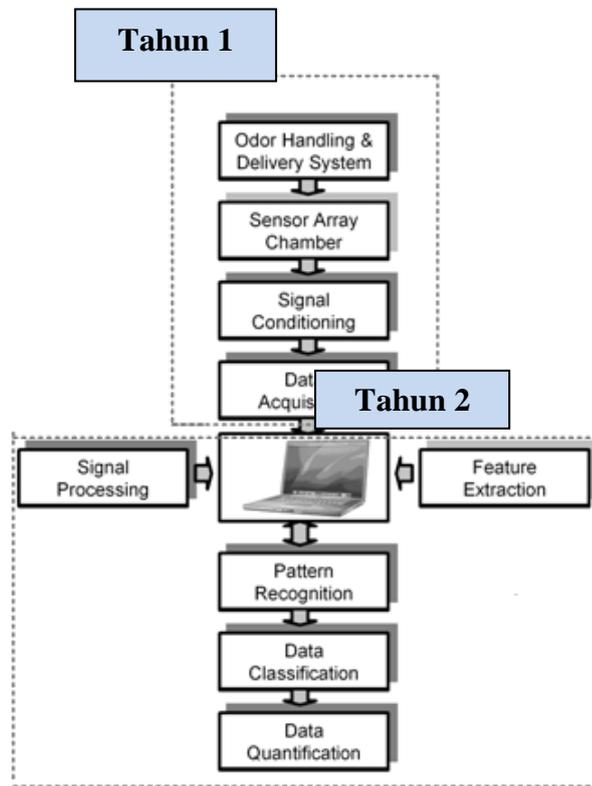
- [a]. penyempurnaan media penyimpan pada mikrokontroler yang ditambahkan dengan mikroSD agar media penyimpan menjadi lebih besar
- [b]. disain dan pembuatan sistem signal conditioning dan data acquisition
- [c]. penyempurnaan sistem ekstraksi ciri dan pengolahan sinyal
- [d]. penyempurnaan sistem pengenalan pola berbasis JST
- [e]. penyempurnaan sistem klasifikasi berbasis PCA
- [f]. instalasi seluruh bagian dan pengujian kinerja enose terhadap aroma beras aromatik

BAB 4

METODE PENELITIAN

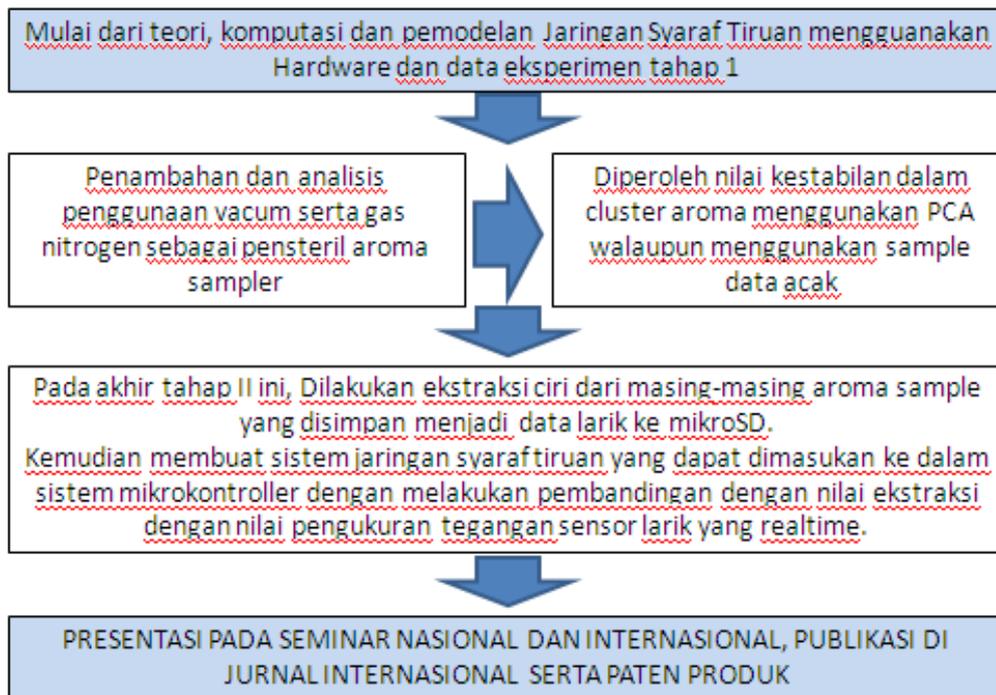
4.1 . Desain Penelitian

Sesuai dengan masalah yang akan dipecahkan, maka desain penelitian yang akan dikaji dibagi dalam 2 tahap (2 tahun) seperti dilukiskan dalam Gambar 3. Uraian lengkap setiap tahap dan hasil-hasil dijabarkan dalam Gambar 4 dan 5. Pada tahap I telah dilakukan rancang bangun hardware enose portable. Portable enose ini sudah mampu melakukan karakterisasi aroma, menggunakan tegangan keluaran dari masing-masing larik sensor. Hingga selesainya tahap 1 ini, seluruh hardware sudah mencapai nilai stabil dalam pengukuran tegangan keluaran sensor, dari 6 sensor yang digunakan hanya ada 1 sensor yaitu TGS825 yang mempunyai keluaran yang tidak stabil. Uji kestabilan sensor dilakukan dengan menggunakan analisis PCA (Principal Component Analysis) 1 dimensi. Dengan menggunakan PCA 2 dimensi, portable enose telah dapat melakukan pengelompokan aroma, jika pengukurannya dilakukan secara berurutan. Namun enose belum dapat melakukan pengelompokan aroma terutama pada aroma kunyit, bawang putih dan kayu manis, pada pengukuran aroma yang acak. Beberapa peruntan error dilakukan dengan menggunakan diagram tulang ikan, baru kemudian tiap-tiap cabangnya dianalisis dengan menggunakan metode analisis regresi. Regresi polinomial menunjukkan tingkat korelasi (R^2) yang tinggi dibandingkan dengan regresi kuadrat kecil yang lain, seperti regresi linier, eksponensial, kuadratik dan logaritmik. Dari peruntan error tersebut, dihasilkan keputusan penggunaan vacuum dan analisis penggunaan sensor. Hal ini akan dijadikan sebagai umpan balik bagi penelitian tahap ke-2.



Gambar 2. Tahapan desain penelitian selama 2 tahun

Pada tahap I, penelitian difokuskan pada perancangan perangkat keras sistem dimulai dari sinkronisasi desain sistem kendali pusat dengan desain sistem sirkuit elektronik yang telah disiapkan pada tahap sebelumnya. Selain itu komponen-komponen alat lainnya seperti larik sensor rasa, sistem supply energi dan MikroSD juga dirangkai dalam sistem ini. Karena kerumitannya maka diusahakan sistem sirkuit elektronik dibuat di atas PCB. Stabilitas sensor larik ditunjukkan setelah catudaya dihidupkan selama 10 menit. Setelah 10 menit, portable enose baru dapat digunakan dan dapat melakukan pengujian dengan sempurna. Seluruh penelitian tahap I telah dilakukan, maka selanjutnya data-data hasil penelitian tahap tersebut dijadikan sebagai obyek kajian untuk penelitian tahap II.



Gambar 3. Tahap II penelitian yang telah dilakukan, yakni tahap kajian teoritis, komputasi dan modeling berdasarkan data Tahap I.

Pada tahap II, dilakukan pembuatan perangkat lunak atau *software* untuk otomatisasi dan sistem pengenalan pola berbasis jaringan syaraf tiruan propagasi balik (BP) yang dikombinasikan dengan FLVQ serta sistem klastering data berbasis *principle component analysis* (PCA) (Wall dkk, 2003). (Gambar 4).

4.2 . Pengujian Sistem

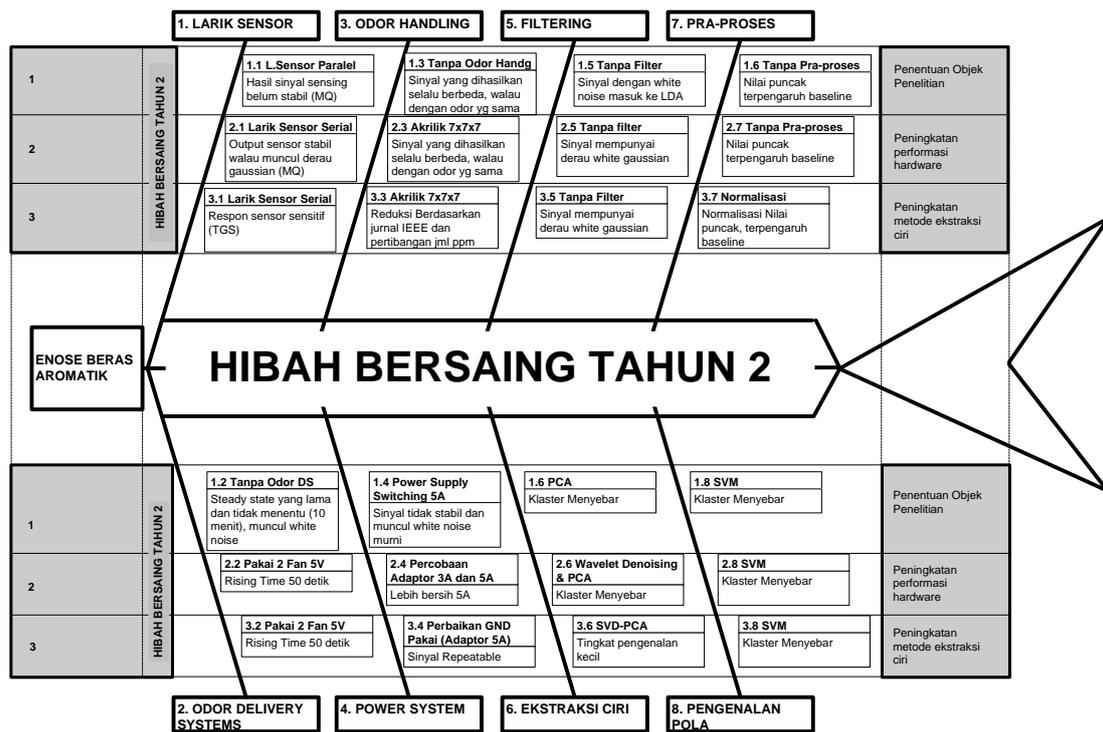
Pengujian sistem terdiri dari otomatisasi pengkondisi larik sensor rasa, pengkondisi sinyal, serta bagian akuisisi data juga diuji menggunakan data riil hasil pengukuran masing-masing sensor gas secara menggunakan sistem data . Sistem dianggap bekerja dengan baik jika output dari larik sensor gas yang berupa perubahan tegangan bisa diolah oleh rangkaian pengkondisi sinyal. Selanjutnya, data output dari pengkondisi sinyal ditangkap oleh sistem akuisisi data secara otomatis. Dalam sistem akuisisi data ini terdapat mikrokontroler yang terhubung dengan bagian MikroSD. Berikutnya, Data larik dari sistem akuisisi data yang tersimpan dalam mikroSD selanjutnya pada tahap ke 2 dibandingkan dengan hasil keluaran sensor larik yang real time, menggunakan metode jaringan syaraf tiruan pada mikrokontroller sebagai sistem kendali pusat dan pengenalan pola. Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan 2 metode yaitu PCA yang digunakan untuk mengetahui sistem klasterisasi aroma dan stabilitas tiap sensor, serta metode regresi polinomial yang

digunakan untuk mengetahui korelasi antar sistem dan peruntukan error dari perangkat keras yang telah terbangun.

