

## BAB 4

### IMPLEMENTASI DATA SPEKTROFOTOMETER DAN ANALISA ALGORITMA PCA DALAM LVQ DAN SOM

#### 4.1 Hasil Pemeriksaan NS1

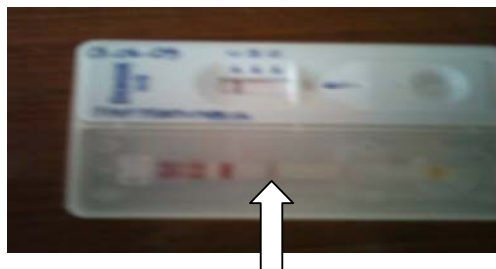
Pemeriksaan NS1 diberikan kepada subyek penelitian yang tersangka DD dan bersedia menjadi subyek penelitian, setelah mengisi formulir persetujuan. Hasil pemeriksaan NS1 yang diperoleh terdapat dua kategori. Pertama, hasil positif (+) yang berarti pasien tersebut terinfeksi virus dengue. Kedua, hasil (-) yang berarti pasien tidak sedang terinfeksi virus dengue. Hasil pemeriksaan terlihat seperti pada Gambar 4.1 dan 4.2.



Hasil pemeriksaan NS1 menunjukkan 2 strip

Gambar 4.1 Hasil Pemeriksaan NS1 Positif (+)

Pada gambar 4.1. terlihat dua strip pada NS1, dimana garis pertama adalah kontrol dan garis kedua adalah hasil. Dengan demikian bila hasil pemeriksaan menunjukkan 2 strip maka interpretasinya adalah positif (+).



Hasil pemeriksaan NS1 menunjukkan 1 strip

Gambar 4.2 Hasil Pemeriksaan NS1 Negatif (-)

Pada gambar 4.2. terlihat satu strip NS1 Ag, dimana garis yang ditunjukkan hanya garis control, sedangkan garis hasil tidak ada. Dengan demikian jika pada hasil pemeriksaan tidak timbul garis maka menunjukkan pasien tidak terinfeksi dengue (Non DD) atau hasil pemeriksaan NS1 memberikan hasil negative (-).

Pada pemeriksaan NS1 ini, subyek penelitian yang ikut berpartisipasi sebanyak 30 orang. Sedangkan Orang sehat sebanyak tujuh sukarelawan menggunakan uji darah tepi lengkap sebagai standar menyatakan orang dalam keadaan sehat. Dengan demikian diperoleh subyek penelitian sebanyak 37 koresponden, dengan kategori seperti terlihat pada Tabel 4.1. Pasien demam dengue diberikan notasi DD, pasien yang tidak terinfeksi virus DD dinyatakan dengan Non DD, dan orang sehat atau normal dinyatakan notasi N.

Tabel 4.1. Jumlah Sampel DD, Non DD dan Orang Sehat

Status	Jumlah Sampel
DD	15
Non DD	15
Normal (orang sehat)	7

#### 4.2 Hasil Pengukuran Absorbansi

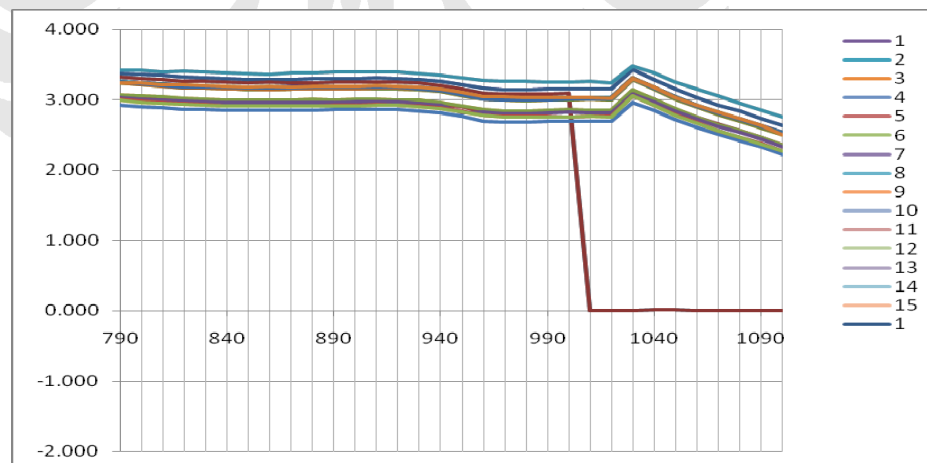
Sampel darah dari subyek penelitian sebanyak 37 tabung EDTA dilakukan pengukuran absorbansi menggunakan spektrofotometer *UV-Vis* dengan panjang gelombang 190-1100 nm per setiap 10 nm dalam bentuk *print out* untuk 3 kelompok sampel, yakni DD, Non DD dan Normal. Hasil yang diperoleh dari pengukuran absorbansi dengan panjang gelombang 190-1100 nm ditabulasikan ke dalam *spreadsheet* kemudian dikelompokkan berdasarkan penggunaan lampu dan penggantian filter untuk mengeliminasi pergeseran absorbansi pada panjang gelombang yang diakibatkan pergantian filter dan lampu. Rentang panjang gelombang diklasifikasikan dalam Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Rentang Klasifikasi Panjang Gelombang Berdasarkan Pergantian Filter dan Lampu

