



# **ANALISA UDARA PERNAPASAN MENGUNAKAN 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**

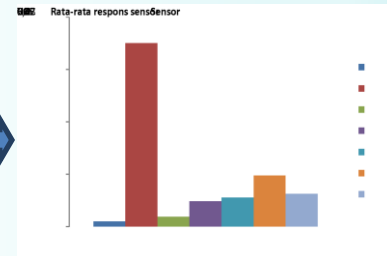


**Kesimpulan**



# 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



mencari alternatif diagnosa  
penyakit menggunakan metode  
non-invasive



**Pengembangan  
aplikasi analisa  
udara pernapasan  
sebagai alat  
diagnostik**

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

# 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)**

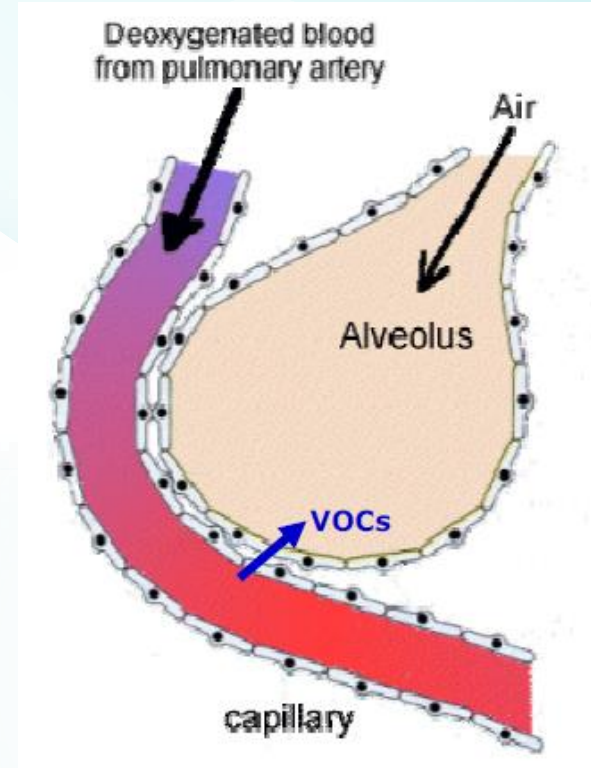
**“Riwayat metabolik dari proses metabolisme mewakili kondisi kimiawi internal tubuh manusia. Semua yang dikeluarkan oleh tubuh manusia dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk mendiagnosa penyakit”**

# 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 (aseton, 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 )

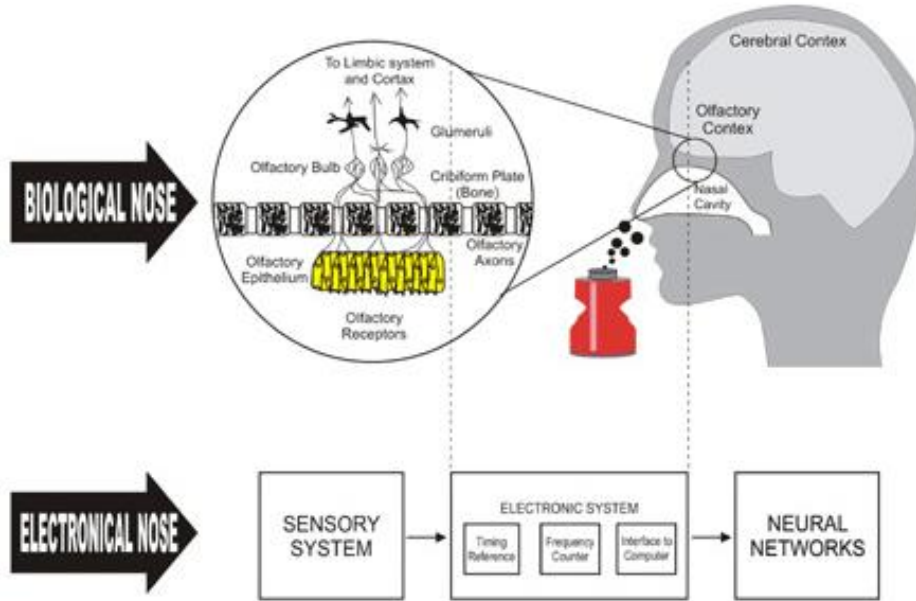
# ● ANALISA NAPAS MENGGUNAKAN E-NOSE

Penyakit / Peneliti & Tahun	Jumlah Subyek	Implementasi sistem		Hasil analisis
		Sensor	Algoritma	
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 disease, 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

## ELECTRONIC NOSE CONCEPT

4to40



### E-NOSE :

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

# ● SENSOR GAS

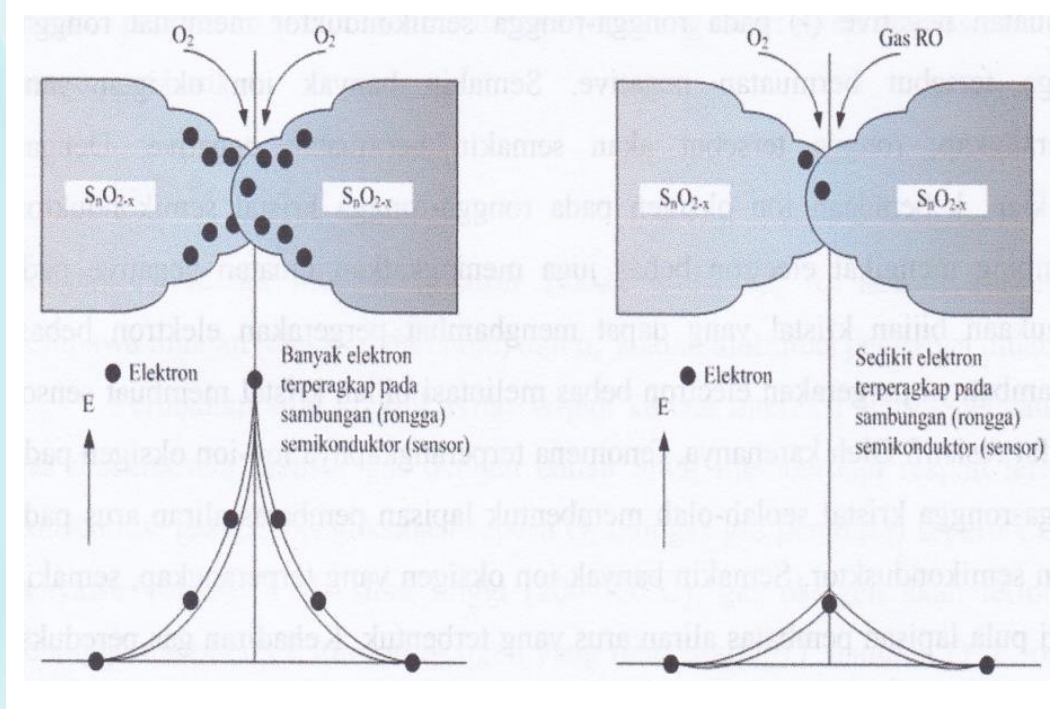
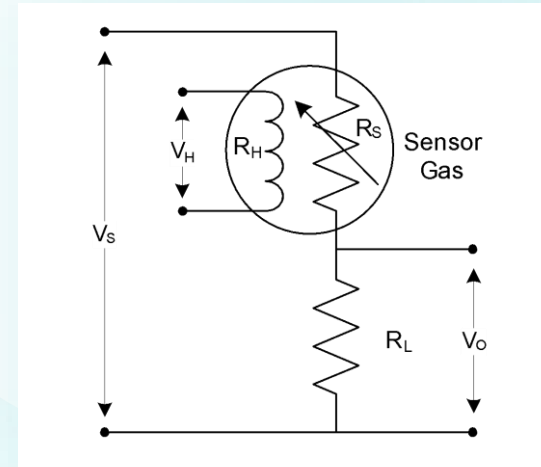