BAB 5

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Indikator capaian pada tahun pertama dilakukan ujicoba performansi hardware terhadap enose. Hasil evaluasi terhadap ujicoba ini kemudian diperbaiki untuk kemudian dijadikan sebagai bahan evaluasi tingkat pengenalan untuk tahun ke dua. Setelah melalui tahap evaluasi, kemudian dilakukan pembuatan laporan dan publikasi. Gambar 1, merupakan pemetaan tingkat capaian dari penelitian hibah bersaing tahun kedua.



Gambar4. Diagram Tulang Ikan Indikator Capaian Tahun 2

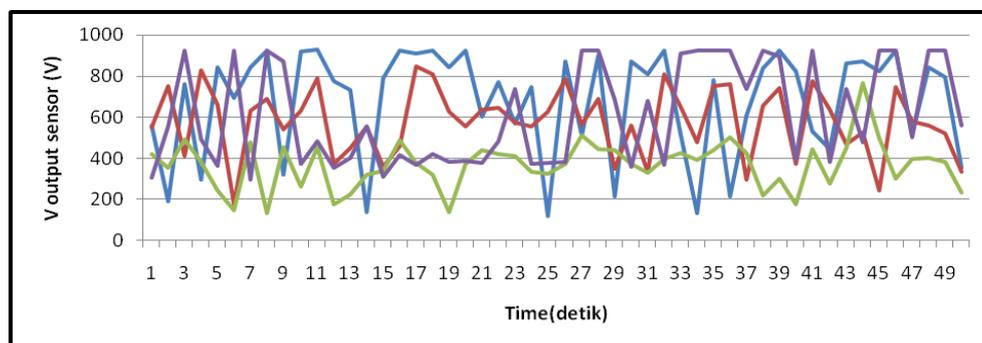
Dari hasil tahun pertama tersebut, terdapat beberapa kelemahan pada bagian hardware, diantaranya adalah masalah sensitifitas sensor dan keluaran sensor yang masih berderau AWGN (*Analog White Gaussian Noise*). Sedangkan pada sisi software, ternyata sinyal ber-AWGN mempengaruhi tingkat pengenalan sistem. Kesulitan terjadi pada saat menentukan baseline dari sinyal yang ber-AWGN. Dari penelitian kecil yang kami lakukan, ternyata terdapat perbedaan lokasi yang signifikan pada pemetaan titik klaster metode PCA, antara sinyal yang baselinenya sama dengan sinyal yang beda baseline. Jika pada tahun 1, nilai akurasi dari tingkat pengenalannya masih kecil, yaitu 84% pada sinyal pembelajaran, maka pada tahun ke-2 ini, telah ditemukan letak kesalahan sistem yang membuat kecilnya tingkat pengenalan

sistem pengenalan mutu beras. Hal ini kemungkinan akibat dari sistem pengenalan polanya, yang masih menggunakan metode SVM (*Support Vector Machines*).

Pada tahun ke-2, penelitian difokuskan untuk meningkatkan performansi sistem dengan melakukan pendekatan dari sisi perbaikan sensitivitas sensor dan penanganan noise, serta normalisasi baseline dan metode pengenalan pola yang berbeda, hingga mendapatkan tingkat pengenalan pola yang lebih besar. Pada tahun ke-2, sensor yang dipakai masih menggunakan 4 sensor, namun menggunakan sensor yang berbeda dengan sensor pada tahun 1, hal ini karena sensor MQ, walaupun sensitifitasnya bagus, namun umur hidup sensor sangat pendek, sehingga sulit untuk mendapatkan reliabilitas sensor dalam waktu yang berbeda. Permasalahannya adalah, untuk setiap pengambilan data pada waktu yang berbeda, baseline sensor selalu mengalami perubahan. Sedangkan pada sensor TGS, walaupun sensitifitas sensor masih kurang, namun TGS mempunyai nilai hidup yang lebih lama dibandingkan dengan sensor MQ, sehingga lebih mudah mencari tingkat reliabilitas sensor, karena baselinenya relatif stabil.

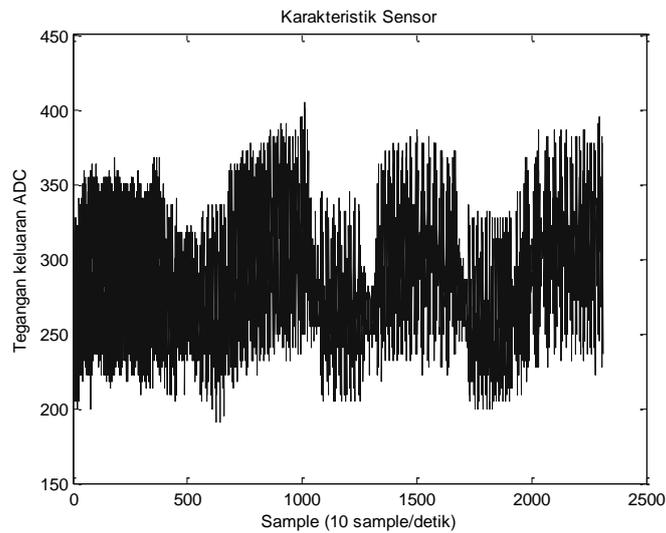
5.1 Persiapan

Dalam tahapan persiapan, penelitian ini mempunyai kendala yaitu board power supply yang telah dirancang, ternyata mempunyai tegangan keluaran dibawah yang diharapkan, yaitu lebih kecil dari 5V dan total konsumsi kuat arus-nya masih lebih kecil daripada arus yang dihasilkan catu daya.

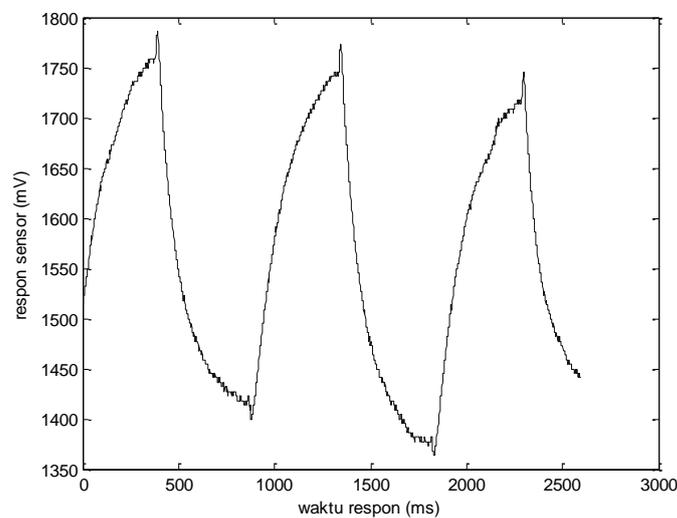


Gambar 5. Sinyal Keluaran Sensor Unrepeatable

Gambar 1 memperlihatkan sinyal keluaran sensor dari board power supply yang kekurangan arus. Pada gambar tersebut, terlihat bahwa sinyal keluaran sensor masih belum repeatable. Perancangan catu daya kemudian diarahkan untuk penyediaan konsumsi arus dan pembuatan multi powersupply. Tegangan keluaran dari sensor dengan multi powersupply menghasilkan sinyal dengan AWGN yang besar. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 6. Sinyal Keluaran Sensor Repeatable dengan AWGN



Gambar 7. Sinyal Keluaran Sensor Repeatable tanpa AWGN

Pada Gambar 3, terlihat bahwa tegangan keluaran sensor, masih mengandung derau AWGN yang besar. Berikutnya, penelitian menggunakan power supply dengan arus 5A. Gambar 4, memperlihatkan bahwa tegangan keluaran sensor sudah stabil, sehingga layak untuk diteliti lebih lanjut.

Kendala yang lain adalah masalah stabilitas keluaran sensor. Stabilitas keluaran sensor didasarkan pada setting nilai R_s dari masing-masing sensor. Karena nilai R_s dari masing-masing sensor belum dapat ditentukan, sehingga pencarian nilai R_s sementara masih menggunakan variable resistor. Dari ke-4 data tersebut sudah bisa didapatkan data skunder untuk menganalisa dan untuk cek validasi dengan model teoretik dan komputasi yang telah dibangun yaitu menggunakan Principal Component Analysis (PCA). Mengingat kendala tersebut, fokus penelitian ini dari bulan Juni sampai Agustus adalah memperbaiki

semua peranti baik *software* maupun *hardware*, merumuskan secara teoretik, membuat pemodelan komputasi dan cek validasi dan repeatabilitas model yang dibuat dengan menggunakan data skunder. Adapun tahapan kegiatan baru yang telah dilakukan, secara jelas disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 2. Tahapan Rencana Kegiatan Penelitian Yang Dilakukan (Juni – Oktober 2013)

NO	KEGIATAN	BULAN KE									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	Penggantian dan pengadaan bahan bahan penelitian tahun 2	■	■	■							
2	Instalasi perangkat keras dan lunak untuk pemrograman JST		■	■							
3	Preparasi sampel masing-masing sebanyak 2 klasifikasi			■	■	■					
4	Pelatihan enose dengan 2 klasifikasi sampel serbuk bahan baku herbal				■	■					
5	Percobaan enose dengan metode klasifikasi yang berbeda					■	■				
6	Percobaan enose dengan memperhitungkan metode normalisasi baseline						■	■	■		
7	Perhitungan tingkat akurasi, spesifity dari data pembelajaran berdasarkan metode pengenalan pola yang berbeda-beda						■	■	■		
8	Pengujian dan peningkatan unjuk kerja perangkat keras enose dengan sampel beras aromatik							■	■	■	
9	Analisa hasil dan pembahasan								■	■	■
10	Pembuatan laporan akhir dan penyusunan draft publikasi ilmiah									■	■

Dengan munculnya kendala di atas, maka rencana kegiatan yang sebelumnya dirancang pada saat pembuatan proposal secara otomatis berubah sesuai dengan Tabel 1. Adapun jadwal realisasi penelitian beserta indikator kinerja secara jelas disajikan oleh Tabel 2.

Tabel 3. Jadwal Kinerja Penelitian.

