ANALISA UDARA PERNAPASAN MENGGUNAKAN DERET SENSOR UNTUK KLASIFIKASI ASMA

Hari Agus Sujono

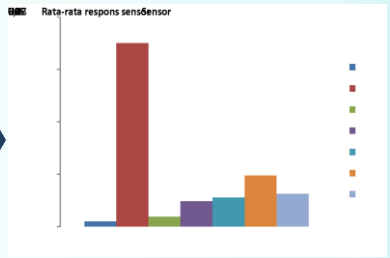
Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi
Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

OUTLINES

- Pendahuluan
- Kajian Pustaka
- Rancangan Penelitian
- Analisa
- Kesimpulan

PENDAHULUAN

Selama satu dekade terakhir telah dilakukan mencari pendekatan yang efektif terhadap diagnosa penyakit menggunakan metode non-invasif. Pendekatan ini mengarah pada pengembangan aplikasi analisa udara pernapasan sebagai alat diagnostik



Jenis Diagnostik

Pemeriksaan darah

Mengambil darah, dianalisa di laboratorium

Pemeriksaan urine

Pemeriksaan fungsi ginjal, dan konsumsi obat tertentu

Elektrokardiogram

Memantau kerja jantung, irama detak dan aliran listrik jantung

Foto Rontgen

Memeriksa kondisi organ dan jaringan tubuh (kelainan tulang, patah tulang)

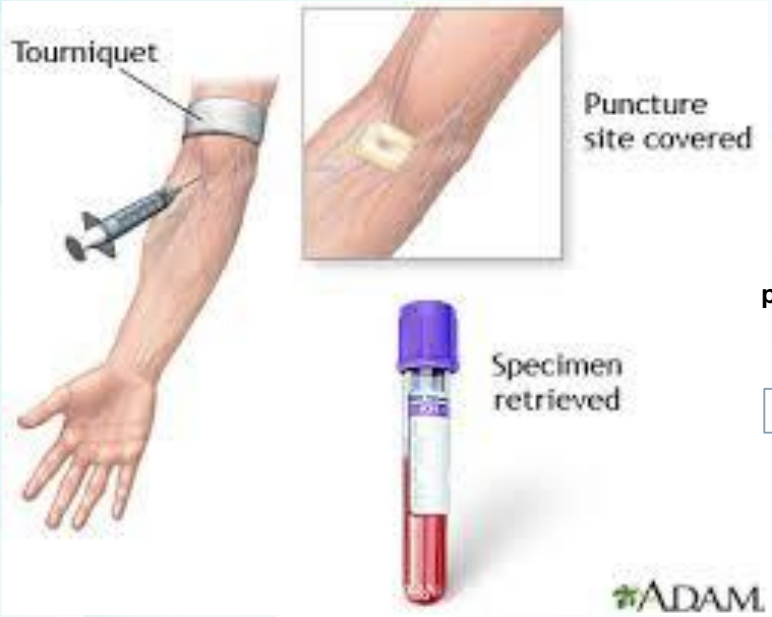
Ultrasonografi (USG)

Memeriksa kondisi organ dan jaringan tubuh (infeksi ginjal, pankreas, hati, empedu)

CTscan atau MRI

Memeriksa kondisi organ dan jaringan tubuh (tumor, kanker, otak & sistem saraf)

Pemeriksaan darah



Cara ini akurat, tetapi invasif dan memerlukan waktu lama dan tenaga medis untuk mengambil sampel darah dan tenaga ahli untuk analisa darah.

mencari alternatif diagnosa penyakit menggunakan metode non-invasive

Pengembangan aplikasi analisa udara pernapasan sebagai alat diagnostik

Hasil para peneliti terkait

Jelum et al. (1973)

"Semua senyawa dalam tubuh manusia dapat diidentifikasi dan ditentukan konsentrasinya. Setiap kehadiran penyakit akan mengubah karakteristik komposisi biokimia cairan tubuh"

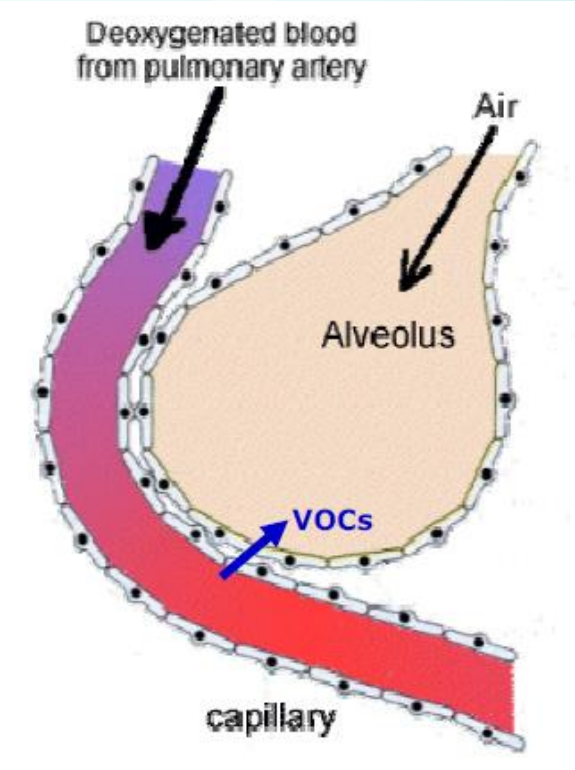
D'Amico et al. (2008)

"Riwayat metabolik dari proses metabolisme mewakili kondisi kimiawi internal tubuh manusia. Semua yang dikeluarkan oleh tubuh manusia dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk mendiagnosa penyakit"

Hasil para peneliti terkait

David Zhang et al. (2017)

“Analisa napas adalah pemeriksaan napas untuk mengetahui perubahan konsentrasi senyawa tertentu karena hadirnya penyakit. Molekul endogen dalam napas (aceton, nitric oxide, hydrogen dan amonia) dihasilkan dari proses metabolisme yang dipisahkan dari darah dan masuk ke udara aveolar melalui membran aveolar”



Gas Chromatografi (GC)

GC : akurat tetapi mahal

Spesifikasi alat yang diharapkan:

- portable (dimensi kecil)
- harga murah
- mudah pengoperasiannya
- tidak memerlukan tenaga ahli

e-nose

GAS-GAS YANG TERKANDUNG PADA NAPAS

Gas-gas yang terkandung pada napas terdiri dari : eksogen dan endogen

Molekul-molekul	Tingkat konsentrasi
Oxygen, water, carbon dioxide	Pph (Part-per-hundred)
Acetone, carbon mono oxide, methane, hydrogen, isoprene, benzene, methanol	Ppm (Part-per-million)
Formaldehyde, acetaldehyde, 1-pentane, ethane, ethylene, other hydrocarbon, carbon disulfide, ammonia, nitric oxide, benzene, ethane, acetic acid	Ppb (Part-per-billion)

ANALISA NAPAS MENGGUNAKAN GC

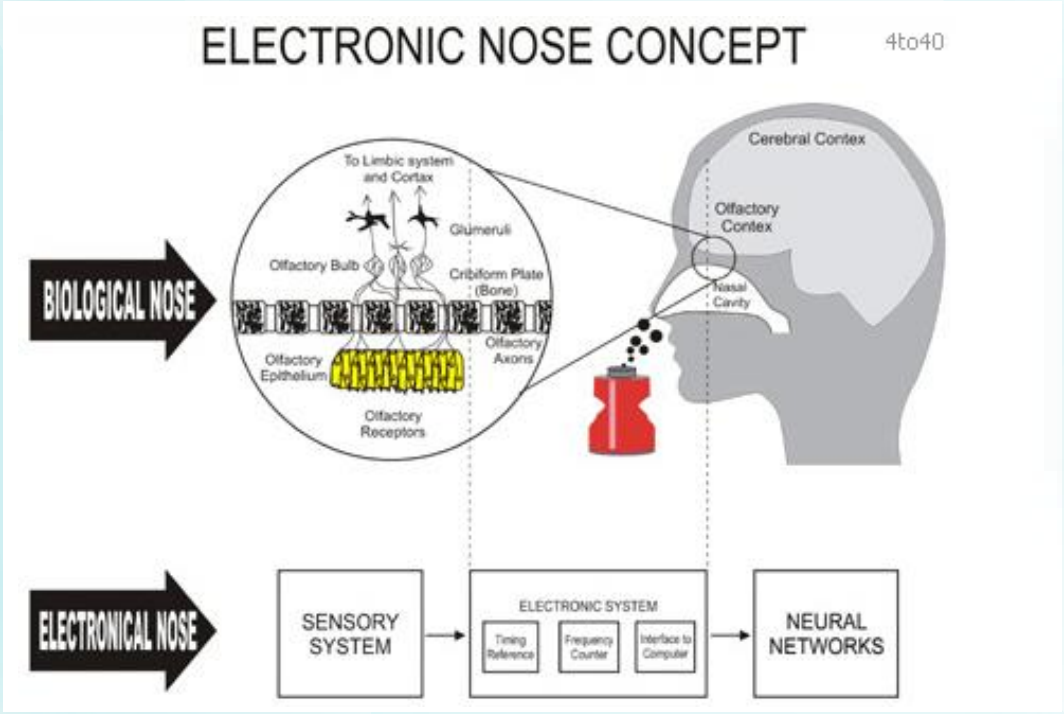
Beberapa penelitian menggunakan Gas Chromatography (GC)