Panjang Gelombang	Rentang Klasifikasi	Jumlah data
780 nm	790-1100 nm	32
600 nm	610-780 nm	18
390 nm	400-600 nm	21
340 nm	350-390 nm	5
	190-340 nm	16

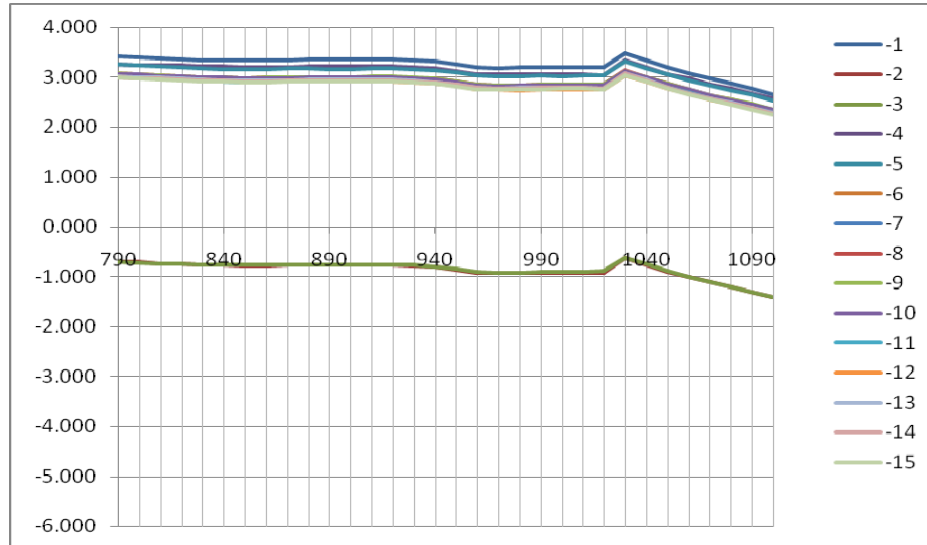
Pada Gambar 4.3 s/d 4.17, memperlihatkan hasil spektrum absorbansi berdasarkan rentang klasifikasi pada Tabel 4.2. Pada kelompok rentang panjang gelombang 400-600 nm ditemukan karakteristik yang unik, dan diperkirakan merupakan data yang signifikan untuk mewakili karakteristik kelompok sampel.

#### 4.2.1 Absorbansi Pada Rentang 790 – 110 nm

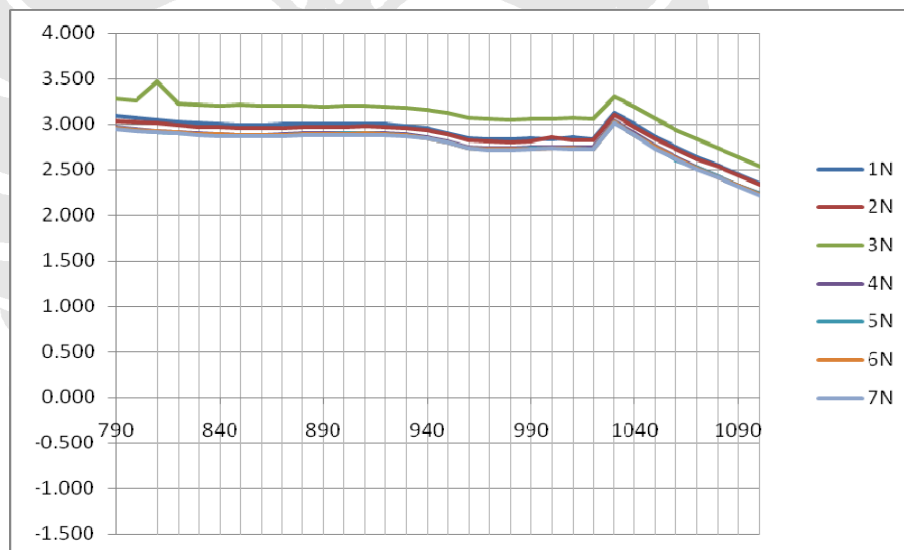


Gambar 4.3 Pola absorbansi DD 790-1100 nm

Pada gambar 4.3 terlihat sebuah data berbeda dengan data-data yang lainnya, disebabkan ada satu data yang diukur hanya sampai panjang gelombang 1000 nm.