Kegiatan	Waktu Pelaksanaan	Indikator Kinerja
Instalasi <i>software</i> , pengadaan literatur, dan bahan eksperimen dan perbaikan <i>hardware</i> enose	Juni	<ul style="list-style-type: none"> • Tercukupnya literature bermutu dan <i>up-to-date</i> • Terinstalnya sistem <i>software</i> • Peningkatan performasi <i>hardware</i> enose
Penelitian 1, (pembelajaran)	Juni – Juli	<ul style="list-style-type: none"> • Peningkatan sistem akuisisi data

Evaluasi penelitian 1	Juni – Juli	<ul style="list-style-type: none"> • Dihasilkannya keluaran sensor yang stabil • Nilai Akurasi tingkat pengenalan data pembelajaran masih kecil, yaitu 80%
Penelitian 2, (pembelajaran)	Juni – Juli	<ul style="list-style-type: none"> • Peningkatan sistem ekstraksi ciri
Evaluasi penelitian 2	Juni – Juli	<ul style="list-style-type: none"> • Nilai Akurasi tingkat pengenalan data pembelajaran masih kecil, yaitu 90%
Penelitian 3, (pembelajaran)	Juli – september	<ul style="list-style-type: none"> • Peningkatan sistem pengenalan pola
Evaluasi penelitian 3	Juli – September	<ul style="list-style-type: none"> • Nilai Akurasi tingkat pengenalan data pembelajaran masih kecil, yaitu 100%
Pengujian Sistem		<ul style="list-style-type: none"> • Nilai akurasi pengujian 93%
publikasi ilmiah dan pembuatan laporan	September – November	<ul style="list-style-type: none"> • Manuskrip publikasi jurnal ilmiah nasional terakreditasi • Makalah seminar (oral dan poster)

KETERANGAN KHUSUS

1. Pelaksanaan Penelitian

Sebagai usaha untuk peningkatan performansi sistem, dibutuhkan beberapa percobaan hingga mendapatkan nilai akurasi dari tingkat pengenalan data pembelajaran hingga mencapai 100%. Untuk mendapatkan nilai akurasi tingkat pembelajaran yang tinggi, maka dibutuhkan evaluasi pada sistem akuisisi data, sistem ekstraksi ciri dan sistem pengenalan pola yang digunakan. Variasi metode yang digunakan pada penelitian tahun kedua ini adalah menggunakan metode ekstraksi ciri LDA, PCA dan wavelet Harr, sedangkan pada normalisasi menggunakan normalisasi amplitude dan normalisasi baseline serta untuk pengenalan pola menggunakan metode SVM dan FCM. Proses pelaksanaan penelitian yang telah dilakukan secara jelas disajikan pada Tabel 3.

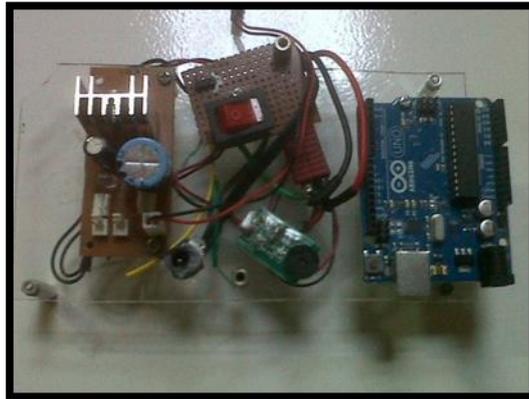
Tabel 4. Proses Pelaksanaan Penelitian

No.	Rencana Kegiatan	Jadwal Kerja TA 2013/ Bulan					
		1	2	3	4	5	6
1	Persiapan dan pengadaan bahan-bahan penelitian, pengadaan literatur dan bahan eksperimen.						
2	Perancangan dan pembuatan modul elektronik larik 4 sensor (menggunakan TGS)						

3	Perancangan dan pembuatan modul akuisisi data elektronik mikrokontrol dan mikro SD.						
4	Kalibrasi dan karakterisasi sensor-sensor gas						
5	Instalasi sensor-sensor gas pada modul larik sensor						
6	Sinkronisasi dan instalasi sistem larik sensor gas dan sistem akuisisi data menjadi perangkat keras enose						
7	Pemrograman mikrokontroler berbasis arduino script untuk mengendalikan perangkat keras enose						
8	Pengujian dan peningkatan unjuk kerja perangkat keras enose						
9	Pemodelan komputasi pengenalan pola menggunakan LDA berbasis Matlab.						
10	Perbaikan powersupply dari hardware						
11	Analisis keluaran sistem dengan menggunakan metode statistic						
12	Cek akurasi penelitian 1						
13	Penelitian 2, menggunakan metode ekstraksi cirri PCA						
14	Analisis keluaran sistem dengan menggunakan metode SVM						
15	Penelitian 2, menggunakan metode ekstraksi cirri PCA dan pengenalan pola FCM						
16	Analisis keluaran sistem dengan menggunakan metode FCM						
17	Pengujian sistem						
18	Pengiriman draf jurnal, seminar, buku ajar dan paten.						

5.2 Hasil-hasil yang telah dicapai:

1. Foto hardware dan casing :



Board mikrokontrol



Board power supply



Board mikro SD



Board fan dan array sensor



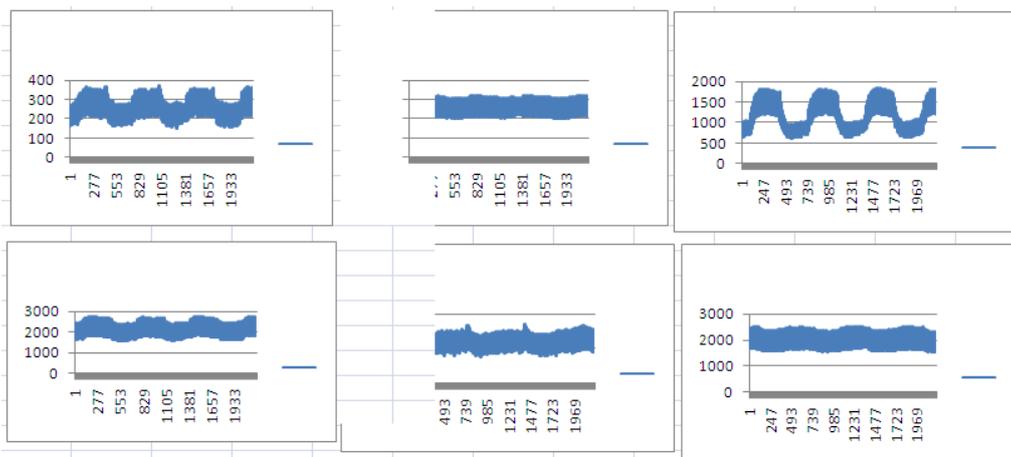
Board cashing

Sebenarnya, tanpa menggunakan box merahpun bisa masuk semua, tapi karena alasan pengembangan, saya sesuaikan dengan arduino Mega, sehingga jaringan syaraf tiruannya bisa saya embed langsung di mikro. Kalau saat ini, waktunya tidak mencukupi, akan saya coba kerjakan setelah monev.