Penanda bio	Penyakit yang diteliti
Acetone	Diabetes (Deng et al., 2004)
Carbonyl sulphide, carbon disulphide, isoprene	Liver diseases (Sehnert et al., 2002)
Ammonia	Renal disease (Davies et al., 1997)
Propane, 2-methyl, octa decane, octane, 5-methyl, etc.	Heart transplant rejection (Phillips et al., 2004)
Pentane, carbon disulfide	Schizophrenia (Phillips et al., 1993)
Pentane	Acute asthma (Olopade et al., 1997)
Pentane	Rheumatoid arthritis (Humad et al., 1988)
Ethane	Active ulcerative colitis (Sedghi et al., 1994)
Nitric oxide	Asthmatic inflammation (Baraldi and Carraro 2006)
Nitric oxide, carbon monoxide	Bronchiectasis (Kharitonov et al. 1995), (Horvath et al., 1998)
Nitric oxide	COPD (Maziak et al., 1998)
Ethane, propane, pentane, etc.	Cystic fibrosis (Barker et al., 2006)

ANALISA NAPAS MENGGUNAKAN E-NOSE

Penyakit / Peneliti & Tahun	Jumlah Subyek	Implementasi sistem		Hasil analisis
		Sensor	Algorithma	
Lung cancer / Di Natale et al., 2003	35 lung cancer, 9 post surgery, 17 sehat	8 QMB gas	PLS-DA	Lung cancer: 94% Post-surgery: 44% Sehat: 100%
Diabetes / Saraoglu et al., 2013	30 diabetes	9 QCM	RBFNN	HbA 1c: 83.03% BG: 74.76%
Lung cancer / Machado et al., 2005	14 lung cancer, 62 sehat	Cyranose 320 32 carbon black and polymers	SVM	Sensitivity: 71.4% Specificity: 91.9%
Lung cancer / Ogorodnik et al., 2008	3 COPD, 12 pneumonia, 13 lung cancer, 4 post surgery, 11 sehat	6 MOSFET, 6 MOS	ANN	Lung cancer: 100% Healthy: 100% Yang lain: 82.6%
Diabetes, renal desease, airway inflammation / Guo et al., 2010	117 diabetes, 110 renal, 110 airway inflamation	12 MOS	PCA + KNN	Diabetes, Sensitivity: 87.67% Specificity: 86.87%
Blood glucose dan HbA 1c level diabetic / Yan et al., 2014	279 diabetes, 295 sehat	6 MOS, 3 temperature modulated MOS, 1 CO, 1 temp-humidity	PCA + SVM	Sensitivity: 91.51% Specificity: 90.77%

SENSOR GAS



E-NOSE :

- **Biomarker**
- **Sensor-sensor**
- **Kriteria pengukuran sampel**
- **Pola**
- **Klasifikasi berdasarkan standar diagnosis.**

SENSOR GAS

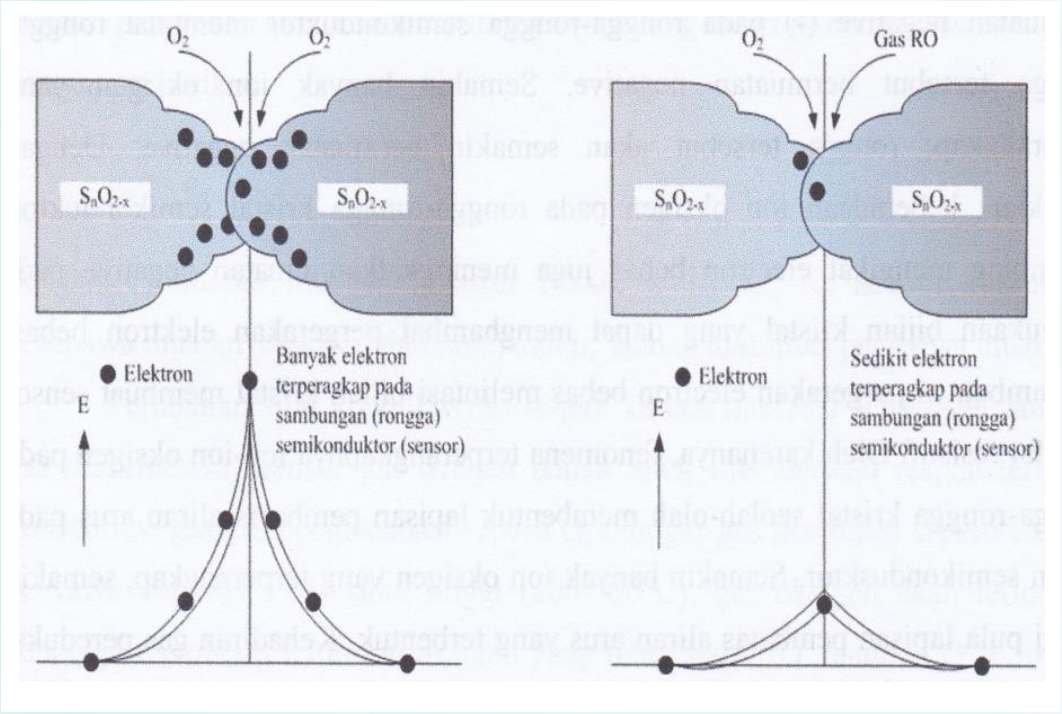
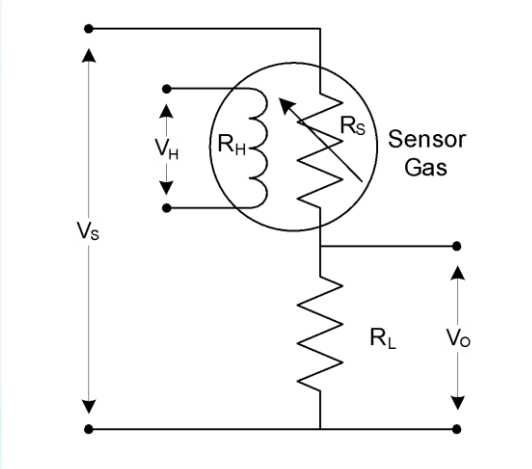


Diagram konduktivitas sensor gas SnO_2
(a) konduktivitas sensor menurun karena teradsorpsinya gas oksigen
(b). Konduktivitas sensor menaik karena kehadiran gas pereduksi

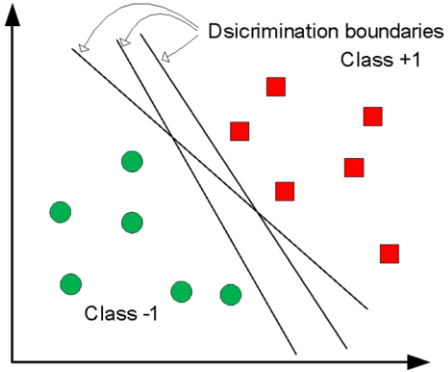
Mempunyai 2 fungsi yaitu: receptor dan transducer. Sensor jenis MOS banyak digunakan pada sistem e-nose. Sensor ini terbuat dari bahan semikonduktor intrinsik tipe n seperti S_nO_2.
Respon terhadap paparan gas berupa perubahan sifat konduktivitasnya (σ_s)

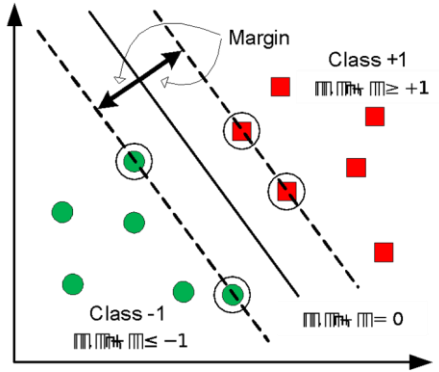


SUPPORT VECTOR MACHINE

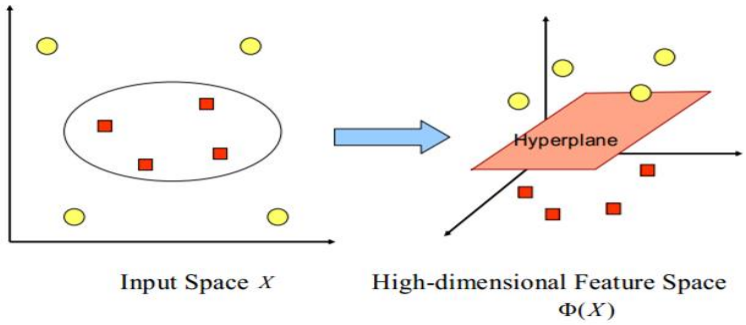
SVM adalah metode pembelajaran mesin yang bekerja dengan prinsip Structural Risk Minimization (SRM) dengan tujuan menemukan hyperplane terbaik yang memisahkan dua kelas dalam ruang input