Diagram konduktivitas sensor gas  $SnO_2$   
(a) konduktivitas sensor menurun karena teradsorpsinya gas oksigen  
(b). Konduktivitas sensor menaik karena kehadiran gas pereduksi

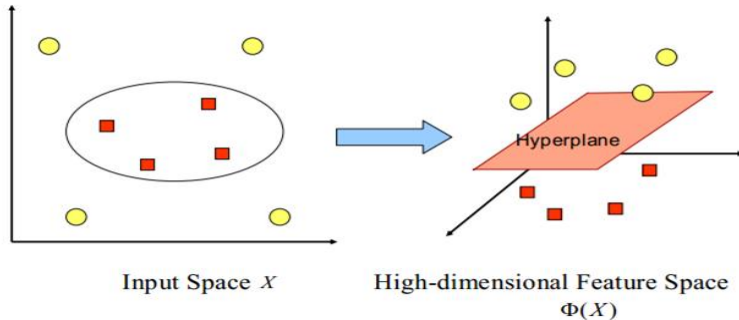
Mempunyai 2 fungsi yaitu: receptor dan transducer. Sensor jenis MOS banyak digunakan pada sistem e-nose. Sensor ini terbuat dari bahan semikonduktor intrinsik tipe n seperti  $SnO_2$ . Respon terhadap paparan gas berupa perubahan sifat konduktivitasnya ( $\sigma_s$ )