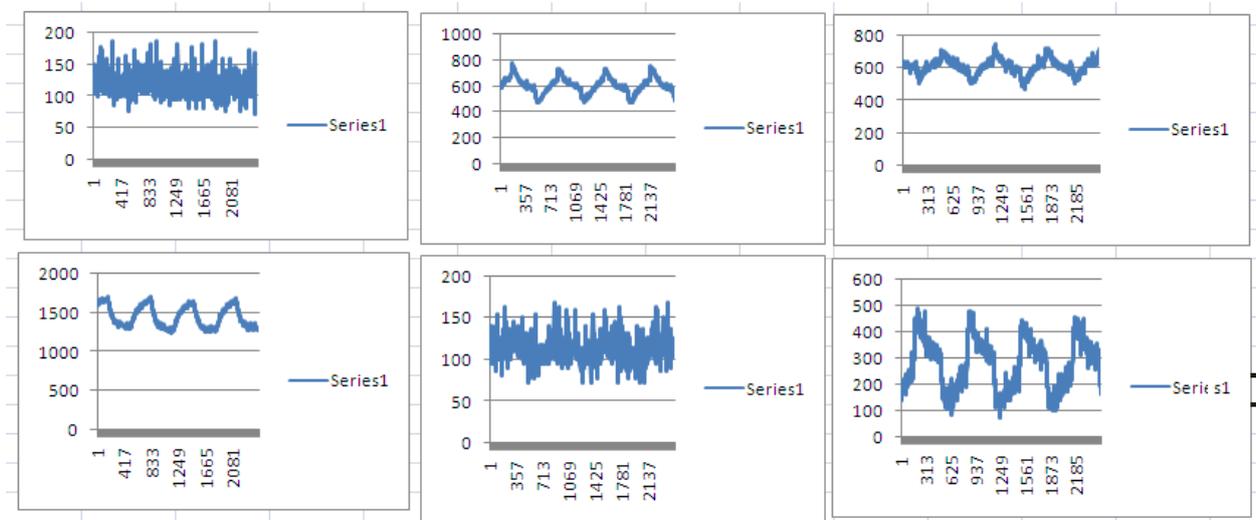
2. Pengambilan data sensor

Berikut adalah keluaran sensor untuk sample beras

Percobaan 1

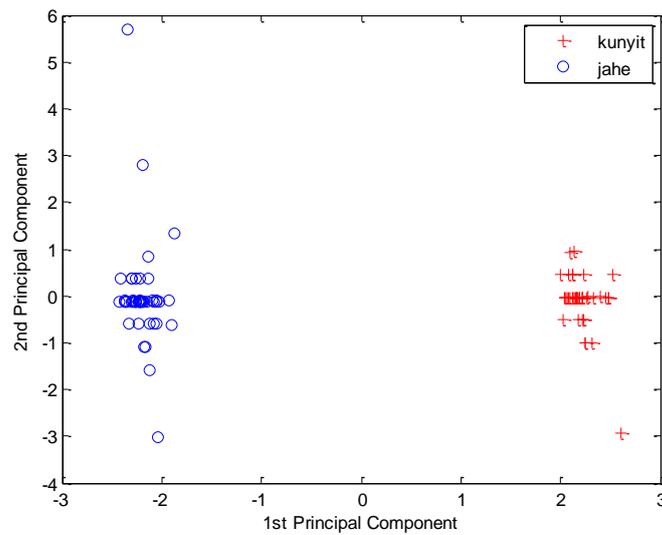


Gambar 8 Data sensor Rojo Lele dengan trafo 3A

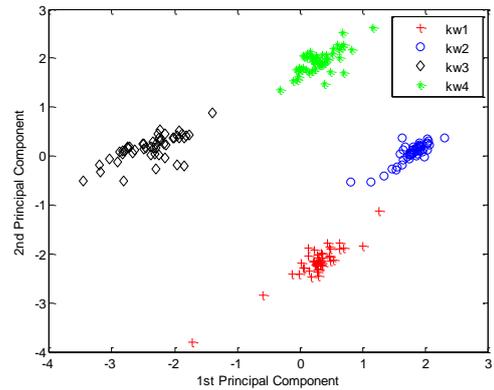
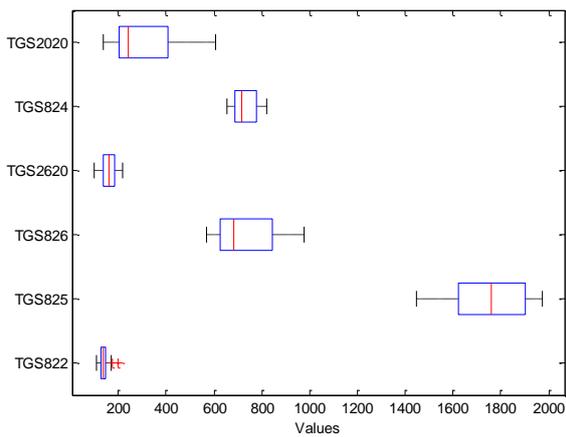
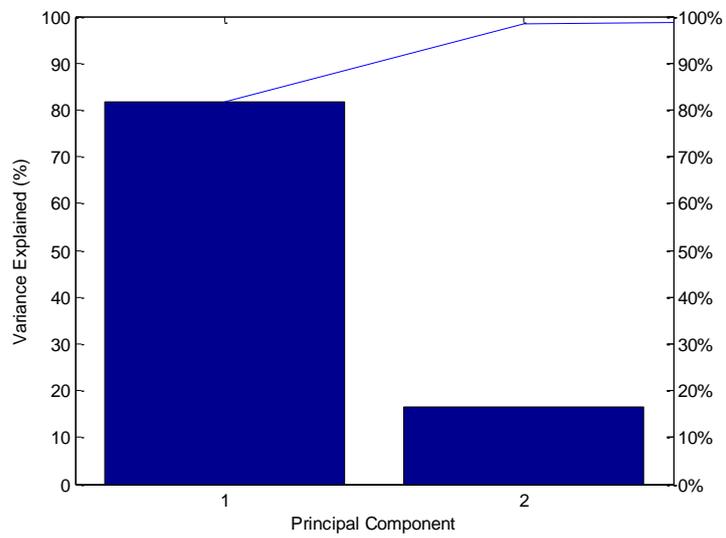
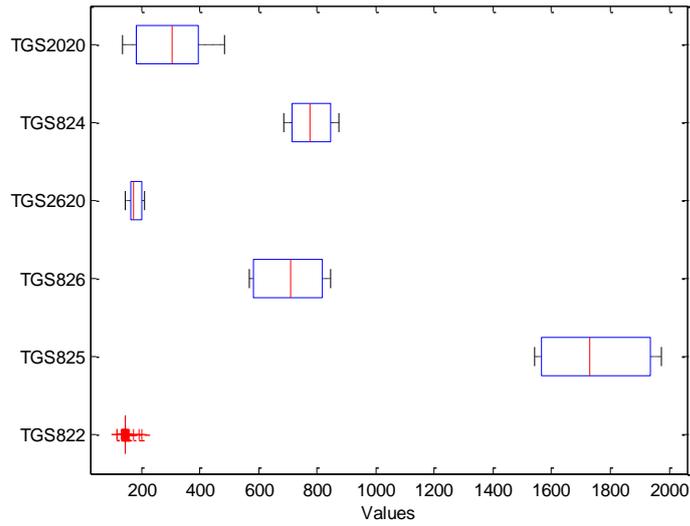


Gambar 9 Data sensor Rojo Lele dengan trafo 5A

Berikut adalah data asli yang tidak ada deleting sedikitpun. Hasil PCA dari klasifikasi bahan rojo lele dan mentik dengan trafo 5A adalah

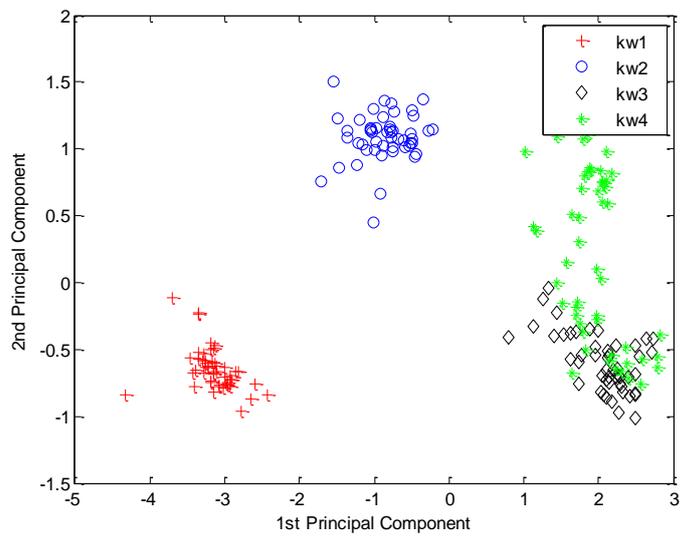
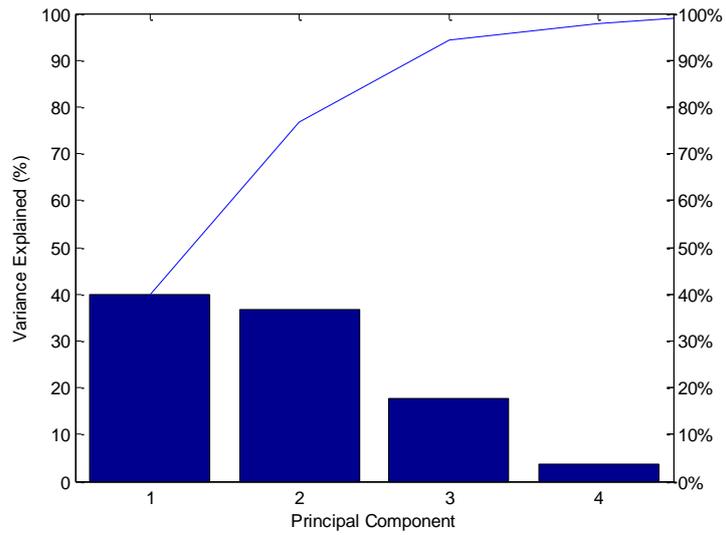


Dimana merah=rojo Lele dan biru=mentik .



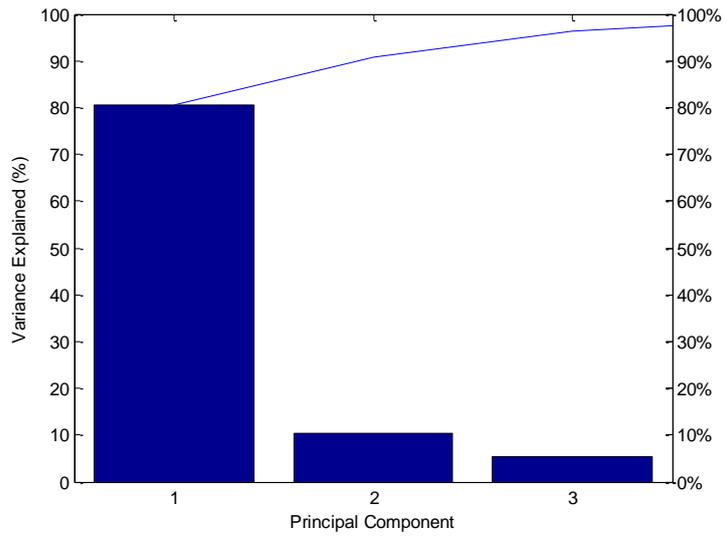
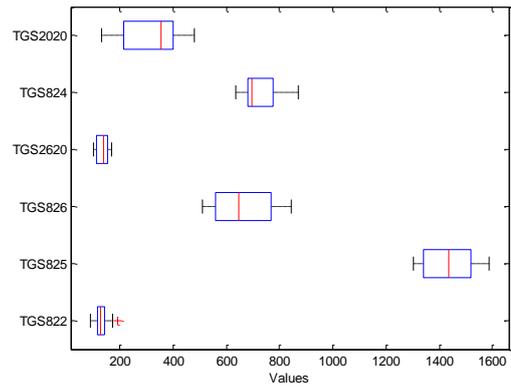
Dimana yang merah=kw1, biru=kw2, hitam=kw3 dan hijau=kw4.

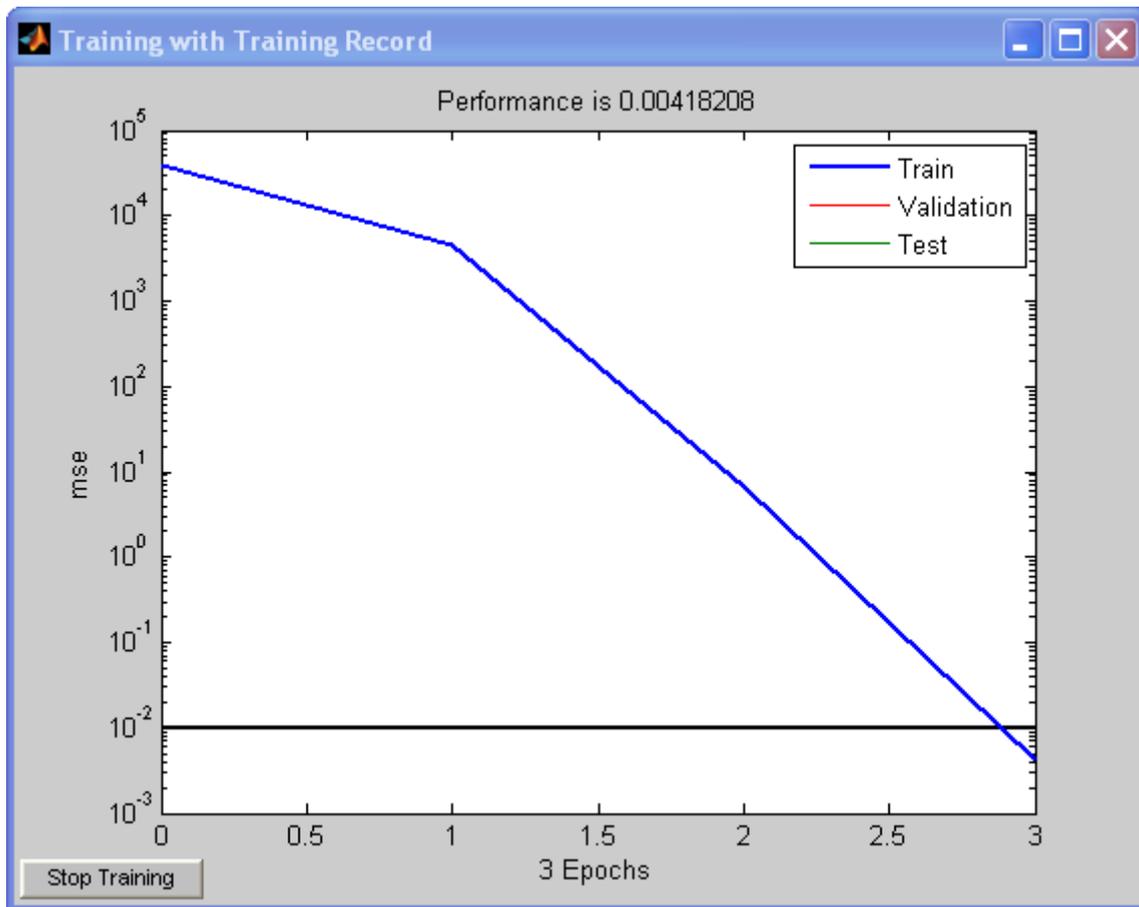
Gambar 9 Hasil PCA dari Rojo Lele



Dimana yang merah=kw1, biru=kw2, hitam=kw3 dan hijau=kw4.