Linier



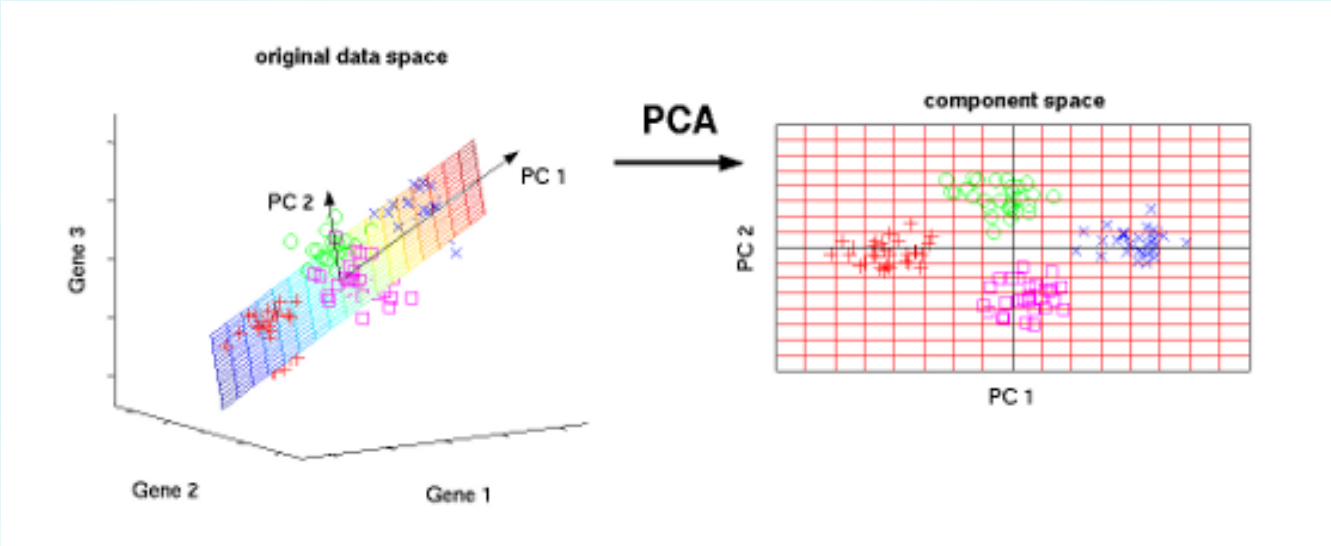


Non Linier



PRINCIPLE COMPONENT ANALYSIS

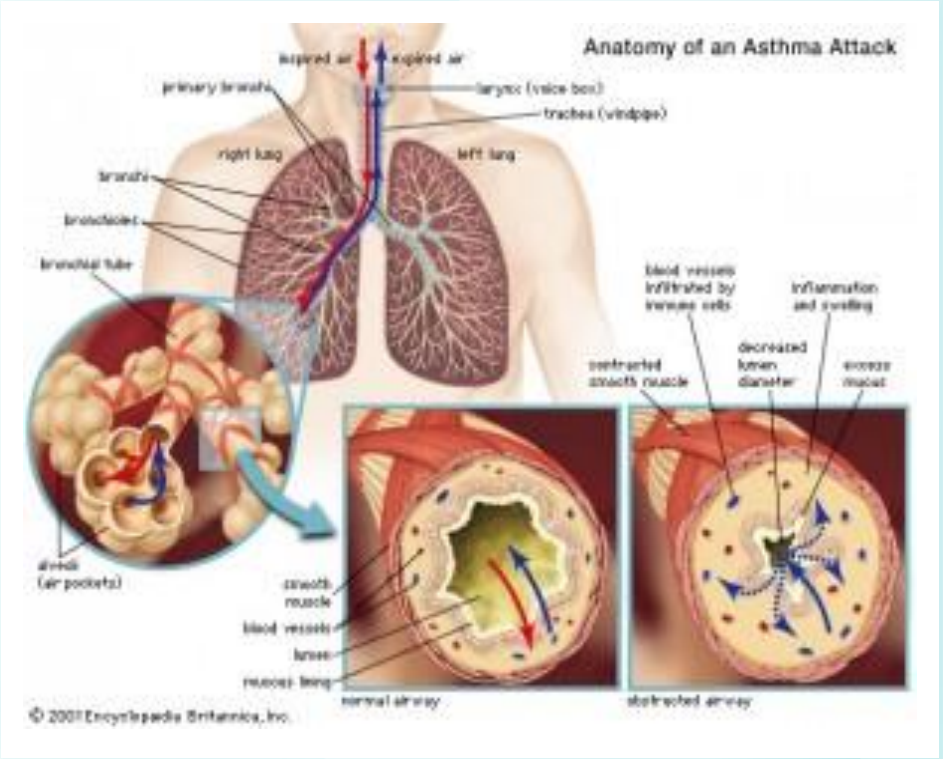
PCA memutar ruang data asli sedemikian rupa sehingga sumbu sistem koordinat baru mengarah ke arah varian data tertinggi. Sumbu atau variabel baru disebut komponen utama (PC) dan diurutkan berdasarkan varians: Komponen pertama, PC-1, mewakili arah varians tertinggi dari data. Arah komponen kedua, PC-2, mewakili yang tertinggi dari varians ortogonal yang tersisa ke komponen pertama.



PENYAKIT ASMA

Penyakit asma (Bronchial asthma; Exercise-induced asthma) adalah suatu keadaan di mana saluran nafas mengalami penyempitan karena hiperaktivitas terhadap rangsangan tertentu.

Diagnosis asma di Rumah Sakit didasarkan oleh gejala yang bersifat episodik, gejala berupa batuk, sesak napas, mengi, rasa berat di dada dan variability yang berkaitan dengan cuaca.
Anamnesis yang baik cukup untuk menegakkan diagnosis, ditambah dengan pemeriksaan jasmani dan pengukuran faal paru terutama reversibility kelainan faal paru, akan lebih meningkatkan nilai diagnostik.



Parameter Diagnosis Asma

Characteristic	Controlled (All of the following)	Partly controlled (Any present in any week)	Uncontrolled
Daytime symptoms	None (2 or less/ week)	More than twice/ week	3 or more features of partly controlled asthma present in any week
Limitations of activities	None	Any	
Noctural symptoms/ awakening	None	Any	
Need for rescue/ "reliever" treatment	None (2 or less/ week)	More than twice/ week	
Lung function (PEF or FEV_1)	Normal	< 80% predicted or personal best (if known) on any day	
Exacerbation	None	One or more/ year	1 in any week

RANCANGAN PENELITIAN

- Kriteria Subyek
- Pengelompokan Subyek Asma
- Koleksi Napas
- Proses Penelitian dan E-nose
- Rancangan Analisis Respon Sensor
- Seleksi Sensor Dominan dan Klasifikasi

Kriteria Subyek

Subyek penelitian terdiri dari 2 kelompok: subyek asma dan subyek sehat.

Subyek asma diambil dari pasien rawat jalan di poli asma rumah sakir dr. Soetomo Surabaya.
Subyek sehat diambil dari para dosen dan karyawan di kampus ITATS.

Semua subyek orang dewasa bukan perokok dengan umur 30 – 58 tahun yang tidak sedang menderita penyakit akut atau kronis.

Pengelompokan Subyek Asma

Pengelompokan subyek asma didasarkan pada standar *GINA* (*Global Initiative for Asthma*) dengan hasil diagnosa menggunakan *ACT* (*Asthma Control Test*)

Nilai ACT		
25	20 - 24	< 20
Terkontol Penuh (TP)	Terkontrol Sebagian (TS)	Tidak Terkontrol (TT)

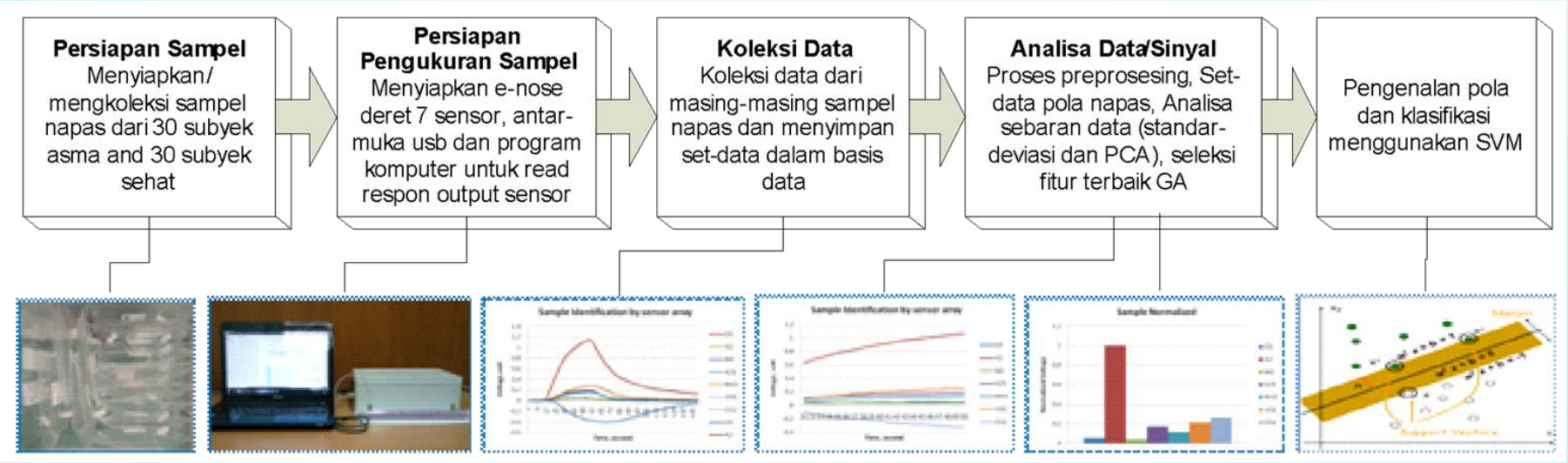
Koleksi Napas

Napas dikoleksi dengan kapasitas manuver dari ekspirasi vital setelah bernapas masuk dan keluar selama 5 menit dengan hidung dijepit (Dragonieri, 2007). Sampel napas disimpan pada kantong tedlar 1L