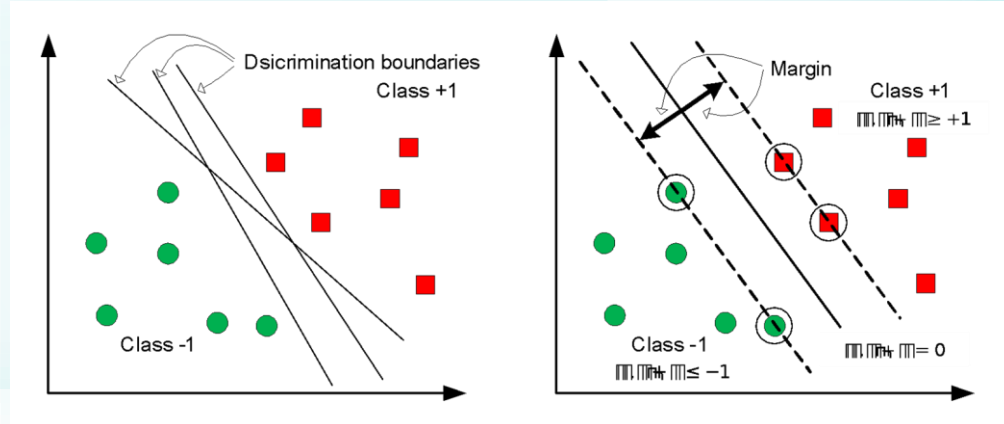
# SUPPORT VECTOR MACHINE

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

Non Linier

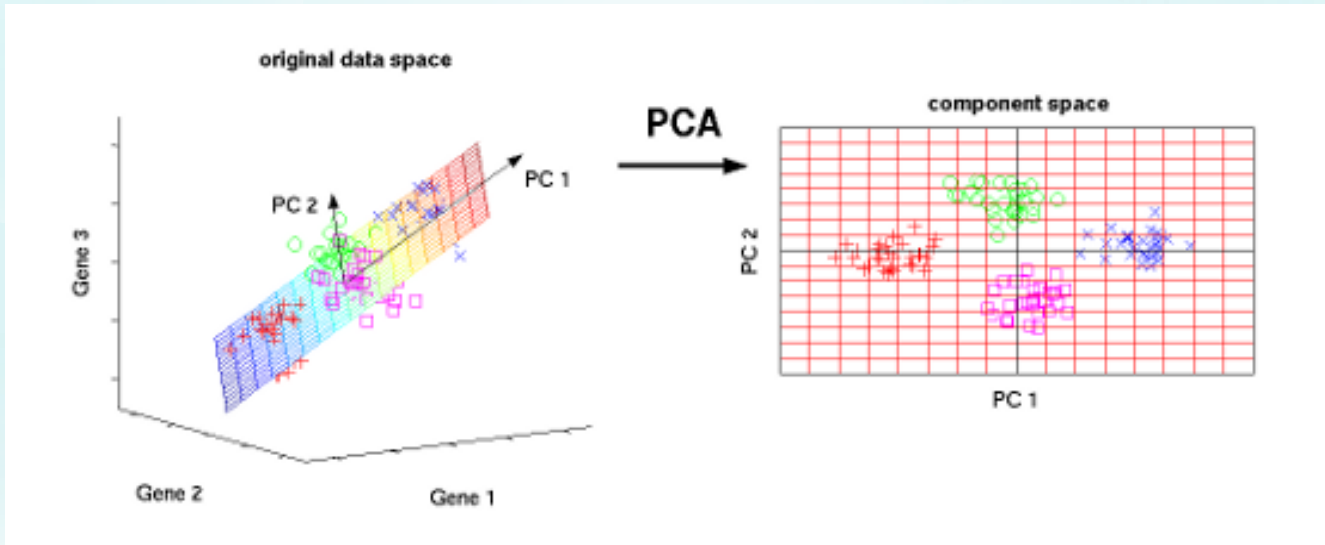


Linier



# ● 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.

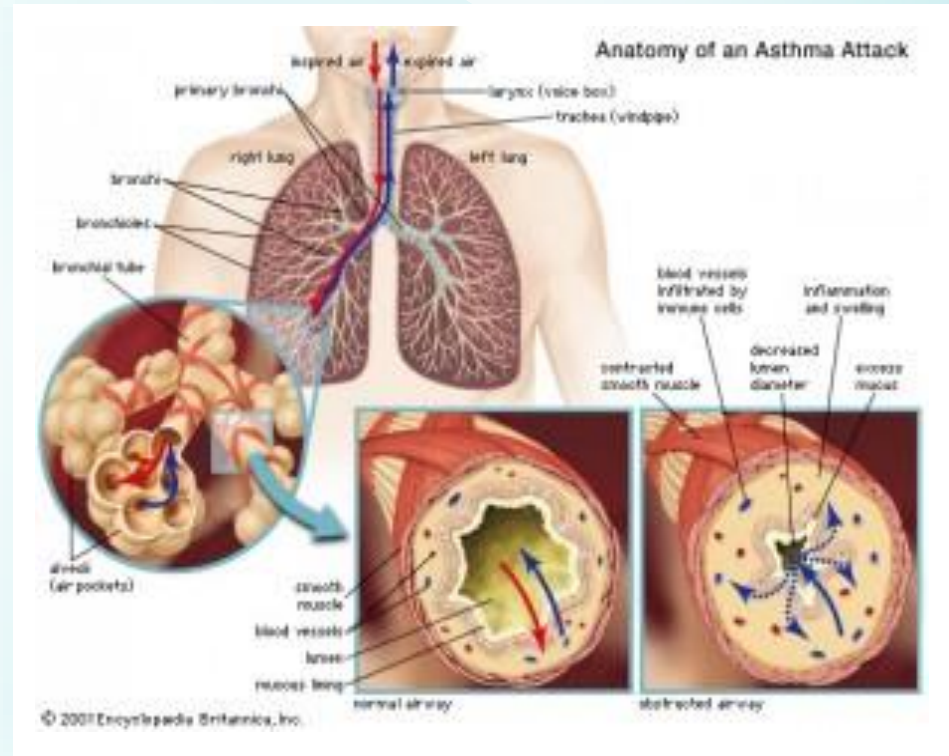


# ● PENYAKIT ASMA

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	
Nocturnal symptoms/awakening	None	Any	
Need for rescue/ "reliever" treatment	None (2 or less/ week)	More than twice/ week	
Lung function (PEF or FEV <sub>1</sub> )	Normal	< 80% predicted or personal best (if known) on any day	
Exacerbation	None	One or more/ year	1 in any week

## Asthma Control Test™

25

### LANGKAH 1:

Lingkari nilai Anda di setiap pertanyaan dan tuliskan nilai tersebut di box/kotak yang tersedia di sebelah kanannya - jawablah dengan jujur

#### Pertanyaan

Selama 4 minggu terakhir, seberapa sering asma mengganggu Anda untuk melakukan pekerjaan sehari-hari (kantor, rumah, dll)? Nilai

1  Selalu  1  Sering  2  Kadang-kadang  3  Jarang  4  Tidak pernah  5

Selama 4 minggu terakhir, seberapa sering Anda mengalami sesak nafas?

2  Lebih dari 1 kali sehari  1  Sekali sehari  2  3-4 kali seminggu  3  1-2 kali seminggu  4  Tidak pernah  5

Selama 4 minggu terakhir, seberapa sering asma (bengek, batuk-batuk, sesak nafas, nyeri dada) menyebabkan Anda terbangun malam/lebih awal?

3  4 kali/lebih dalam seminggu  1  2-3 kali seminggu  2  Sekali seminggu  3  1-2 kali sebulan  4  Tidak pernah  5

Selama 4 minggu terakhir, seberapa sering Anda menggunakan obat simtom/ obat oral untuk melegakan pemapasan?

4  3 kali/lebih sehari  1  1-2 kali sehari  2  2-3 kali seminggu  3  1 kali seminggu/ kurang  4  Tidak pernah  5

Menurut Anda, bagaimana tingkat kontrol asma Anda dalam 4 minggu terakhir?

5  Tidak terkontrol sama sekali  1  Kurang terkontrol  2  Cukup terkontrol  3  Terkontrol dengan baik  4  Terkontrol sepenuhnya  5

LANGKAH 2: Jumlah nilai masing-masing pertanyaan untuk mendapatkan nilai total

Total

### Arti Nilai ACT Anda;

**25 - Terkontrol Penuh**

Anda sudah terkontrol. Perahankan pengobatan yang digunakan. Selalu hindari pencetus dan tetap berkonsultasi dengan Dokter Anda.

**20-24 - Terkontrol Sebagian**

Asma cukup terkontrol tetapi belum total. Konsultasikan pada Dokter Anda cara untuk mencapai kondisi terkontrol penuh. Edukator asma siap membantu Anda.

**< 19 : Tidak Terkontrol**

Asma belum terkontrol. Konsultasikan kepada dokter untuk mendapatkan program pengobatan agar dapat mencapai kondisi asma terkontrol penuh. Edukator asma siap membantu Anda.