Gambar 10 Hasil PCA dari Mentik





net =

Neural Network object:

architecture:

numInputs: 1
 numLayers: 2
 biasConnect: [1; 1]
 inputConnect: [1; 0]
 layerConnect: [0 0; 1 0]
 outputConnect: [0 1]
 targetConnect: [0 1]

numOutputs: 1 (read-only)
 numTargets: 1 (read-only)
 numInputDelays: 0 (read-only)
 numLayerDelays: 0 (read-only)

subobject structures:

inputs: {1x1 cell} of inputs

layers: {2x1 cell} of layers
outputs: {1x2 cell} containing 1 output
targets: {1x2 cell} containing 1 target
biases: {2x1 cell} containing 2 biases
inputWeights: {2x1 cell} containing 1 input weight
layerWeights: {2x2 cell} containing 1 layer weight

functions:

adaptFcn: 'trains'
gradientFcn: 'calcjx'
initFcn: 'initlay'
performFcn: 'mse'
trainFcn: 'trainlm'

parameters:

adaptParam: .passes
gradientParam: (none)
initParam: (none)
performParam: (none)
trainParam: .epochs, .goal, .max_fail, .mem_reduc,
.min_grad, .mu, .mu_dec, .mu_inc,
.mu_max, .show, .time

weight and bias values:

IW: {2x1 cell} containing 1 input weight matrix
LW: {2x2 cell} containing 1 layer weight matrix
b: {2x1 cell} containing 2 bias vectors

other:

userdata: (user information)

TRAINLM-calcjx, Epoch 0/8000, MSE 38944/0.01, Gradient 1.59126e+006/1e-010
TRAINLM-calcjx, Epoch 3/8000, MSE 0.00418208/0.01, Gradient 26.921/1e-010
TRAINLM, Performance goal met.

BobotAkhir_Input =

0.4003	0.0649	-0.7346	0.0679	-0.3601	0.3815
0.7888	1.2251	-0.7581	0.3429	-0.0807	-0.3911
0.0761	0.5208	-0.8222	-1.0955	-0.1823	0.2013
0.5863	0.7972	0.7720	0.2802	0.3390	-0.8980
0.6515	-0.7661	-0.8791	-0.7650	0.5047	0.9500
0.4186	-0.3068	0.5065	0.5738	1.0083	0.5998

0.2062 -0.0947 0.0807 -0.5692 -0.7008 -0.8102
0.5015 0.3089 -0.5516 -0.5076 0.1851 0.6078

BobotAkhir_Bias_Input =

-1.8062
0.7692
-2.3886
-0.6199
0.3950
-1.4895
0.6573
2.2855

BobotAhir_Lapisan1 =

-1.0394 0.1255 -1.6124 0.0816 0.4139 -1.4796 -0.4121 1.6493

BobotAkhir_Bias_Lapisan1 =

0.8134

y =

Columns 1 through 12

0.9631 0.9712 0.9982 0.9855 0.9579 0.9794 1.0260 0.9697 0.9789 0.8893 0.9630
0.9721

Columns 13 through 24

0.9985 1.0511 0.9978 0.9977 0.9297 1.0056 1.0443 1.0122 1.0176 1.0121 0.9653
0.9657

Columns 25 through 36

1.0493 1.0829 1.1522 1.0748 1.8691 2.0310 1.9794 2.0566 1.8964 1.9587 1.8516
1.9745

Columns 37 through 48

1.9589 1.8934 1.9492 1.9244 1.9585 2.0739 1.9991 2.0400 2.0121 1.9826 2.0010
2.0639

Columns 49 through 60

2.1140 2.1114 2.0477 2.1048 2.0670 2.0793 2.0940 2.0951 2.9552 2.9265 2.8577
2.8978

Columns 61 through 72

2.9595 2.9030 2.9808 3.0391 3.0901 3.0662 3.0968 3.0716 3.0549 3.0361 3.1103
2.9727

Columns 73 through 84

2.9766 2.9717 3.0317 3.0030 2.9820 2.9288 3.0084 2.9887 2.9800 2.9612 2.9140
2.9087

Columns 1 through 12

0.9631 0.9712 0.9982 0.9855 0.9579 0.9794 1.0260 0.9697 0.9789 0.8893 0.9630
0.9721

Columns 13 through 24

0.9985 1.0511 0.9978 0.9977 0.9297 1.0056 1.0443 1.0122 1.0176 1.0121 0.9653
0.9657

Columns 25 through 36

1.0493 1.0829 1.1522 1.0748 1.8691 2.0310 1.9794 2.0566 1.8964 1.9587 1.8516
1.9745

Columns 37 through 48

1.9589 1.8934 1.9492 1.9244 1.9585 2.0739 1.9991 2.0400 2.0121 1.9826 2.0010
2.0639

Columns 49 through 60

2.1140 2.1114 2.0477 2.1048 2.0670 2.0793 2.0940 2.0951 2.9552 2.9265 2.8577
2.8978

Columns 61 through 72

2.9595 2.9030 2.9808 3.0391 3.0901 3.0662 3.0968 3.0716 3.0549 3.0361 3.1103
2.9727

Columns 73 through 84

2.9766 2.9717 3.0317 3.0030 2.9820 2.9288 3.0084 2.9887 2.9800 2.9612 2.9140
2.9087

Galat =

Columns 1 through 12

0.0369 0.0288 0.0018 0.0145 0.0421 0.0206 -0.0260 0.0303 0.0211 0.1107 0.0370
0.0279

Columns 13 through 24

0.0015 -0.0511 0.0022 0.0023 0.0703 -0.0056 -0.0443 -0.0122 -0.0176 -0.0121 0.0347
0.0343

Columns 25 through 36

-0.0493 -0.0829 -0.1522 -0.0748 0.1309 -0.0310 0.0206 -0.0566 0.1036 0.0413 0.1484
0.0255

Columns 37 through 48

0.0411 0.1066 0.0508 0.0756 0.0415 -0.0739 0.0009 -0.0400 -0.0121 0.0174 -0.0010 -
0.0639

Columns 49 through 60

-0.1140 -0.1114 -0.0477 -0.1048 -0.0670 -0.0793 -0.0940 -0.0951 0.0448 0.0735 0.1423
0.1022

Columns 61 through 72

0.0405 0.0970 0.0192 -0.0391 -0.0901 -0.0662 -0.0968 -0.0716 -0.0549 -0.0361 -0.1103
0.0273

Columns 73 through 84

0.0234 0.0283 -0.0317 -0.0030 0.0180 0.0712 -0.0084 0.0113 0.0200 0.0388 0.0860
0.0913

e =

Columns 1 through 12

0.0369 0.0288 0.0018 0.0145 0.0421 0.0206 -0.0260 0.0303 0.0211 0.1107 0.0370
0.0279

Columns 13 through 24

0.0015 -0.0511 0.0022 0.0023 0.0703 -0.0056 -0.0443 -0.0122 -0.0176 -0.0121 0.0347
0.0343

Columns 25 through 36

-0.0493 -0.0829 -0.1522 -0.0748 0.1309 -0.0310 0.0206 -0.0566 0.1036 0.0413 0.1484
0.0255

Columns 37 through 48

0.0411 0.1066 0.0508 0.0756 0.0415 -0.0739 0.0009 -0.0400 -0.0121 0.0174 -0.0010 -
0.0639

Columns 49 through 60

-0.1140 -0.1114 -0.0477 -0.1048 -0.0670 -0.0793 -0.0940 -0.0951 0.0448 0.0735 0.1423
0.1022

Columns 61 through 72

0.0405 0.0970 0.0192 -0.0391 -0.0901 -0.0662 -0.0968 -0.0716 -0.0549 -0.0361 -0.1103
0.0273

Columns 73 through 84

0.0234 0.0283 -0.0317 -0.0030 0.0180 0.0712 -0.0084 0.0113 0.0200 0.0388 0.0860
0.0913

perf1 =

0.0042

x2 =

1.0e+003 *

Columns 1 through 12

0.2051 0.2077 0.2127 0.2102 0.2041 0.2115 0.2109 0.2091 0.2057 0.2074 0.2079
0.2090
2.2175 2.2344 2.2284 2.2371 2.2222 2.2193 2.2166 2.2209 2.2176 2.2154 2.2122
2.2147
1.1673 1.1842 1.1815 1.1870 1.1737 1.1644 1.1770 1.1771 1.1795 1.1746 1.1593
1.1602

0.2322 0.2260 0.2252 0.2243 0.2302 0.2323 0.2286 0.2304 0.2314 0.2314 0.2313
0.2317
1.1817 1.1798 1.1759 1.1775 1.1823 1.1793 1.1762 1.1870 1.1857 1.1902 1.1968
1.1906
0.5806 0.5818 0.5876 0.5811 0.5852 0.5696 0.5725 0.5713 0.5696 0.6297 0.5595
0.5600

Columns 13 through 24

0.2015 0.2016 0.2401 0.2147 0.1896 0.1899 0.2055 0.2027 0.2048 0.2025 0.2057
0.2054
2.2106 2.2133 2.2153 2.2128 2.2125 2.2047 2.2050 2.2015 2.2060 2.2004 2.2100
2.1885
1.1603 1.1571 1.1571 1.1568 1.1575 1.1527 1.1496 1.1741 1.1487 1.1465 1.1500
1.1464
0.2321 0.2179 0.2307 0.2311 0.2254 0.2242 0.2234 0.2307 0.2297 0.2269 0.2329
0.2264
1.1802 1.1959 1.1869 1.1874 1.2128 1.2012 1.1919 1.1944 1.1897 1.1940 1.1968
1.2025
0.5681 0.5567 0.5608 0.5552 0.5708 0.5603 0.5590 0.5605 0.5495 0.5687 0.5491
0.6140

Columns 25 through 28

0.2074 0.2000 0.2037 0.2054
2.1935 2.1942 2.1914 2.1902
1.1385 1.1475 1.1378 1.1383
0.2244 0.2225 0.2138 0.2274
1.1977 1.1955 1.1932 1.1904
0.5578 0.5474 0.5464 0.5463

y2 =

Columns 1 through 12

0.9631 0.9712 0.9982 0.9855 0.9579 0.9794 1.0260 0.9697 0.9789 0.8893 0.9630
0.9721

Columns 13 through 24

0.9985 1.0511 0.9978 0.9977 0.9297 1.0056 1.0443 1.0122 1.0176 1.0121 0.9653
0.9657

Columns 25 through 28

1.0493 1.0829 1.1522 1.0748

1 =

Columns 1 through 21

1 1

Columns 22 through 28

1 1 1 1 1 1 1

BAB 6

KESIMPULAN DAN SARAN

Telah dilakukan rancang bangun hardware enose portable untuk uji mutu beras aromatic. . Pada penelitian ini telah dilakukan pengujian kinerja sistem baik per-larik sensor maupun secara integrasi dari hardware sistem enose portable.