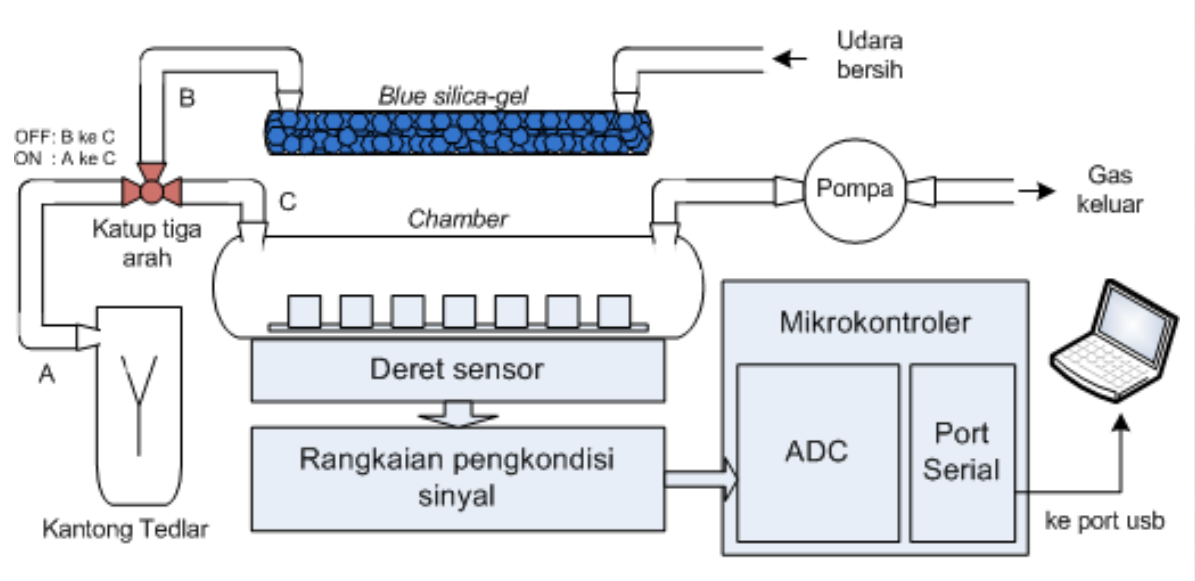
Perencanaan koleksi napas:

Kelas Subyek		Jumlah	Umur
Subyek Sehat		30	30-58
Subyek dengan Asma	Asma Terkontrol Penuh	10	30-48
	Asma Terkontrol Sebagian	10	36-55
	Asma Tidak Terkontrol	10	40-58

Proses Penelitian



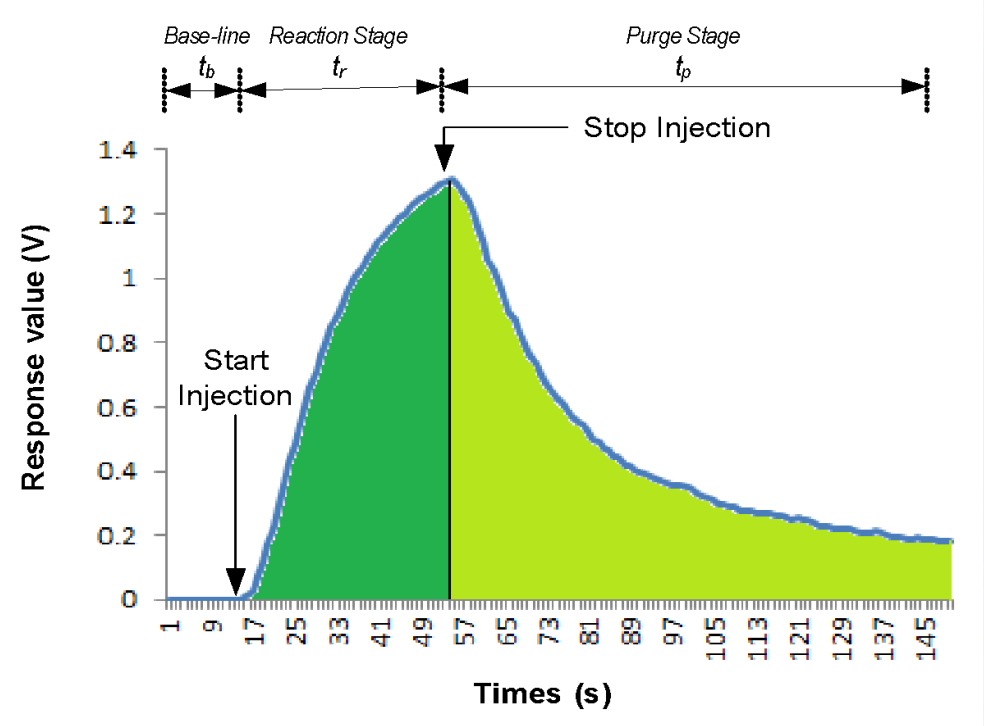
E-nose



Sensor	Gas	Sensitivitas
TGS2600	CO	1 – 30
TGS4161	CO_2	350 – 10000
TGS821	H_2	10 – 1000
TGS2201	NO	0.1 – 10
TGS825	H_2S	5 – 100
TGS826	NH_3	30 – 300
TGS822	VOCs	50 - 5000

Rancangan Analisis Respon Sensor

Respon sensor



Preprosesing

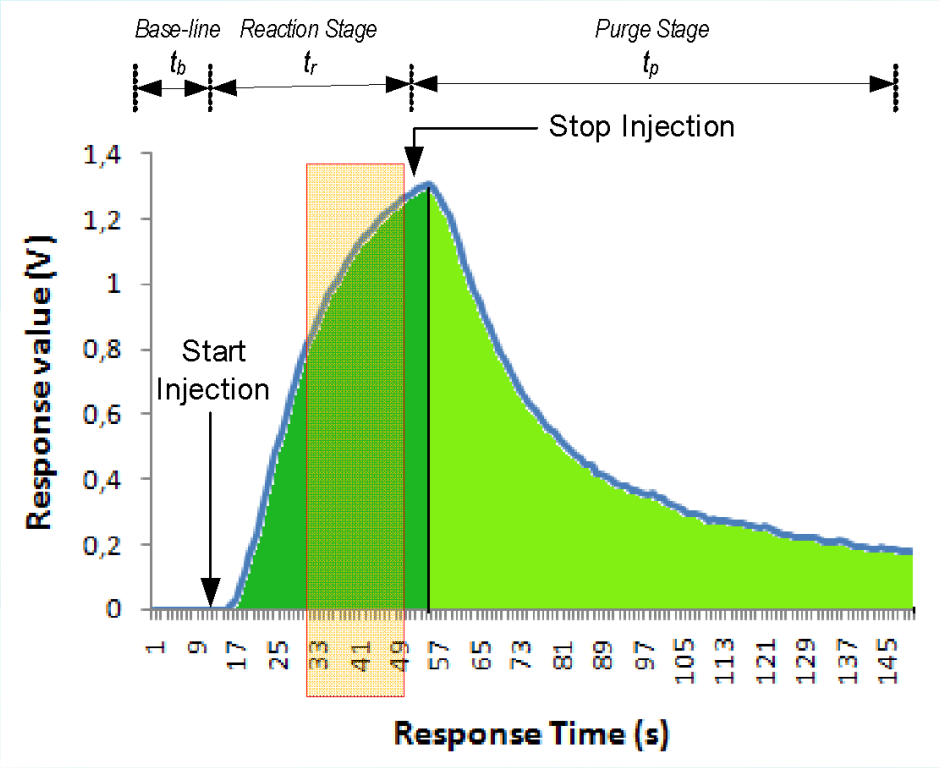
- Koreksi base-line

$$R^{P}{}_{i,s}(t_r) = R_{i,s}(t_r) - \frac{1}{N_b}\sum_{t_b=1}^{N_b} B_{i,s}(t_b)$$

- Normalisasi

$$R^{PN}{}_{i,s}(t_r) = \frac{R^{P}{}_{i,s}(t_r)}{(R^{P}{}_{i,s}(t_r))_{max}}$$

Rancangan Analisis Respon Sensor



Seleksi Sensor Dominan

Menurut J. W. Gardner et el., 2004 dan S. Pardo et al., 2002 kebanyakan pengklasifikasi pengenalan pola dapat memberikan tingkat pengenalan lebih baik dengan menggunakan subset-fitur (*feature-subset*) daripada keseluruhan set-sensor, mengingat faktor redundansi dalam kumpulan data, disebut sebagai korelasi antar fitur. Sebuah aplikasi dapat dibuat disederhanakan menggunakan deret sensor dengan dimensi lebih sedikit sehingga pengklasifikasi bekerja dengan lebih sederhana.