# 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 sakit 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
<b>Terkontrol Penuh (TP)</b>	<b>Terkontrol Sebagian (TS)</b>	<b>Tidak Terkontrol (TT)</b>



## 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

## Persiapan Sampel

Menyiapkan/  
mengkoleksi sampel  
napas dari 30 subyek  
asma and 30 subyek  
sehat



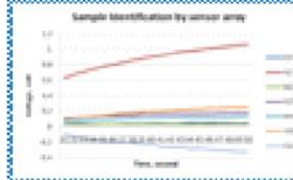
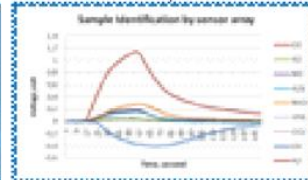
## Persiapan Pengukuran Sampel

Menyiapkan e-nose  
deret 7 sensor, antar-  
muka usb dan program  
komputer untuk read  
respon output sensor



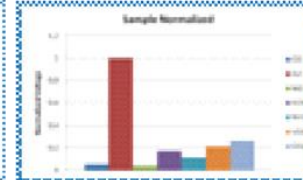
## Koleksi Data

Koleksi data dari  
masing-masing sampel  
napas dan menyimpan  
set-data dalam basis  
data



## Analisa Data/Sinyal

Proses preprosesing, Set-  
data pola napas, Analisa  
sebaran data (standar-  
deviasi dan PCA), seleksi  
fitur terbaik GA

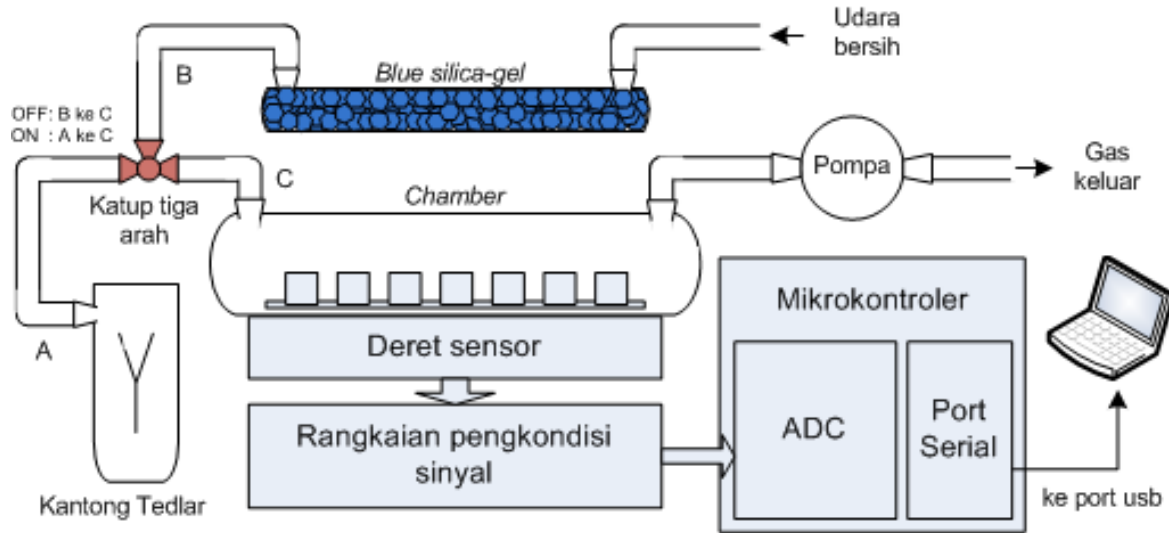


Pengenalan pola  
dan klasifikasi  
menggunakan SVM





# E-nose

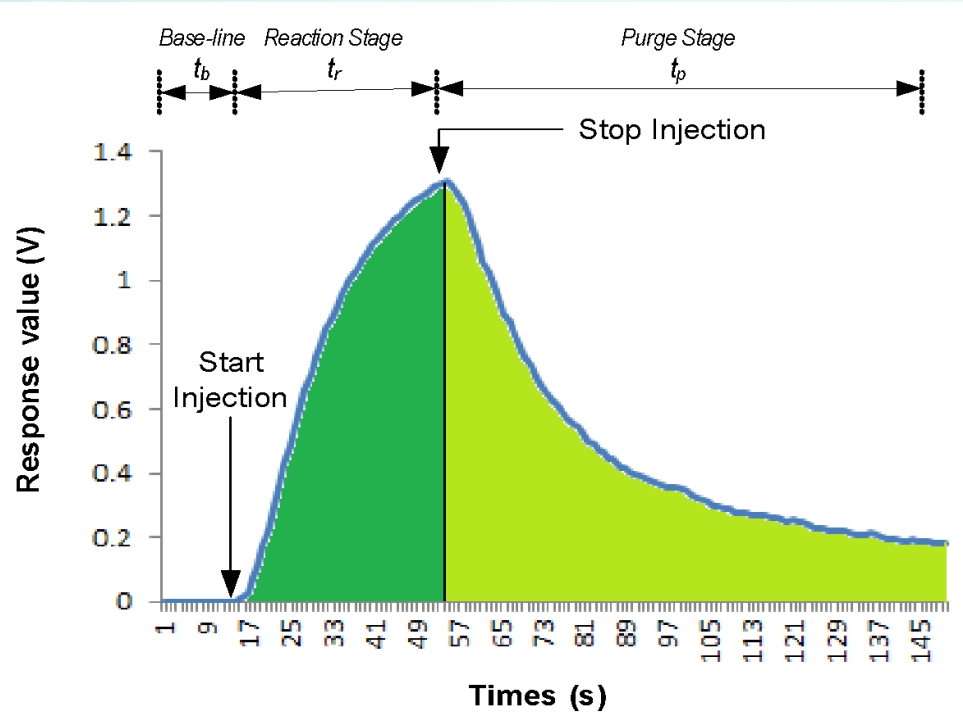


Sensor	Gas	Sensitivitas
TGS2600	CO	1 - 30
TGS4161	CO <sub>2</sub>	350 - 10000
TGS821	H <sub>2</sub>	10 - 1000
TGS2201	NO	0.1 - 10
TGS825	H <sub>2</sub> S	5 - 100
TGS826	NH <sub>3</sub>	30 - 300
TGS822	VOCs	50 - 5000