Dari hasil analisis yang dilakukan maka sistem hardware enose telah mampu melakukan klasterisasi aroma beras aromatic. Sebagian besar dari larik sensor telah mempunyai respon yang stabil, hanya sensor TGS825 yang masih belum menunjukkan stabilitas sensor.

Analisis kinerja hardware secara keseluruhan dapat dilihat dari klasterisasi aroma. Hasil terbaik dari klusterisasi aroma, justru didapat dari enose portable yang menggunakan vacum, begitu juga hasil regresi menunjukkan bahwa tingkat korelasi penggunaan vacum dari data uji adalah besar, yaitu 0.859. Hal ini akan dijadikan sebagai acuan untuk penelitian tahap berikutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Baby, R., Cabezas, M., Castro, E., Filip, R., dan Walso de Reza, N.E., 2008, Quality Control of Medicinal Plants With an Electronic Nose, *Sensor and Actuator B* 106, 24.
- Barbri, N.E., Llobet, E., Bari, N.E., Correig, X., dan Bouchikhi, B., 2008, Application of Portable Electronic Nose System to Assess The Freshness of Moroccan Sardines, *Materials Science and Engineering C* 28, 656.
- Bernabei, M., PenNazza, G., Santonico, M., Corsi, C., Roscioni, C., Paolesse, R., Natale, C.D., dan D'Amico, A., 2008, A Preliminary Study on The Possibility to Diagnose Urinary Tract Cancers by An Electronic Nose, *Sensor and Actuator B* 131, 1.
- Capelli, L., Sironi, S., Del Rosso, R., Centola, P., dan Grande, M., 2008, A Comparative and Critical Evaluation of Odour Assessment Methods on A Landfill Site, *Atmospheric Environment* 42. 7050
- Chan, H.P., Lewis, C., dan Thomas, P.S., 2008, Exhaled Breath Analysis: Novel Approach for Early Detection of Lung Cancer, *Lung Cancer*. doi:10.1016/j.lungcan.2008.05.020
- D'Amico, A., Natale, C.D., Paolesse, R., Macagnano A., Martinelli E., Pennazza G., Santonico M., dan Bernabei, M., 2008, Olfactory Systems for Medical Applications, *Sensors and Actuators B*, 130, 458.
- D'Imporzano, G., Crivelli, F., dan Adani, F., 2008, Biological Compost Stability Influences Odor Molecules Production Measured by Electronic Nose During Food- Waste High-Rate Composting, *Science of The Total Environment*, 278.
- Dragonieri, S., Schot, R., Mertens, B.J.A., Cessie, S.L., Gauw, S.A., Spanevello, a., Resta, O., Willard, N.P., Vink, T.J., Rabe, K.F., Bel, E.H., dan Sterk, P.J., 2007, An Electronic Nose in THE Discrimination of Patients with Asthma and Controls, *Health care education, delivery, and quality*, 856
- Fu, J., Li, G., Qin, Y., dan Freeman, W.J., 2007, A Pattern Recognition Method for Electronic Noses Based on An Olfactory Neural Network, *Sensor and Actuator B* 125, 489.
- Gardner, J.W., Yinon, J., 2004, *Electronic Nose and Sensors for the Detection of Explosives*, Kluwer Academic Publisher, New York.
- Gendron, K.B., Hockstein, N.G., Thaler. E.R., Vachani, A., dan Hanson, C.W., 2007, In Vitro Discrimination of Tumor Cell Lines With an Electronic Nose, *Otolaryngology-Head and Neck Surgery* 137, 269.

- Gomez, A.H., Wang, J., Hu, G., dan Pereira, A.G., 2008, Monitoring Storage Shelf Life of Tomato Using Electronic Nose Tecnique, *Jurnal of Food Engineering* 85, 625.
- Pavlou, A.K., Magan, N., Jones, J.M., Brown, J., Klatser, P., dan Turner, A.P.F., 2001, Detection of Mycobacterium Tuberculosis (TB) In Vitro and In Situ Using An Electronic Nose in Combination With A Neural Network System, *Biosensors and Bioelectronics* 20, 538.
- Perkowski, J., Busko, M., Chmielewski, J., Goral, T., dan Tyrakowska, B., 2008, Content of Trichodiene and Analysis of Fungal Volatiles (Electronic Nose) in Wheat and Triticale Grain Naturally Infected and Inoculated With Fusarium Culmorum, *International Journal of Food Microbiology*, 127.
- Ponzoni, A., Depari, A., Falasconi, M., Comini, E., Flammini, A., Marioli, D., Troni, A., dan Sberveglieri, G., 2008, Bread Baking Aromas Detection by Low-Cost Electronic Nose, *Sensors and Actuators B* 130, 100.
- Siripatrawan, U., 2008, Rpid Diferentition Between E. Coli and Salmonella Typhimurium Using Metal Oxide Sensors Integrated With Pattern Recognition, *Sensors and Actuators B* 133, 414.
- Sohn, J.H., Hudson, N., Gallagher, E., Dunlop, M., Zeller, L., dan Atzeni, M., 2008, Implementation of An Electronic Nose for Continuous Odour Monitoring in a Poultry Shed, *Sensors and Actuators B* 133, 60.
- Triyana, K., Masthori, A., Supardi, B. P., dan Bharata, A.M.I., 2007, Prototype of Electronic Nose Based on Gas Sensors Array and Back Propagation Neural Network for Tea Classification, *Berkala MIPA*, 17(3).

LAPORAN PENGGUNAAN DANA

PELAKSANAAN PENELITIAN HIBAH BERSAING TAHUN ANGGARAN 2013

NO	Komponen	Satuan				Realisasi	Pajak	Ket	
1. Gaji dan Upah									
No	Pelaksana	Jumlah Pelaksana	Jumlah Jam/Minggu	Jumlah Bulan	Honor/Jam (Rp)	Jumlah (Rp)	Pajak	Ket	
1	Peneliti Utama	1	15	7	50.000	5.250.000	262.500	PPH 21	
2	Anggota Peneliti	1	15	7	45.000	4.725.000	236.250	PPH 21	
3	Mahasiswa	3	10	5	25.000	3.750.000	187.500	PPH 21	
						13.725.000	686.250		
2.a Bahan Habis Pakai									
No	Nama alat	Jumlah	Harga Satuan (Rp)	Jumlah (rupiah)	Pajak	Ket			
1	Kertas HVS	5	50.000	250.000	26.136	PPN & PPh 22			
2	Setting dan Layout Buku Ajar	1 Paket	2.500.000	2.500.000	261.364	PPN & PPh 22			
Sub total				2.750.000	287.500				
2.b Peralatan Penunjang									
No	Nama alat	Kegunaan	Jumlah	Harga Satuan (Rp)	Lama sewa (bulan)	Jumlah (rupiah)	Pajak	Ket	
1	Laboratorium Fisika	Meingidentifikasi, kaliberasi	4 bulan	500.000	paket	2.000.000	209.091	PPN & PPh 22	
Sub total				2.000.000	209.091				
2.c Peralatan									
No	Nama alat	Kegunaan	Jumlah	Harga Satuan (Rp)	Beli/sewa	Jumlah (rupiah)	Pajak	Ket	
1	Hardbox	Dokumentasi software, dan data yang di dapat	3	750.000		2.250.000			
2	Buku referensi	Bahan refensi untuk pembuatan prog dan keberlanjutan	1	800.000		800.000			
3	N2HP	Penunjang hardware e - nose	1	800.000		800.000			
4	Flow Meter N2HP	Penunjang hardware e - nose	1	5.000.000		5.000.000			
5	Regulabr N2HP	Penunjang hardware e - nose	1	700.000		700.000			
						0			
olahan						7.300.000			
3. Perjalanan Dinas									
No	Jenis Pengeluaran	Jumlah	Harga Satuan (Rp)	Jumlah (Rp)	Pajak	Ket			
1	Seminar Kelayakan Proposal Tahun II	1	1.000.000	1.000.000	0	Transport & Akor			
2	Desiminasi Hasil	1	5.000.000	5.000.000					
Sub total				6.000.000	0				
4.a Pengumpulan Data									
No	Tempat dan Kota Tujuan	Jumlah Tim	Frekuensi	Harga Satuan (Rp)	Jumlah (rupiah)	Pajak	Ket		
1	Pengumpulan data beras	5	3	75.000	1.125.000	22.500	PPH 23		
2	Analisis data dan pengolahan	5	5	75.000	1.875.000	37.500	PPH 23		
3	Pembuatan program dalam mikrokomputer	3	3	500.000	4.500.000	90.000	PPH 23		
4	Pengujian Sample dan hasil	3	5	150.000	2.250.000	45.000			
Sub total					9.750.000	150.000			
4.b Pelaporan dan Publikasi									
No	Jenis Pengeluaran	Jumlah	Harga Satuan (Rp)	Jumlah (Rp)	Pajak	Ket			
2	Pelaporan	4	500.000	2.000.000	27.273	PPH 22			
3	Penggandaan	4	200.000	800.000	10.909	PPH 22			
4	Penjilidan	4	75.000	300.000	4.091	PPH 22			
5	Publikasi Ilmiah	1	2.500.000	2.500.000	34.091	PPH 22			
Sub total				5.600.000	76.364				
Total						47.125.000	1.409.205		

Klasifikasi Mutu Beras Super dari Indonesia Berbasis PCA (Principle Component Analysis)

Etika Kartika.D. M.Kom¹, Sari Wijayanti, M.Kom², Sari Ayu Wulandari, ST³

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika UDINUS
Jln. Nakula 5-11 Semarang 51308 INDONESIA

³ Jurusan Teknik Elektro FT UGM
Jln. Grafika 2 Yogyakarta 55281 INDONESIA

Abstract— Quality Control of Aromatic Rice Instrument, was based on the feature extraction method of Principle Component Analysis (PCA), was made. This device used the principle of electronics nose work (that furthermore was mentioned enose). Enose was detector instrument that based on classification of the smell like function of human nose, that is must be trained to know the smell, before being tested to clustering the smell. This research was background by the lack of food product quality control, especially in 'aromatic rice'. Because of the price of modern instrument analysis are very expensive. Implementation of smell tested, was used as efforts to anticipate the violation of the food additive that was dangerous for community. The aim of this research is to build enose as quality control instrument, was easy to be operated on and without damaging the object of research. Drafted got up enose the quality control of aromatic rice was made by means of planning and at the same time cluster system of the electronics module smell. The electronics module was drafted used chip ATMega 328. Sample odorant that test was aromatic rice. In the cluster system of the aroma was carried out with the programming language, matlab, which used the method of PCA. As result, in the two dimension graph, 80% smell tofu can known with systems, but vegetable and meatball just have just 10%. That result was same, when used three dimension graphic.

Keywords— Enose, PCA, Rice Aromatic, Quality Control Instrument

I. INTRODUCTION

Salah satu kekayaan alam Indonesia adalah keanekaragaman tanaman tropika. Padi aromatik merupakan bagian kecil yang istimewa dari kelompok padi. Beras-beras aromatik berbeda dari beras-beras biasa dalam hal kualitas sensoris aromanya, perbedaannya yaitu aroma wangi dan karakteristik kualitas beras[1]. Aroma apek terutama disebabkan oleh hasil fermentasi gula [2]. Pengujian aroma yang dilakukan melalui Laboratorium Flavor BB Padi selain membutuhkan waktu yang lama dan harga yang tidak murah tentunya.