Klasifikasi

No.	Kategori klasifikasi	Jumlah sampel		Tipe klasifikasi
		Training set	*Testing set*	
1	Subyek asma (A)	20	10	Klasifikasi nonlinear biner
	Subyek sehat (H)	20	10	
2	Subyek asma terkontrol penuh (TP)	6	4	Klasifikasi nonlinear biner
	Subyek sehat (H*)	6	4	
3	Subyek asma terkontrol sebagian (TS)	6	4	Klasifikasi nonlinear biner
	Subyek sehat (H*)	6	4	
4	Subyek dengan asma tidak terkontrol (TT)	6	4	Klasifikasi nonlinear biner
	Subyek sehat (H*)	6	4	
5	Subyek asma terkontrol sebagian (TP)	6	4	Klasifikasi nonlinier multi-klas
	Subyek asma terkontrol sebagian (TS)	6	4	
	Subyek dengan asma tidak terkontrol (TT)	6	4	

ANALISA RESPON DERET SENSOR

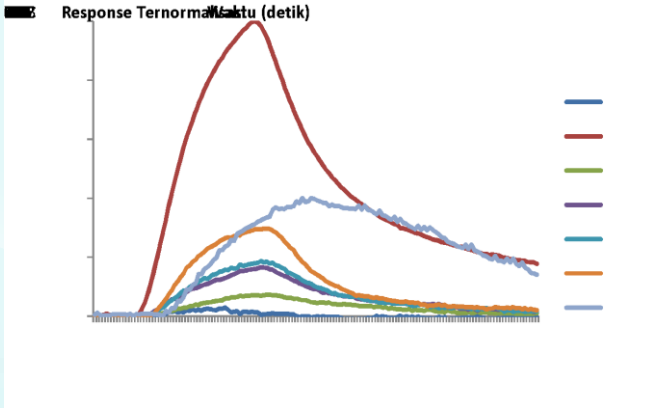
- Respon Output Sensor
- Hasil Analisa Sebaran Data menggunakan SD dan PCA
- Hasil Analisis Sensor Dominan menggunakan AG
- Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Respon Output Sensor

Koleksi napas pada kantong Tedlar

Peralatan analisa napas menggunakan e-nose

Respon Output Sensor



t (detik)	CO	H2	NO	H2S	NH3	VOC	CO2
1	-0.0013	0.001953	0	-0.00293	0.000651	-0.00065	-0.00651
2	-0.00011	-0.00065	0	-0.00065	0.000868	-0.00087	-0.00868
3	-0.00014	0.002387	0	-0.0025	0.001157	0.00047	-0.00669
4	-0.00139	0.000904	0	-0.00398	0.001326	0.002472	-0.01326
5	-0.00181	0.00305	0	-0.00346	0.001479	0.003585	-0.00177
6	-0.00237	0.001644	0.001628	-0.00053	-0.00167	-0.00026	-0.00175
7	-0.0027	0.005145	0.000543	-0.00426	-0.00755	0.003712	0.003708
8	-0.00136	0.002589	0.000723	-0.00127	-0.00405	0.0005	0.002279
9	-0.00265	0.004531	0.000422	-0.00477	-0.00647	0.004008	0.006879
10	-0.00427	0.004326	0.002009	-0.00169	-0.00448	-0.00078	0.009563
11	-0.00198	0.004906	0.00081	-0.00346	-0.00463	0.002054	0.007108
12	0.001497	0.006658	0.00094	-0.00464	-0.00239	-0.00023	0.012067
13	0.001791	0.005808	0.000583	-0.004	-0.00169	0.001586	-0.005
14	0.003049	0.007736	0.005391	-0.00256	-0.00884	0.003058	0.008866
15	0.001939	0.008095	0.005247	-0.00186	-0.00611	0.000897	0.007799
16	0.005243	0.020251	0.006801	-0.00115	-0.00922	-0.00096	-0.00584
29	0.037676	0.591916	0.022776	0.108389	0.065802	0.088929	-0.09873
30	0.038678	0.631071	0.029722	0.116758	0.071925	0.098606	-0.10167
31	0.040425	0.670032	0.027265	0.120947	0.077485	0.113944	-0.12702
32	0.039714	0.705836	0.030389	0.128389	0.083006	0.12391	-0.14947
33	0.036804	0.740524	0.030611	0.133893	0.088328	0.1356	-0.17355
34	0.038852	0.772159	0.034982	0.139836	0.091942	0.146074	-0.17929
35	0.038565	0.800777	0.034885	0.143652	0.096548	0.153461	-0.18923
36	0.04078	0.830627	0.03631	0.146905	0.099288	0.167553	-0.20585
37	0.039795	0.854999	0.036752	0.149261	0.103365	0.174713	-0.20819
38	0.040205	0.877956	0.035747	0.156014	0.105637	0.181797	-0.22265
39	0.044896	0.901871	0.033932	0.155795	0.109381	0.193056	-0.22987
40	0.044968	0.92075	0.032992	0.161228	0.113014	0.200797	-0.25663
41	0.043301	0.943152	0.036957	0.161338	0.112217	0.205503	-0.26471
42	0.047652	0.960168	0.033082	0.163186	0.114791	0.214535	-0.26981
43	0.056685	0.973307	0.029857	0.163839	0.118638	0.219114	-0.29048
44	0.051381	0.991497	0.034	0.164672	0.117523	0.225279	-0.28442
45	0.054251	1.010078	0.031051	0.165168	0.118434	0.232115	-0.29254
46	0.051812	1.022335	0.034705	0.172121	0.118366	0.234822	-0.30951
47	0.053584	1.039125	0.033312	0.172977	0.118647	0.241258	-0.31299
48	0.048478	1.050434	0.034065	0.177207	0.120345	0.242677	-0.32143
49	0.05225	1.063056	0.032225	0.175647	0.122633	0.248551	-0.32378
50	0.046922	1.074288	0.035118	0.178165	0.122334	0.250982	-0.32737
51	0.046922	1.074288	0.035118	0.178165	0.122334	0.250982	-0.32737
52	0.044776	1.087123	0.035468	0.178484	0.126252	0.252123	-0.33098
53	0.04554	1.095145	0.034922	0.181058	0.122575	0.254941	-0.3399
54	0.043452	1.10698	0.034857	0.183649	0.124284	0.256261	-0.35546
55	0.039755	1.113599	0.031397	0.185371	0.126883	0.259268	-0.35386
56	0.036199	1.116495	0.033478	0.186809	0.128318	0.257455	-0.36014
57	0.033782	1.108273	0.033018	0.186234	0.129663	0.262736	-0.37146
149	-0.00376	0.136644	0.010933	-0.01181	-0.02837	0.005703	-0.03942
150	-0.00313	0.133924	0.012753	-0.00872	-0.02767	0.003685	-0.04639

Set-data waktu *base-line stage*, t_b

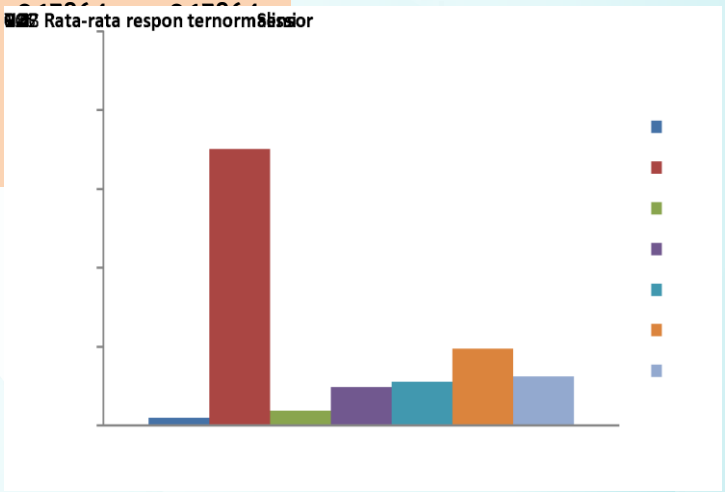
Set-data waktu *reaction stage*, t_r

Set-data waktu *purge stage*, t_p

Respon Output Sensor

detik	CO	H_2	NO	H_2S	NH_3	VOC	CO_2
31	0.01435	0.500731	0.023866	0.065821	0.073596	0.12481	0.12481
32	0.012343	0.533687	0.026826	0.072726	0.080453	0.135047	0.135047
33	0.018663	0.565184	0.027965	0.076456	0.080972	0.153025	0.153025
34	0.016846	0.593178	0.030959	0.083256	0.091569	0.160803	0.160803
35	0.021602	0.619519	0.032337	0.086766	0.098529	0.171016	0.171016
36	0.017699	0.645769	0.037049	0.088575	0.102754		
37	0.021238	0.671437	0.035824	0.091976	0.10811		
38	0.017862	0.691998	0.040241	0.096967	0.114559		
39	0.022799	0.715546	0.041306	0.099765	0.120121		
40	0.023319	0.73676	0.043133	0.102361	0.117615		