# Rancangan Analisis Respon Sensor

## Respon sensor



## Preprocessing

### - Koreksi base-line

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

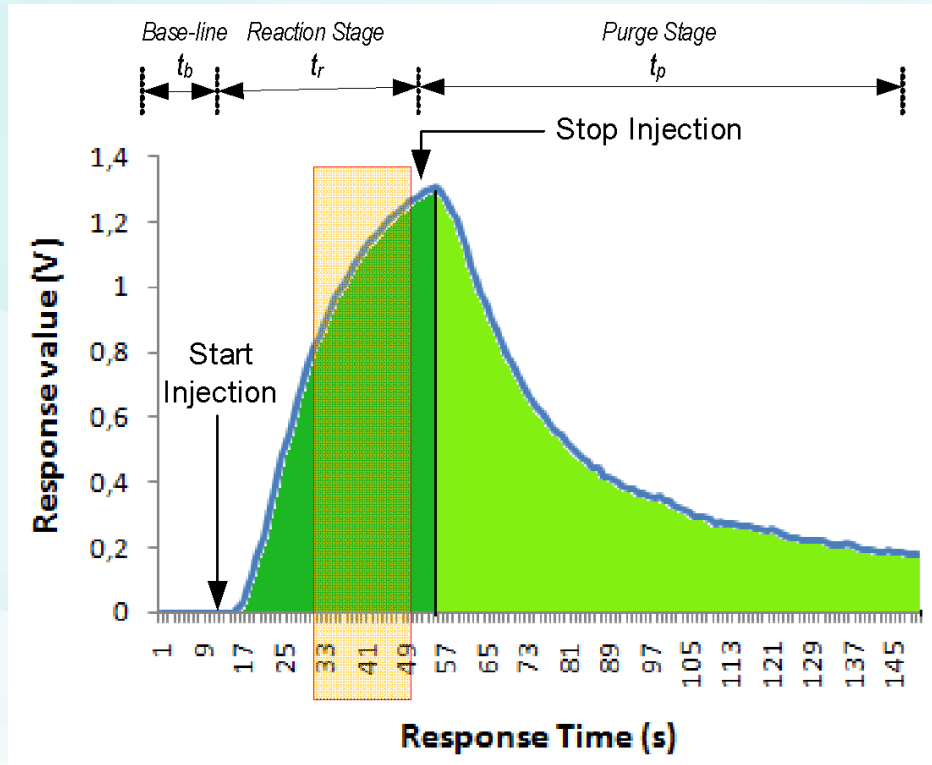
### - Normalisasi

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





# Rancangan Analisis Respon Sensor





## Seleksi Sensor Dominan

Menurut J. W. Gardner et al., 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
		<i>Training set</i>	<i>Testing set</i>	
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**



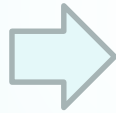
**Hasil Klasifikasi menggunakan SVM**



# Respon Output Sensor



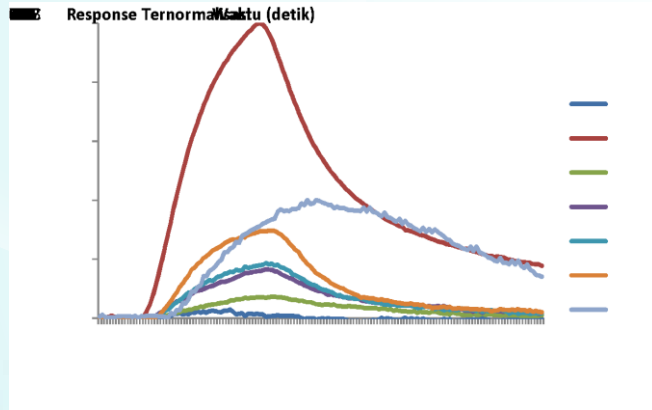
**Koleksi napas pada kantong Tedlar**



**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	0.000755	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,  $t_p$

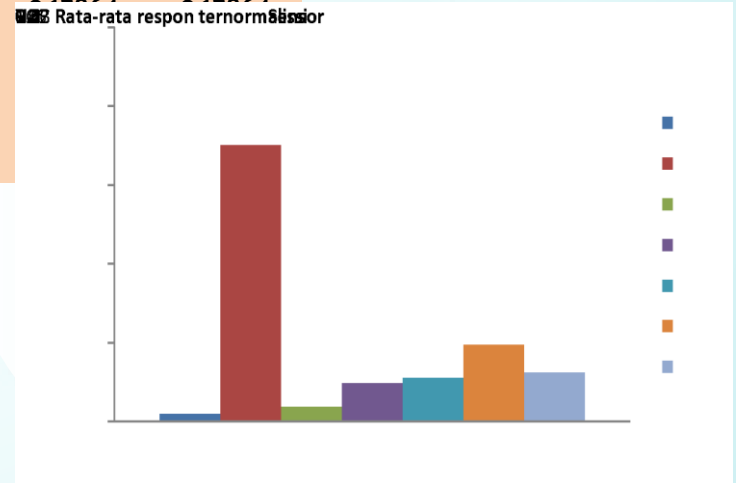


# Respon Output Sensor

detik	CO	H <sub>2</sub>	NO	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	VOC	CO <sub>2</sub>
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	0.175016	0.175016
37	0.021238	0.671437	0.035824	0.091976	0.10811	0.175016	0.175016
38	0.017862	0.691998	0.040241	0.096967	0.114559	0.175016	0.175016
39	0.022799	0.715546	0.041306	0.099765	0.120121	0.175016	0.175016
40	0.023319	0.73676	0.043133	0.102361	0.117615	0.175016	0.175016

Subset-data pola

Pola

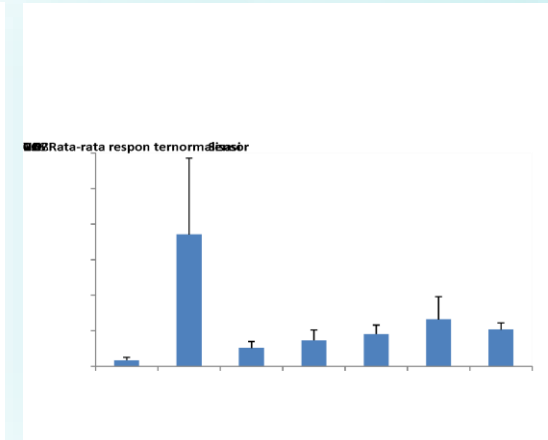
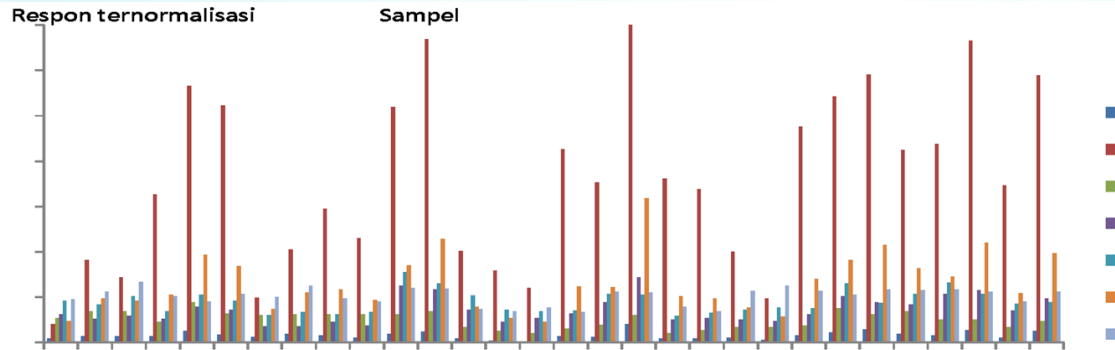




# Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

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

	CO	H <sub>2</sub>	NO	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	VOC	CO <sub>2</sub>
Rata-rata	0.03404	0.74201	0.10350	0.14659	0.18228	0.26474	0.20681
SD	0.01632	<b>0.42974</b>	0.03558	0.05752	0.04932	0.12711	0.03702



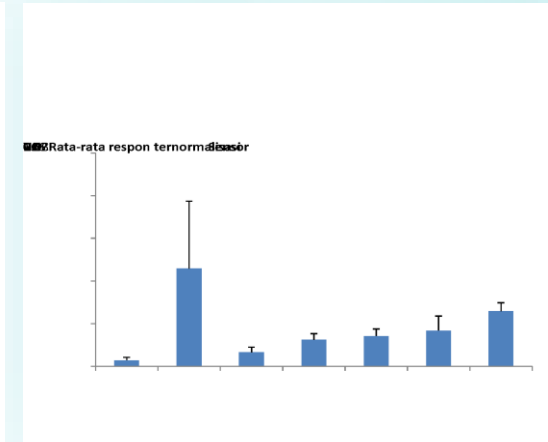
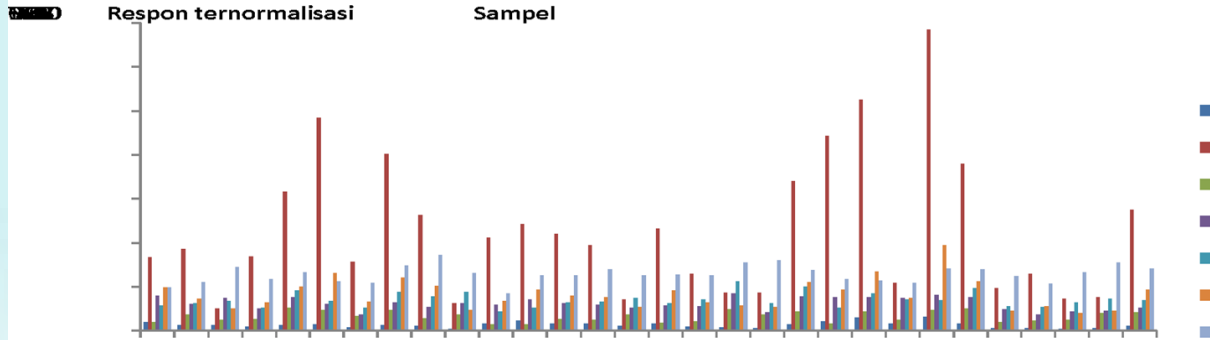




# Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

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

	CO	H <sub>2</sub>	NO	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	VOC	CO <sub>2</sub>
Rata-rata	0.02827	0.45912	0.06645	0.12471	0.14225	0.16792	0.25905
SD	0.01361	<b>0.31533</b>	0.02344	0.02775	0.03253	0.06760	0.03892



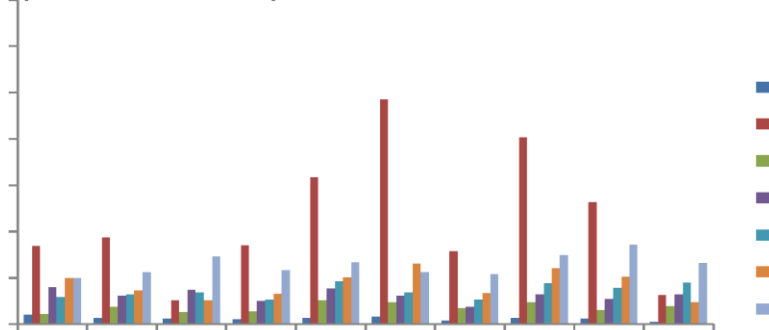


# Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

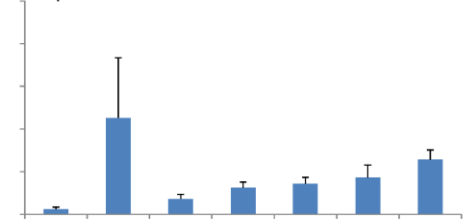
SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma TP

	CO	H <sub>2</sub>	NO	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	VOC	CO <sub>2</sub>
Rata-rata	0.02481	0.45304	0.07218	0.12519	0.14316	0.17273	0.25652
SD	0.00857	<b>0.28089</b>	0.02097	0.02568	0.03007	0.05793	0.04500

Respon ternormalisasi sampel



Rata-rata respon ternormalisasi



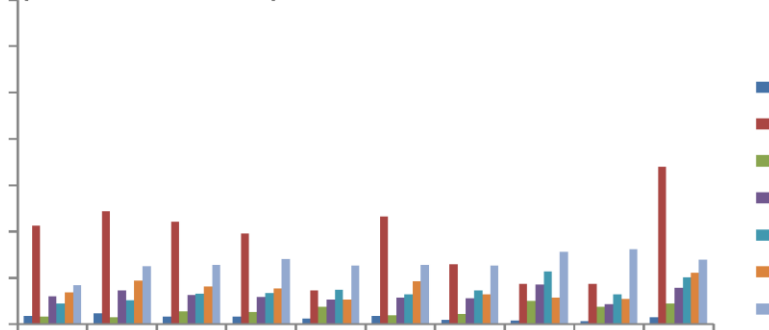


# Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

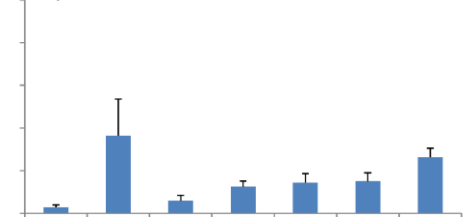
SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma TS

	CO	H <sub>2</sub>	NO	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	VOC	CO <sub>2</sub>
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