Harapan baru sebagai alternative sebagai instrument uji bahan baku yang cepat namun cukup akurat adalah electronic nose (selanjutnya disingkat enose)[3]. Sebagai gambaran, aplikasi dari enose sangat luas mencakup bidang medis [4], dapat juga untuk pengamatan secara real time proses pemasakan tomat berdasarkan aroma tomat [5]. Begitu potensialnya aplikasi enose, maka paper ini adalah sangat urgen dan penting untuk dilakukan di Indonesia. Tujuan dari

paper ini adalah untuk menemukan metode normalisasi yang tepat dari uji kualitas beras aromatic.

II. SYSTEM DESCRIPTION

Enose yang digunakan untuk klasifikasi mutu beras, merupakan enose yang terdiri dari sistem array sensor, sistem power supply, sistem akuisisi data dan sistem pengenalan pola. Enose dibangun tanpa me

It is common detection item to clustering rice quality in food industry. Clustering methods based on the PCA were researched well here, and they were applied to recognize the samples of rice in the experiments. Dinus Nose v0.2 is enose made in udinus, that's the new version from dinus nose v0.2 (DNose), with repairment to pattern recognition systems which included on that chip. Part of DNose is array sensor system, electronics data acquisition system and clustering system. Figure 1. Describe DNose v0.2.

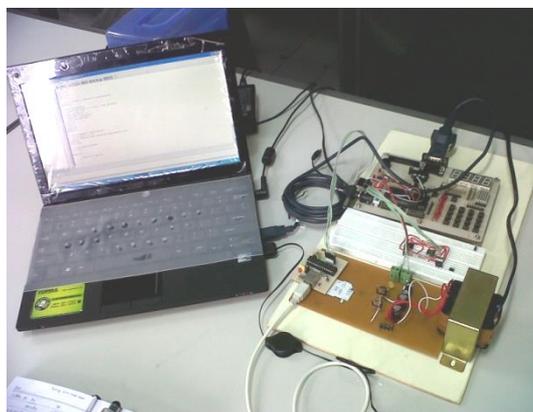


Figure 1. DNose v0.2

A. Array Sensor System

An array of six gas sensors TGS825, TGS826, TGS822, TGS813, TGS2620 and TGS2611, made with metal oxide was employed in the Machine olfactory system. Characteristic response system from array sensor, describe on figure 2.

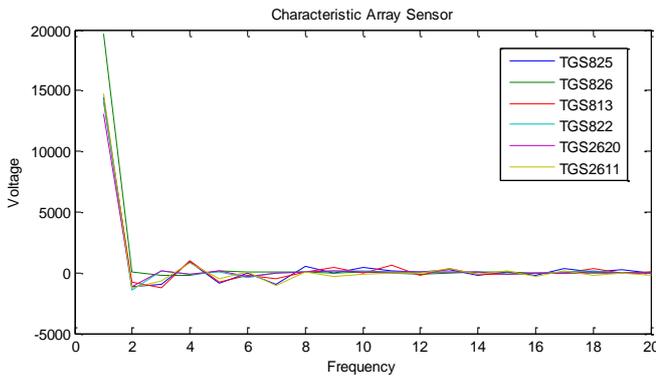


Figure 2. Characteristic Array Sensor

B. Clustering System

PCA are a method to decrease pattern vector number to be a new pattern vector which have a principle component. In matlab, PCA have much tool set that can we use to improve our system performance.

- Define a template vector,

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} & A_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ A_{m1} & A_{m2} & A_{m3} & A_{mn} \end{bmatrix} \dots\dots\dots(1)$$

- Define the cluster and number of cluster
- From the process, PCA's result are variance and covariance matrix, which the variance matrix representing of eigenvalue and covariance matrix representing of eigenvector.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \text{var}(A_1) & \text{cov}(A_1, A_2) & \text{cov}(A_1, A_3) & \text{cov}(A_1, A_4) \\ \text{cov}(A_2, A_1) & \text{var}(A_2) & \text{cov}(A_2, A_3) & \text{cov}(A_2, A_4) \\ \text{cov}(A_3, A_1) & \text{cov}(A_3, A_2) & \text{var}(A_3) & \text{cov}(A_3, A_4) \\ \text{cov}(A_4, A_1) & \text{cov}(A_4, A_2) & \text{cov}(A_4, A_3) & \text{var}(A_4) \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2)$$

- In the last of the system could define
- Dibentuk matriks L , berupa matriks diagonal yang nilai diagonal matriks covariancenya, merupakan eigen value yang diperoleh dari matriks A sedemikian rupa sehingga

$$L = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_n \end{bmatrix} \dots\dots\dots(3)$$

- Dimana $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$

- Dicari himpunan eigen vector $\{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ dari matriks bujursangkar S dimana v_i merupakan eigen vector yang orthonormal dan bersesuaian dengan eigen value λ_i

- Principal Component diperoleh dari persamaan[6] $PC_i = u_i \cdot A'$ (16)

C. Normalization

Sistem pengindra gas, deteksi dan identifikasi aroma molecular menjadi penelitian yang sangat penting untuk uji kualitas bahan makanan. Enose sistem VOC (Volatile Organic Compound) harus mempunyai ruang bertemperatur tertentu, penguat sinyal, dan sensor gas. Sensor gas Figaro menggunakan sistem VOC. Masalah utama dari VOC adalah pada identifikasi pola yang hampir sama, untuk VOC yang berbeda, sensitifitas yang rendah dari sistem sensing[7]. Tingkat kesuksesannya tipis, karena belum ada algoritma yang meningkatkan pembelajaran dari aroma baru. Informasi konsentrasi dapat hilang dari proses normalisasi pola. Padahal beberapa algoritma klasifikasi, seperti NN, GA, dan cluster analysis, menggunakan respon yang telah ternormalisasi.

Normalisasi yang biasa digunakan dalam penelitian enose adalah normalisasi amplitude dan normalisasi frequency. Hasil dari normalisasi amplitude adalah amplitude yang linier, dimana bagian tertinggi dari amplitude ternormalisasi adalah satu. Metode normalisasi amplitude, mempertahankan komponen DC dari sinyal, dan hanya bergerak pada sumbu positif dari koordinat kartesian y. Normalisasi amplitude yang biasa digunakan adalah power average. Metode ini diawali dengan mencari nilai tertinggi dari vector cirri, kemudian melakukan pembagian antara vector cirri dengan nilai maksimal dari vector cirri. Berikutnya, vector cirri yang ternormalisasi kemudian di cari reratanya untuk setiap kelas. Rerata tersebutlah yang akan dijadikan sebagai cirri template yang di bandingkan dengan data uji.

Sedangkan pada normalisasi frekuensi, hasilnya berupa amplitude yang berpolaritas, bergerak pada sumbu positif dan negative dari koordinat kartesian y. Normalisasi amplitude yang biasa digunakan adalah fft. Metode ini diawali dengan mencari nilai fft dari masing-masing vector ciri. Berikutnya, vector cirri yang ternormalisasi kemudian di cari reratanya untuk setiap kelas. Rerata tersebutlah yang akan dijadikan sebagai cirri template yang di bandingkan dengan data uji.

(15) III. EXPERIMENT

Penelitian dilakukan dengan menggunakan metode PCA. Langkah-langkah penelitian dilakukan sebagai berikut :

1. Melakukan penimbangan odorant dengan berat 1 ons.
2. Melakukan pengambilan data sensor dengan waktu 1 menit, dalam suhu ruangan 27°C dan volume chamber odorant 1573 cm³.
3. Melakukan sampling data odorant sebesar fs=3 Hz.

4. Melakukan normalisasi data dengan menggunakan 2 method, yaitu dengan metode power average dan fft (fast fourier transform).
5. Menggunakan clustering PCA, dengan hasil dari ketiga method normalisasi
6. Pengujian dilakukan dengan percobaan masing-masing 3 kali.

IV. RESULT AND DISCUSSION

A. Hasil Percobaan Normalisasi Power Average

Metode power average dilakukan dengan mengolah data tegangan yang dihasilkan dari ke-enam sensor, yaitu terdapat 60 cacahan yang kemudian direduksi menjadi 20 cacahan sample, dengan frekuensi sampling $f_s=3$ Hz. Hasil rerata dari metode ini ditunjukkan pada table 1 dan grafik hasil normalisasi dari sensor 1 hingga 6 pada tiap-tiap kelas, ditunjukkan pada gambar 3.

TABEL I
TABEL RERATA HASIL NORMALISASI POWER AVERAGE

Kwalitas	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6
KW1	2.14E+08	3.89E+08	2.05E+08	2.03E+08	1.73E+08	2.23E+08
KW2	56845310	1.7E+08	1.95E+08	1.39E+08	1.07E+08	2.68E+15
KW3	84248108	3.07E+08	93200111	76526991	69535669	3.27E+08

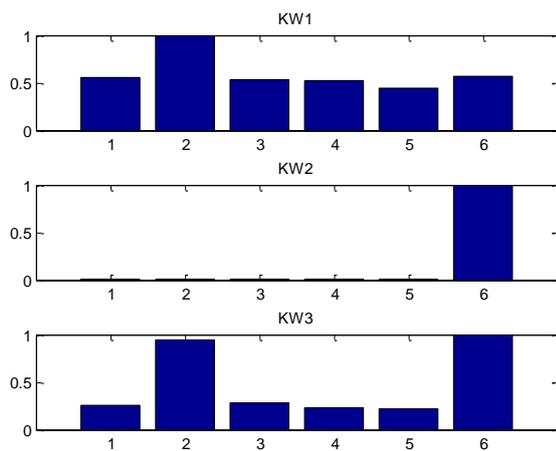


Figure 3. Result of Power Average Normalization

Hasil dari normalisasi power average kemudian di clustering dengan menggunakan PCA ditunjukkan pada gambar 4, 5, 6 dan 7.

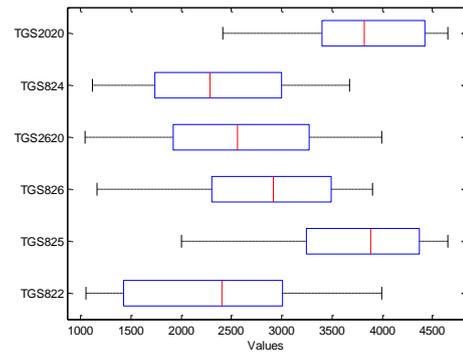


Figure 4. Blocs plot of Power Average Normalization on PCA

TABEL 2
TABEL STANDART DEVIASI PADA PCA NORMALISASI POWER AVERAGE

Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6
869.4426	710.0997	675.6139	646.1813	580.0782	626.4368

Tabel 2 menunjukkan, bahwa standart deviasi dari PCA hasil normalisasi power average, masih tinggi, dengan deviasi tertinggi pada sensor 1 yaitu 869.4426 dan deviasi terendah pada sensor 5 yaitu 580.0782. Data dari blocs plot tersebut, dapat menjadi referensi untuk melakukan pengurangan sensor yang mempunyai tingkat standart deviasi yang tinggi. Karena sensor yang mempunyai standart deviasi yang tinggi, akan menjadi penghambat pengenalan pola.