Subset-data pola

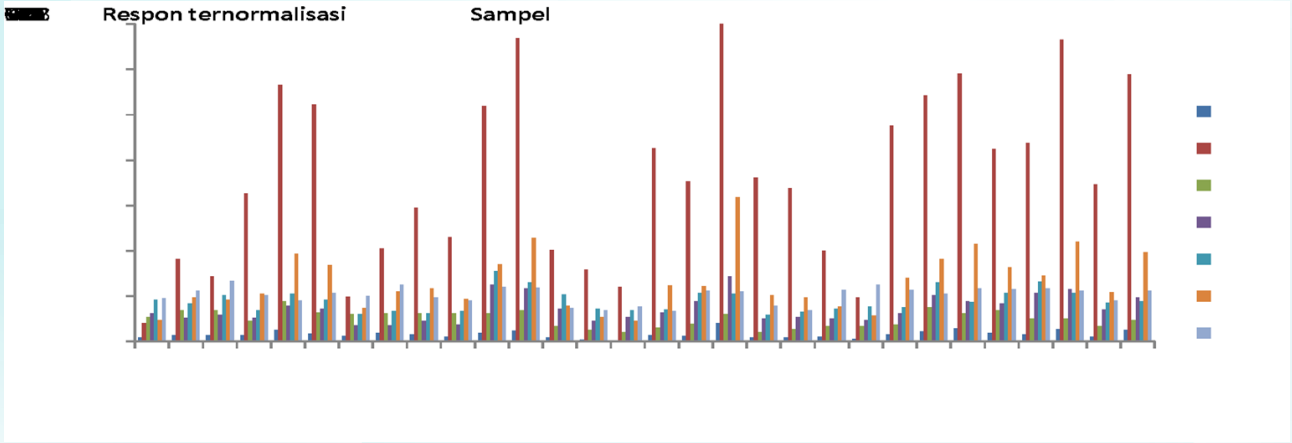


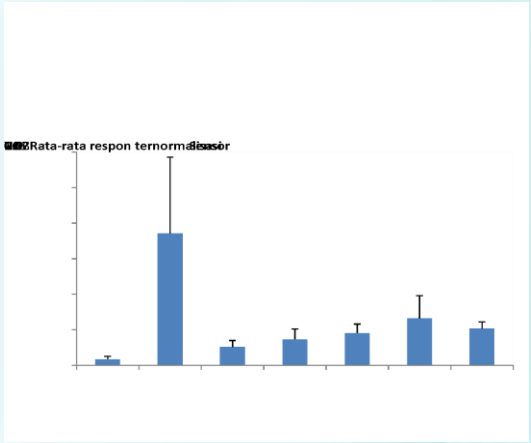
Pola

Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek sehat (H)

	CO	H_2	NO	H_2S	NH_3	VOC	CO_2
Rata-rata	0.03404	0.74201	0.10350	0.14659	0.18228	0.26474	0.20681
SD	0.01632	**0.42974**	0.03558	0.05752	0.04932	0.12711	0.03702

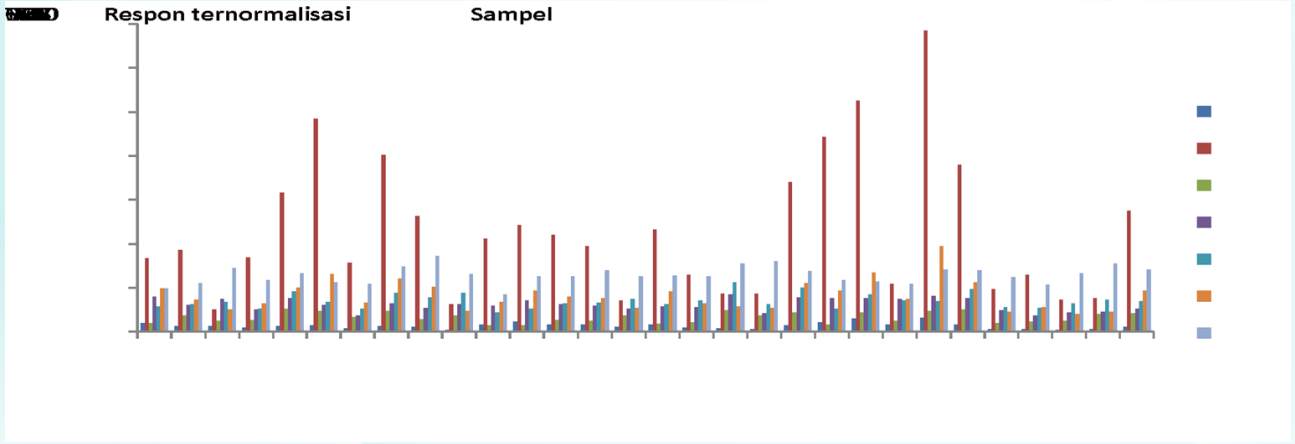


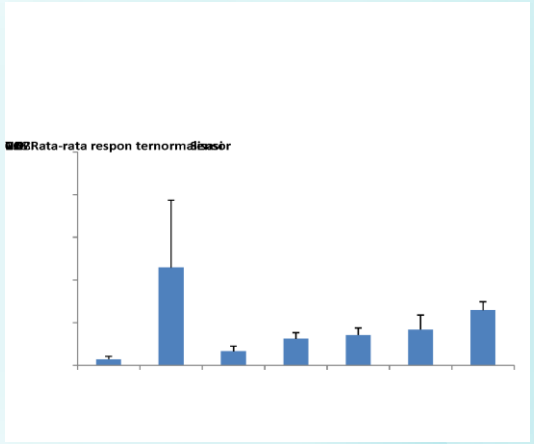


Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma (A)

	CO	H_2	NO	H_2S	NH_3	VOC	CO_2
Rata-rata	0.02827	0.45912	0.06645	0.12471	0.14225	0.16792	0.25905
SD	0.01361	**0.31533**	0.02344	0.02775	0.03253	0.06760	0.03892

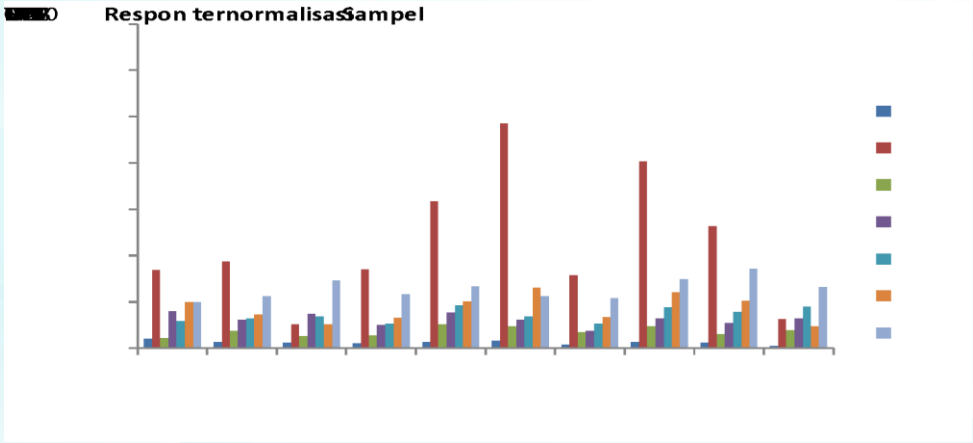


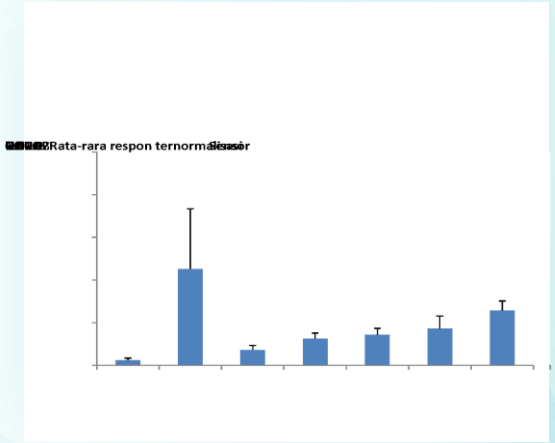


Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma TP

	CO	H_2	NO	H_2S	NH_3	VOC	CO_2
Rata-rata	0.02481	0.45304	0.07218	0.12519	0.14316	0.17273	0.25652
SD	0.00857	**0.28089**	0.02097	0.02568	0.03007	0.05793	0.04500