Respon ternormalisasi sampel



Rata-rata respon ternormalisasi sensor

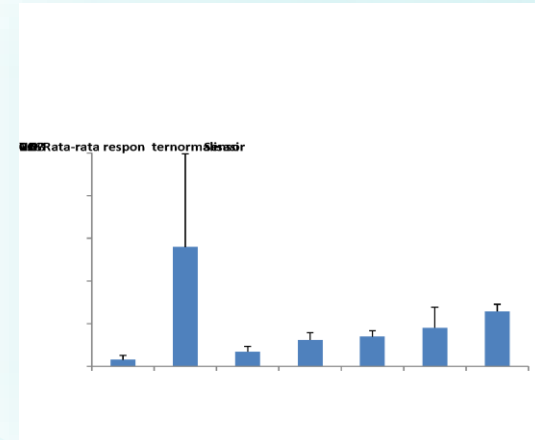
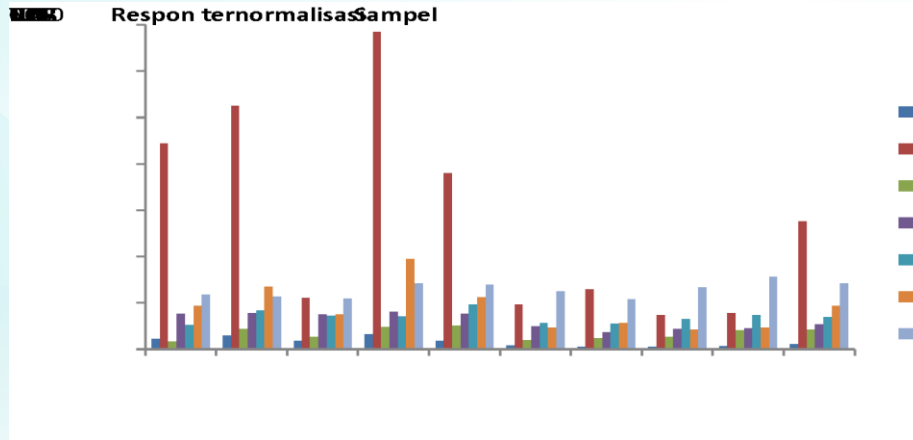




# Hasil Analisa Sebaran Data (SD / PCA)

SD masing-masing respon sensor untuk kelas subyek asma TT

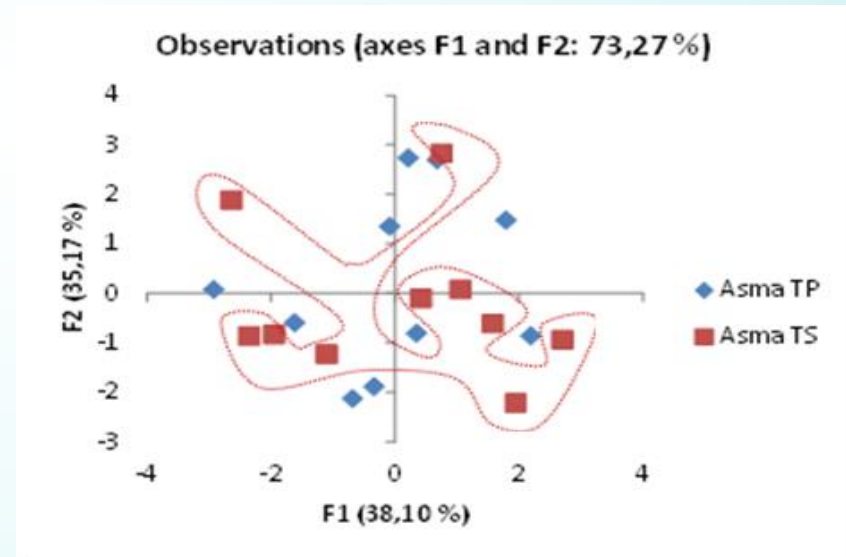
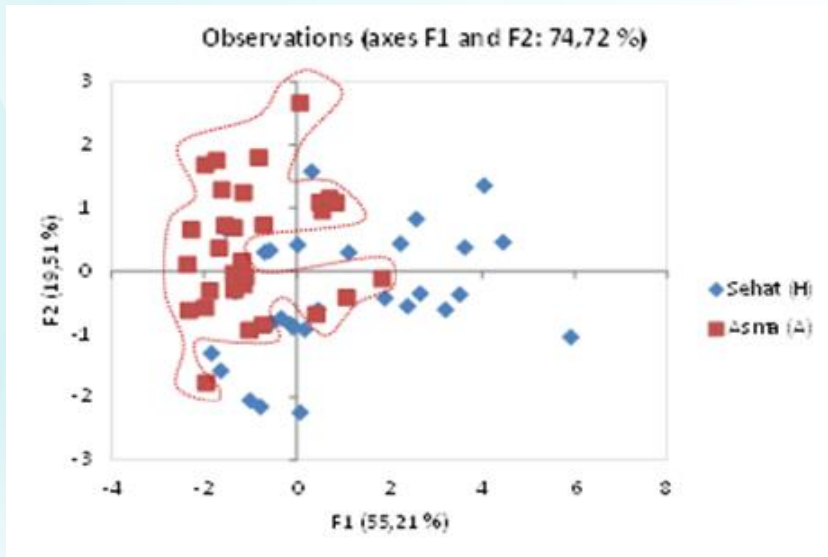
	CO	H <sub>2</sub>	NO	H <sub>2</sub> S	NH <sub>3</sub>	VOC	CO <sub>2</sub>
Rata-rata	0.03165	0.55993	0.06824	0.12368	0.13944	0.18008	0.25735
SD	0.01980	0.43666	0.02494	0.03423	0.02740	0.09673	0.03257