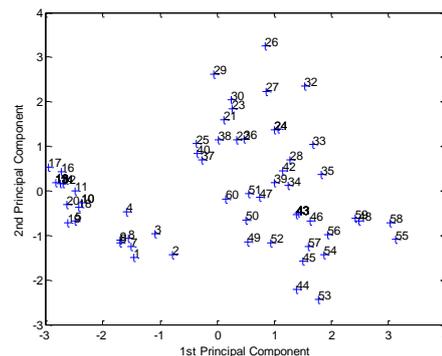


Figure 5. First Two Principal Components Normalisasi Power Average

Hasil clustering dari normalisasi power average menunjukkan bahwa, clusternya masih tersebar, dengan jarak antar cluster yang sangat dekat. Untuk mempermudah dalam pemahaman, cluster dari normalisasi power average digambarkan pada gambar 6.

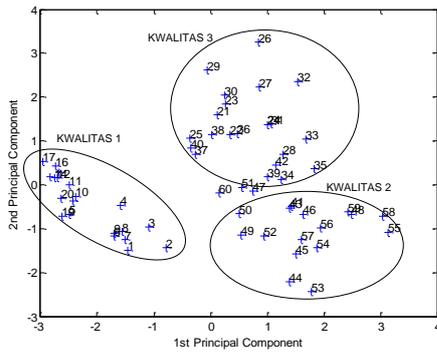


Figure 5. First Two Principal Components Cluster Discription Normalisasi Power Average

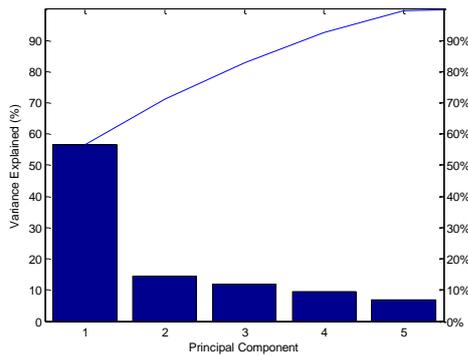


Figure 6. Diagram Pareto Tiap-Tiap Principal Component Normalisasi Power Average

The pareto diagram, make a scree plot of the percent variability explained by each principal component. The figure 6, shows that the only clear break in the amount of variance accounted for by each component is between the first and second components. However, that component by itself explains less than 50% of the variance, so more components are probably needed. The first three principal components explain roughly two thirds of the total variability in the template, so that might be a reasonable way to reduce the dimensions in order to visualize the data. FFT Normalization could reduce the dimension.

B. Hasil Percobaan Normalisasi FFT

Metode power average dilakukan dengan mengolah data frekuensi tegangan yang dihasilkan dari ke-enam sensor, yaitu terdapat 60 cacahan yang kemudian direduksi menjadi 20 cacahan sample, dengan frekuensi sampling $f_s=3$ Hz. Hasil rerata dari metode ini ditunjukkan pada table 3 dan grafik hasil normalisasi dari sensor 1 hingga 6 pada tiap-tiap kelas, ditunjukkan pada gambar 7.

TABEL 3
TABEL RERATA HASIL NORMALISASI FFT

Kwalitas	Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6
KW1	4.2E+09	7.77E+09	4.02E+09	3.97E+09	3.4E+09	4.36E+09
KW2	1.02E+09	3.29E+09	3.82E+09	2.76E+09	2.05E+09	1.91E+19

KW3	1.54E+09	6.13E+09	1.79E+09	1.44E+09	1.33E+09	6.41E+09
-----	----------	----------	----------	----------	----------	----------

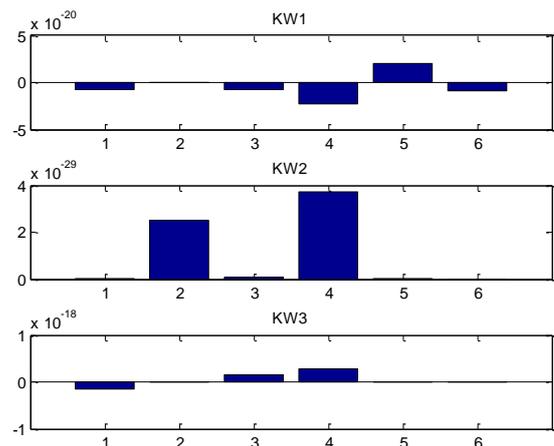


Figure 7. Result of FFT Normalization

Hasil dari normalisasi FFT kemudian di clustering dengan menggunakan PCA ditunjukkan pada gambar 8, 9 dan 10.

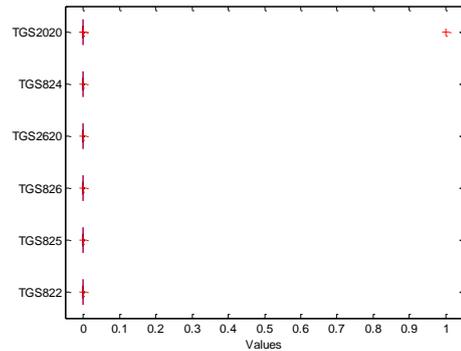


Figure 8. Blocs plot of FFT Normalization on PCA

TABEL 4
TABEL STANDART DEVIASI PADA PCA NORMALISASI FFT

Sensor 1	Sensor 2	Sensor 3	Sensor 4	Sensor 5	Sensor 6
0	0	0	0	0	0.1291

Tabel 2 menunjukkan, bahwa standart deviasi dari PCA hasil normalisasi fft, sudah lebih sedikit, dengan deviasi tertinggi pada sensor 1 yaitu 0.1291 dan deviasi terendah pada sensor 1 hingga sensor 5 yaitu 0. Data dari blocs plot tersebut, dapat menjadi referensi untuk melakukan pengurangan sensor yang mempunyai tingkat standart deviasi yang tinggi. Karena sensor yang mempunyai standart deviasi yang tinggi, akan menjadi penghambat pengenalan pola. Sensor yang direkomendasi untuk dikurangi yaitu sensor 6.

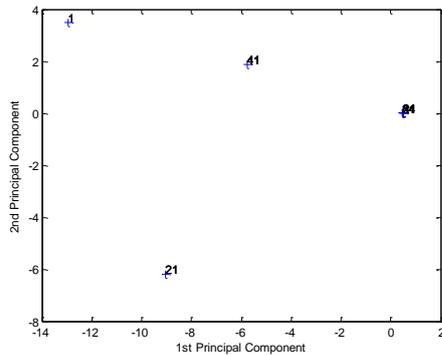


Figure 9. First Two Principal Components

V. CONCLUSION

Pada paper ini didapatkan kesimpulan bahwa hasil dari metode normalisasi fft jauh lebih baik dibandingkan dengan metode normalisasi power average. Hal ini ditunjukkan nilai variability Explained diagram pareto pada PCA dari normalisasi fft, jauh lebih besar daripada nilai variability Explained pada metode normalisasi power average. Namun meskipun menggunakan normalisasi fft, hasil clustering masih belum dapat memenuhi nilai toleransi yang diharapkan yaitu dibawah 0.1%, Untuk itu dibutuhkan penelitian lanjutan, untuk mencari metode normalisasi yang tepat untuk meningkatkan nilai prosentase variability explained.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan Terima kasih disampaikan kepada Dr. Eng. Kuwat Triana MSi, yang telah membimbing dan mengarahkan penelitian enose untuk deteksi kualitas beras aromatic ini.

REFERENSI

- [1] [Http://www.paskomnas.com](http://www.paskomnas.com). (March 2012). *Isu-Strategis-Ketahanan-Pangan*.
- [2] [Http://kimia.upi.edu](http://kimia.upi.edu). (March 2012). *Bahan Ajar Kuliah*.
- [3] N. E. Barbri, *et al.*, "Application of Portable Electronic Nose Sistem to Assess The Freshness of Moroccan Sardines," *Materials Science and Engineering* vol. C28, p. 656, 2008.
- [4] A. D'Amico, *et al.*, "Olfactory Systems for Medical Applications," *Sensors and Actuators* vol. B, 130, p. 458, 2008.
- [5] A. H. Gomez, *et al.*, "Monitoring Storage Shelf Life of Tomato Using Electronic Nose Tecnique," *Jurnal of Food Engineering* vol. 85, p. 625, 2008.
- [6] F. Hardoyono and S. Hartati, "Application of Principal Component Analysis for Classifying of Herbal Medicine Plants Sample on Data of Electronic Olfactory System Based on Array Gas Sensor," Gajah Mada University, Jogjakarta Indonesia, 2011.
- [7] R. Polikar, *et al.*, "DETECTION AND IDENTIFICATION OF ODORANTS USING AN ELECTRONIC NOSE," *IEEE*, vol. 0-7803-7041-4/01 02001, 2011.

Hasil clustering dari normalisasi power average menunjukkan bahwa, clusternya sudah mulai menumpuk, dengan jarak antar cluster yang sangat jauh. Namun, terdapat cluster baru yang merupakan penggabungan dari cluster 2 dan cluster 3, daftar cluster ditunjukkan pada table 5.

TABEL 5
TABEL DISTRIBUSI VECTOR CIRI DARI PCA NORMALISASI FFT

Kualitas	Angka Baris
KW1	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19,20
KW2	21,22,23,25,26,27,28,29,31,33,34,35,36,37,39,40
KW3	41,43,44,45,46,48,49,50,51,52,53,54,56,57,58,59
New Cluster	24,30,32,38,42,47,55,60

Dari data distribusi vector ciri tersebut, maka didapatkan prosentase sebaran, dimana sebaran kualitas 1 adalah 0%, sedangkan sebaran pada kualitas 2 dan kualitas 3 adalah 20%.

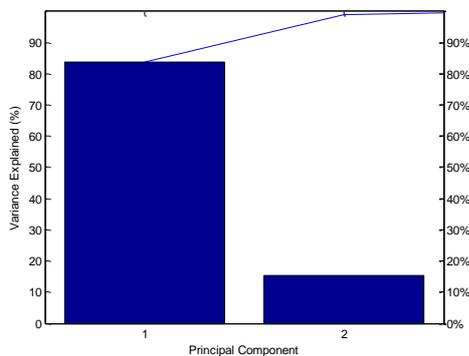


Figure 10. Diagram Pareto Tiap-Tiap Principal Component

Semakin kecil nilai sebaran pada sistem PCA, maka jika hasil dari PCA diumpankan pada pengenalan pola, nilai cirri tersebut akan lebih mudah untuk dikenali.

The pareto diagram, make a scree plot of the percent variability explained by each principal component. The figure 10, shows that the only clear break in the amount of variance accounted for by each component is between the first and second components. However, that component by itself explains less than 84% of the variance, so more components are probably needed. The first three principal components explain roughly two thirds of the total variability in the template, so that might be a reasonable way to reduce the dimensions in order to visualize the data.