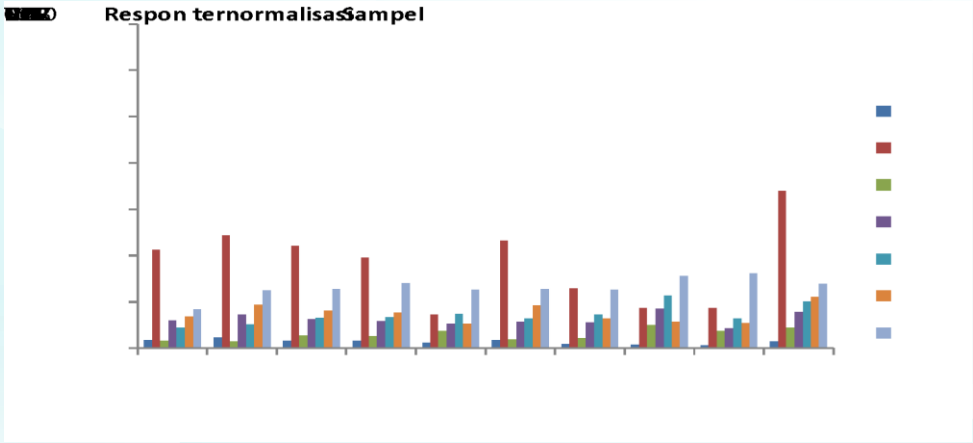


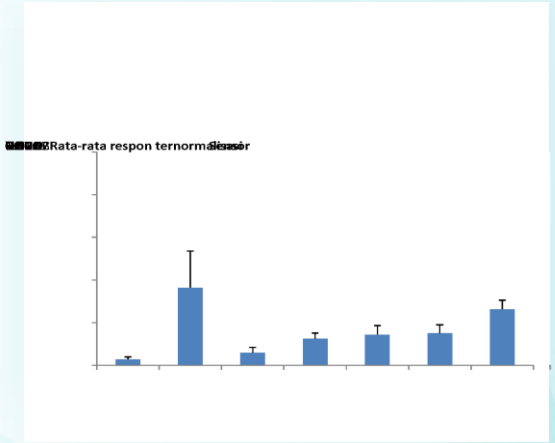


Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma TS

	CO	H_2	NO	H_2S	NH_3	VOC	CO_2
Rata-rata	0.02835	0.36438	0.05892	0.12525	0.14415	0.15096	0.26329
SD	0.01027	0.17181	0.02461	0.02547	0.04173	0.03875	0.04200

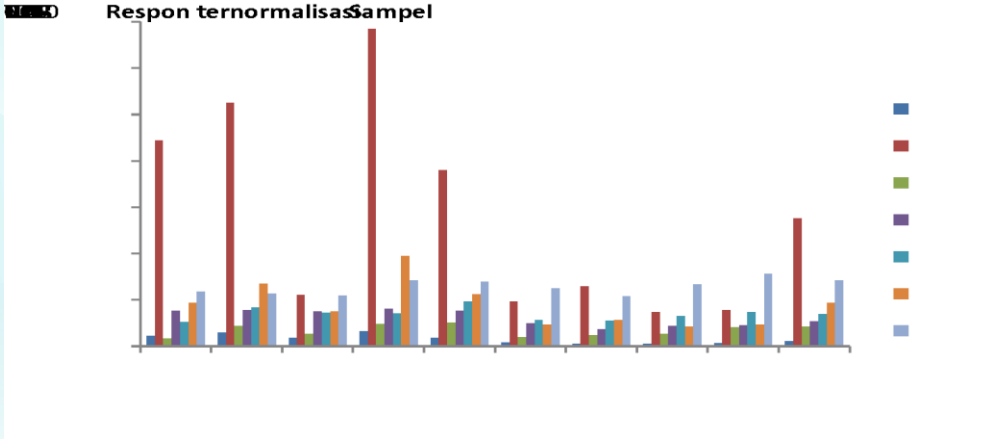


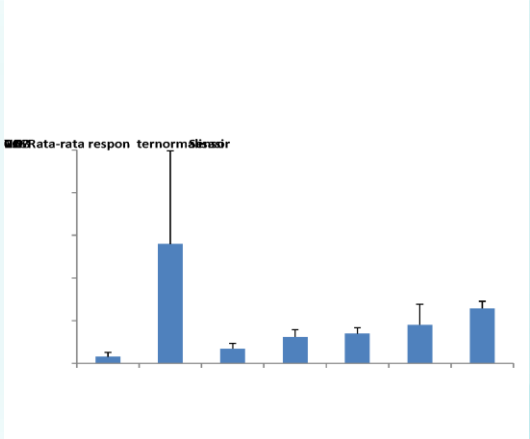


Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma TT

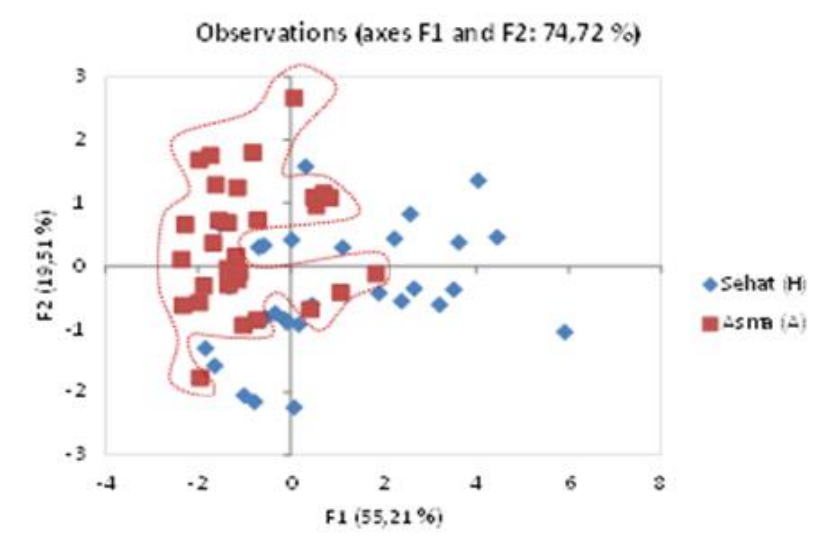
	CO	H_2	NO	H_2S	NH_3	VOC	CO_2
Rata-rata	0.03165	0.55993	0.06824	0.12368	0.13944	0.18008	0.25735
SD	0.01980	0.43666	0.02494	0.03423	0.02740	0.09673	0.03257

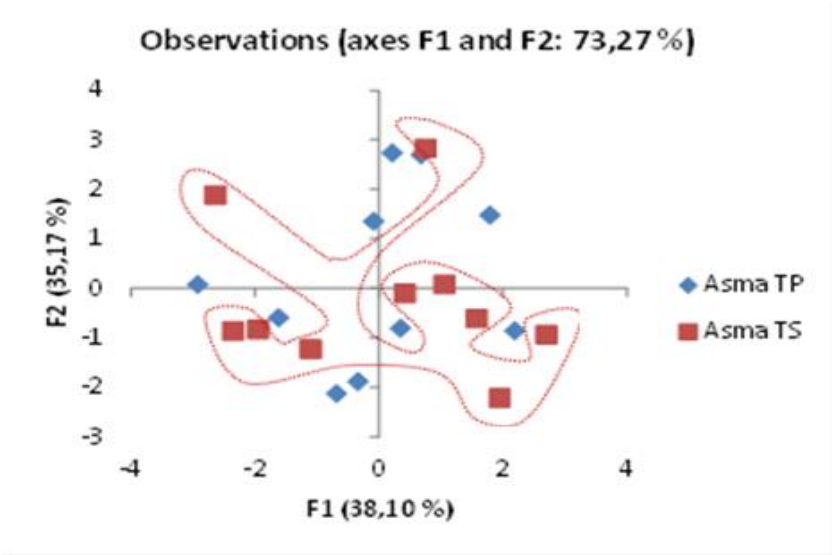




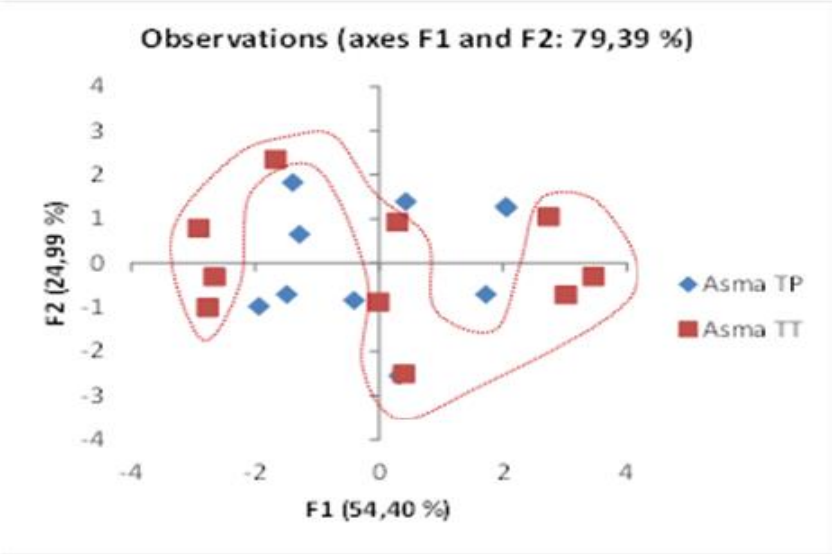
Hasil Analisa Sebaran Data (PCA)

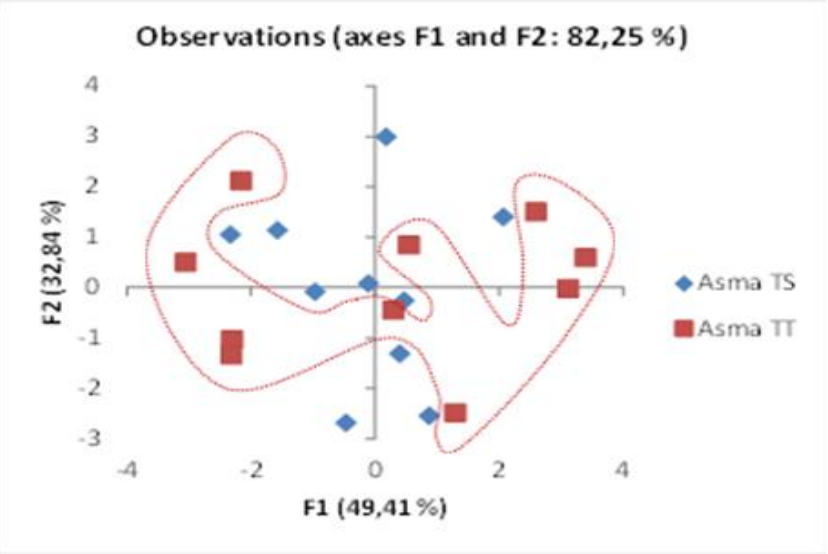
PCA digunakan untuk mengamati sebaran data dari set-data pola masing-masing kelompok subyek dengan memilih dua PC teratas yang digambarkan pada grafik dua dimensi, hasilnya ditunjukkan pada gambar-gambar berikut ini.