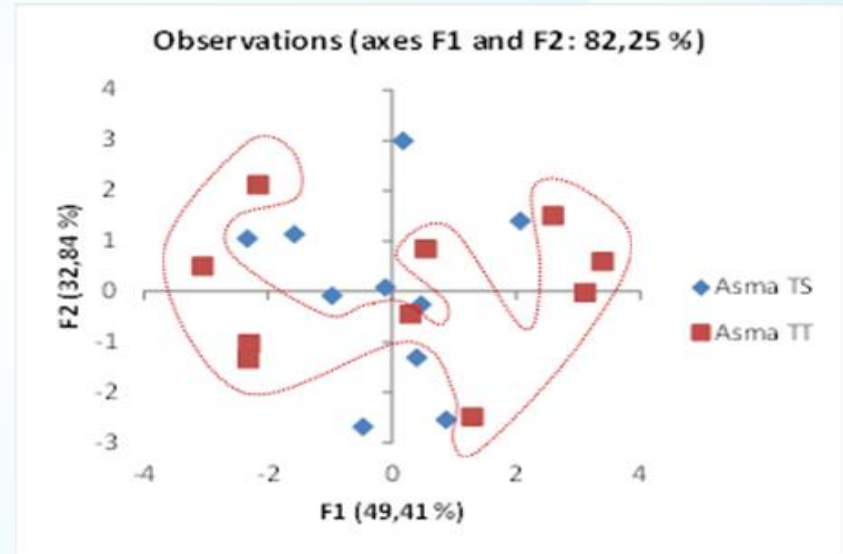
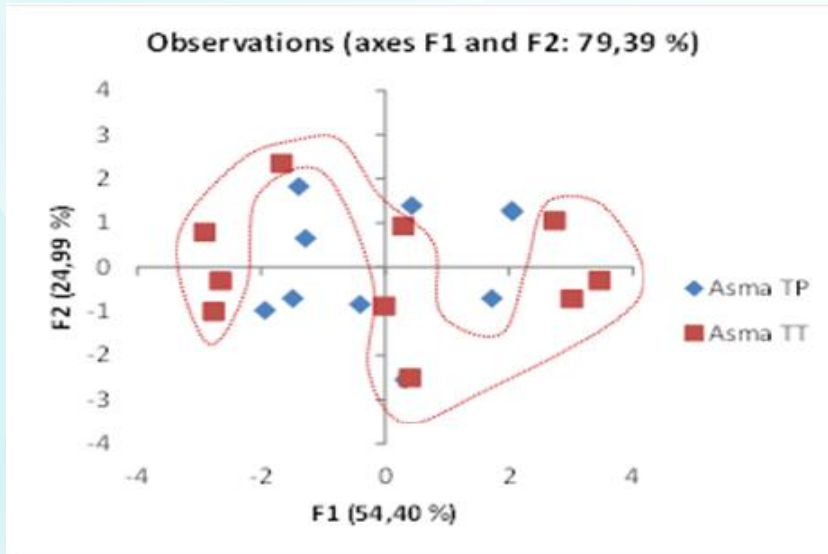
# Hasil Analisa Sebaran Data (PCA)

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 <sub>2</sub> , NO, H <sub>2</sub> S, NH <sub>3</sub> , VOC dan CO <sub>2</sub>	94,67
5	CO, NO, NH <sub>3</sub> , VOC dan CO <sub>2</sub>	93,83
4	CO, NO, VOC dan CO <sub>2</sub>	91,00
3	NO, VOC dan CO <sub>2</sub>	88,50
2	NO dan CO <sub>2</sub>	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

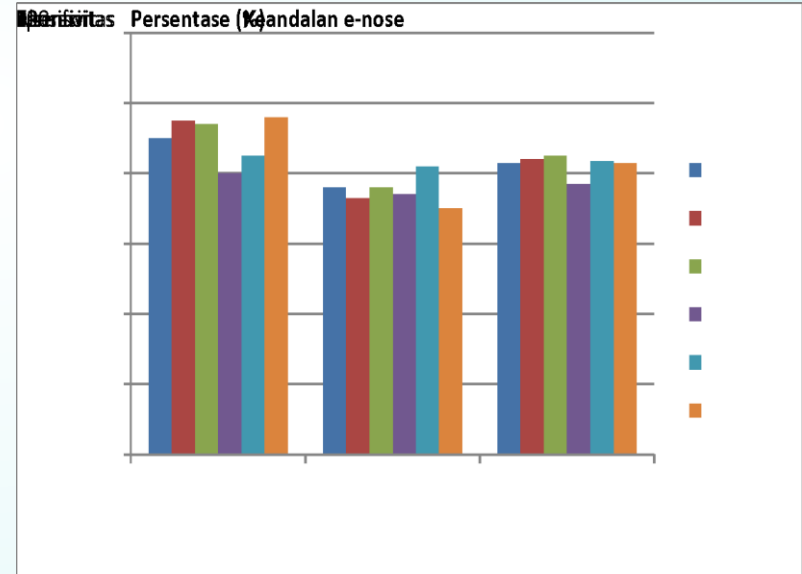
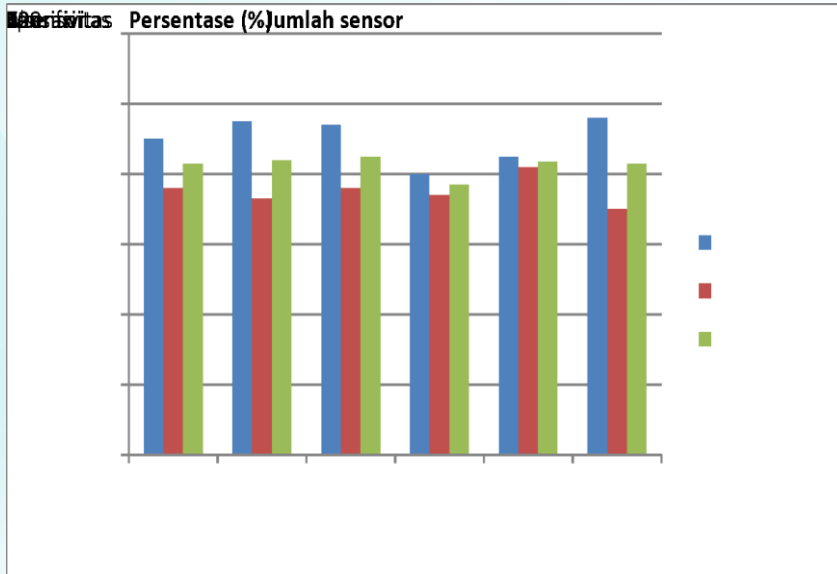
Rangkuman hasil klasifikasi SVM biner non-linier kategori-1 untuk n fitur

n fitur	Sensor-sensor	Hasil Klasifikasi		
		Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)	Akurasi (%)
semua	CO, H <sub>2</sub> , NO, H <sub>2</sub> S, NH <sub>3</sub> , VOC dan CO <sub>2</sub>	90	76	83
6	H <sub>2</sub> , NO, H <sub>2</sub> S, NH <sub>3</sub> , VOC dan CO <sub>2</sub>	95	73	84
5	CO, NO, NH <sub>3</sub> , VOC dan CO <sub>2</sub>	94	76	85
4	CO, NO, VOC dan CO <sub>2</sub>	80	74	77
3	NO, VOC dan CO <sub>2</sub>	85	82	83,5
2	NO dan CO <sub>2</sub>	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, NH<sub>3</sub>, VOC dan CO<sub>2</sub> yang terkandung dalam nafas yang dapat digunakan sebagai *biomarker* asma.

**SEKIAN - TERIMAKASIH**