Hasil Analisa Sebaran Data (PCA)





Hasil Analisis Sensor Dominan (AG)

Seleksi fitur terbaik biner terhadap subset-data pola subyek sehat (H) dan asma (A) dari respon 7 sensor

Rangkuman seleksi AG subset-data pola 2 kelas

n fitur	Fitur terbaik	Akurasi (%)
6	H_2, NO, H_2S, NH_3, VOC dan CO_2	94,67
5	CO, NO, NH_3, VOC dan CO_2	93,83
4	CO, NO, VOC dan CO_2	91,00
3	NO, VOC dan CO_2	88,50
2	NO dan CO_2	83,67

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan tujuh fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 2 klas untuk klas asma (A) dan sehat (H)

			Hasil prediksi		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
			Positip	Negatip			
Kondisi aktual	Asma (A)	Positip	9,0	1,0	90	76	83
	Sehat (H)	Negatip	2,4	7,6			

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan tujuh fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 3 klas untuk klas asma dengan tingkat keparahan berbeda

		Hasil prediksi			Akurasi
		Asma TP	Asma TS	Asma TT	%
Kondisi Aktual	Asma TP	2,1	1,1	0,8	59
	Asma TS	1,6	2,4	0	
	Asma TT	0,8	1,2	2,0	

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan enam fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 2 klas untuk klas asma (A) dan sehat (H)

			Hasil prediksi		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
			Positip	Negatip			
Kondisi aktual	Asma	Positip	9,5	0,5	95	73	84
	Sehat	Negatip	2,7	7,3			

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan lima fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 2 klas untuk klas asma (A) dan sehat (H)

			Hasil prediksi		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
			Positip	Negatip			
Kondisi aktual	Asma	Positip	9,4	0,6	94	76	85
	Sehat	Negatip	2,4	7,6			

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan empat fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 2 klas untuk klas asma (A) dan sehat (H)

			Hasil prediksi		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
			Positip	Negatip			
Kondisi aktual	Asma	Positip	8,0	2,0	80	74	77
	Sehat	Negatip	2,6	7,4			

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan tiga fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 2 klas untuk klas asma (A) dan sehat (H)

			Hasil prediksi		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
			Positip	Negatip			
Kondisi aktual	Asma	Positip	8,5	1,5	85	82	83,5
	Sehat	Negatip	1,8	8,2			

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Klasifikasi menggunakan dua fitur

Klasifikasi SVM biner non-linier 2 klas untuk klas asma (A) dan sehat (H)

			Hasil prediksi		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
			Positip	Negatip			
Kondisi aktual	Asma	Positip	9,6	0,4	96	70	83
	Sehat	Negatip	3,0	7,0			

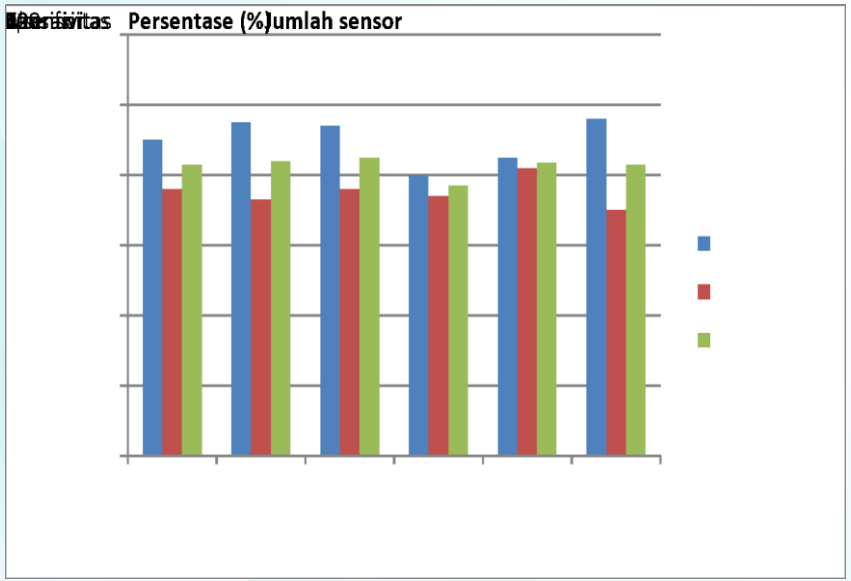
Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

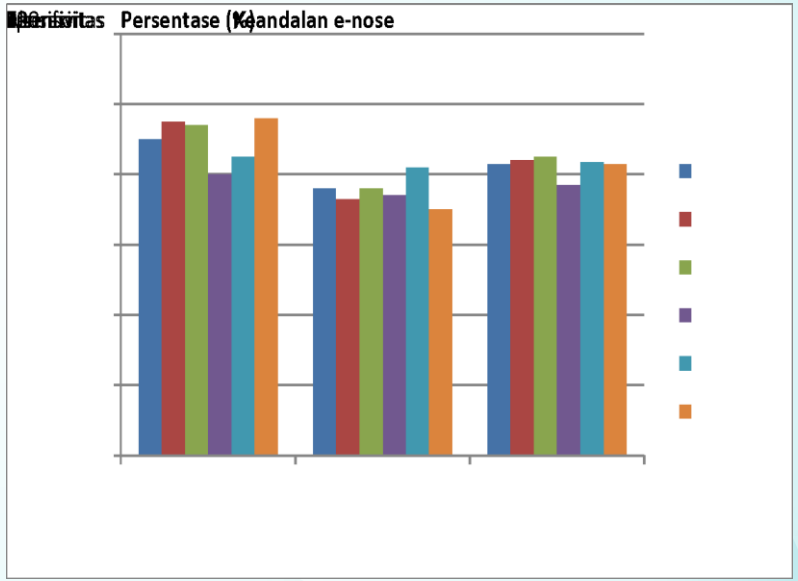
Rangkuman hasil klasifikasi SVM biner non-linier kategori-1untuk n fitur

n fitur	Sensor-sensor	Hasil Klasifikasi		
		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
semua	CO, H_2, NO, H_2S, NH_3, VOC dan CO_2	90	76	83
6	H_2, NO, H_2S, NH_3, VOC dan CO_2	95	73	84
5	CO, NO, NH_3, VOC dan CO_2	94	76	85
4	CO, NO, VOC dan CO_2	80	74	77
3	NO, VOC dan CO_2	85	82	83,5
2	NO dan CO_2	96	70	83

Hasil Klasifikasi menggunakan SVM

Hasil analisa keandalan sistem e-nose (sensitivitas, spesifisitas dan akurasi) untuk variasi jumlah sensor terpilih





KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, sistem identifikasi napas untuk subjek sehat dan asma dengan tingkat keparahan yang berbeda menggunakan e-nose. Sistem e-nose telah menunjukkan kinerja baik dengan mengidentifikasi gas yang terkandung dalam napas.

Sistem menghasilkan respon sinyal yang diproses dalam tiga tahap, yaitu preprosesing, subset-data pola dan klasifikasi. Subset-data pola adalah set data yang diambil dari sebagian kecil pada reaction stage yang dianggap mewakili semua respon sinyal.

Sedangkan klasifikasi dilakukan oleh metode SVM, yang merupakan teknik yang efektif untuk menganalisis campuran gas secara kuantitatif karena kemampuannya untuk menyelesaikan masalah sensitivitas silang dari array sensor gas.

KESIMPULAN

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem dengan menggunakan klasifikasi SVM non-linier multi-kelas memberikan akurasi yang cukup rendah untuk membedakan antara subyek asma dengan beberapa derajat keparahan dengan tingkat akurasi 83%.

Dengan menggunakan SVM biner non-linear, sistem ini dapat membedakan antara subyek asma Terkontrol Sebagian dengan sunyek asma Tidak Terkontrol dengan akurasi 78,8%. Namun, sistem ini memberikan sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi yang tinggi untuk mengenali subyek sehat dan asma.

Penggunaan lima sensor gas dalam sistem *e-nose* menunjukkan hasil akurasi terbaik dalam klasifikasi dengan nilai 85,0%. Penelitian ini menunjukkan bahwa gas-gas CO, NO, NH3, VOC dan CO2 yang terkandung dalam nafas yang dapat digunakan sebagai *biomarker* asma.

SEKIAN - TERIMAKASIH