Gambar 4.4. Pola absorbansi Non DD 790-1100 nm

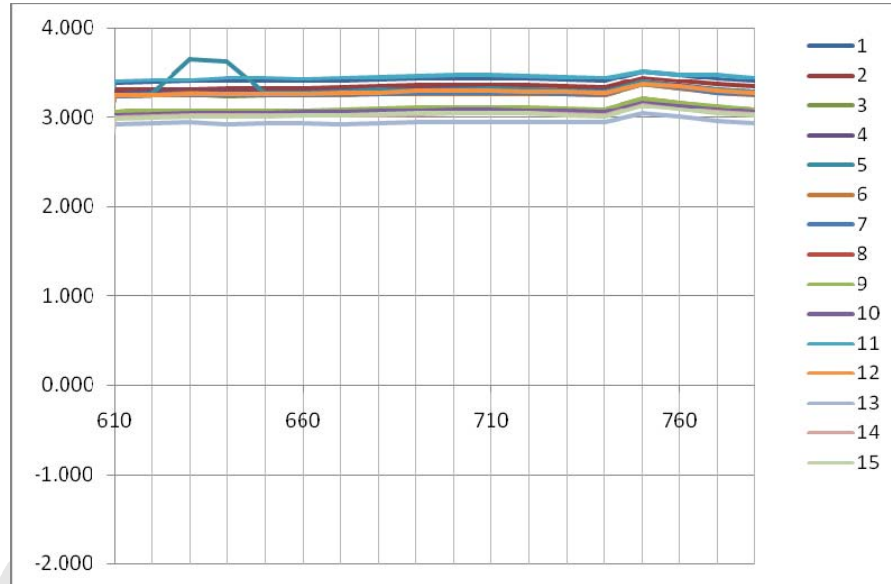


Gambar 4.5 Pola absorbansi Normal 790-1100 nm

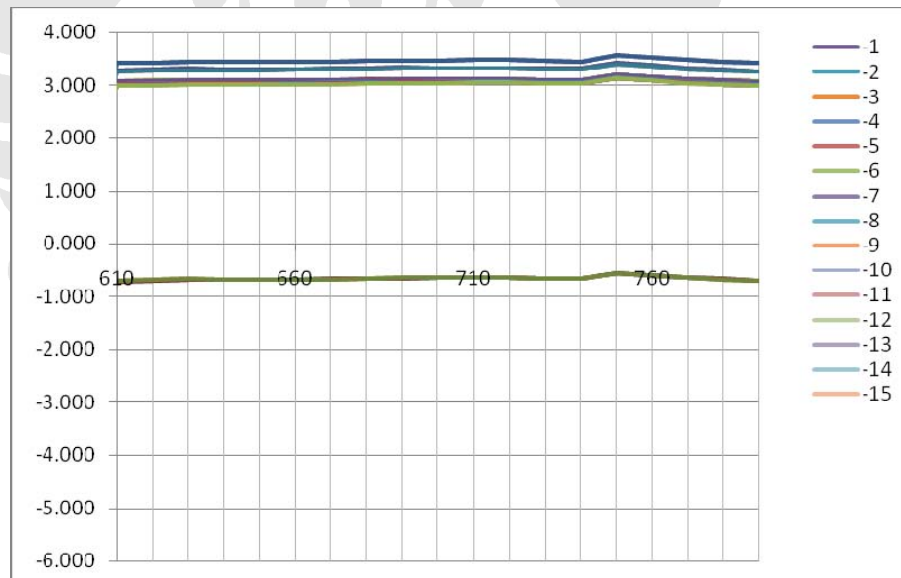
Analisa :

Pada gambar 4.3 s/d 4.5, terlihat kesamaan pola spektrum absorbansi darah penderita DD, non DD dan orang sehat. Sehingga pada rentang panjang gelombang 750-1100 nm tidak terlihat karakteristik spektrum absorbansi penderita DD, non DD dan orang sehat yang berbeda.

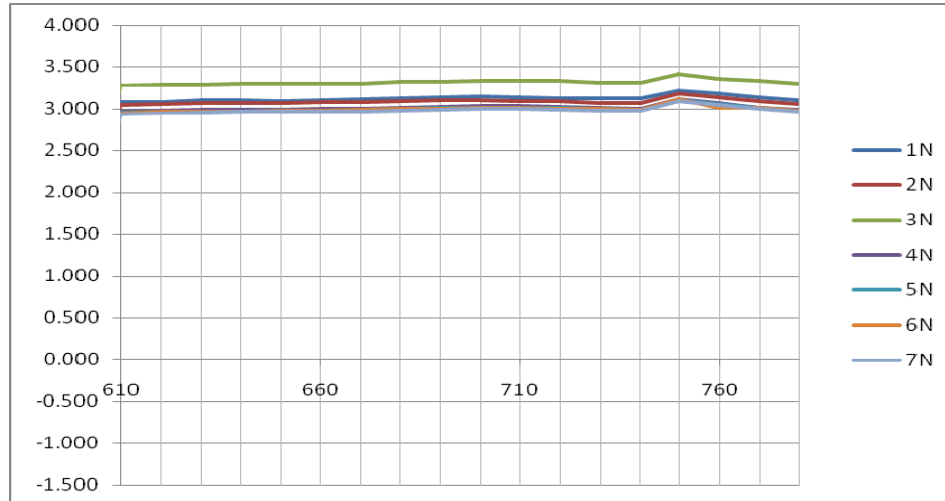
#### 4.2.2 Absorbansi Pada Rentang 610 – 780 nm



Gambar 4.6. Pola Absorbansi DD 610-780 nm



Gambar 4.7. Pola Absorbansi Non DD 610-780 nm

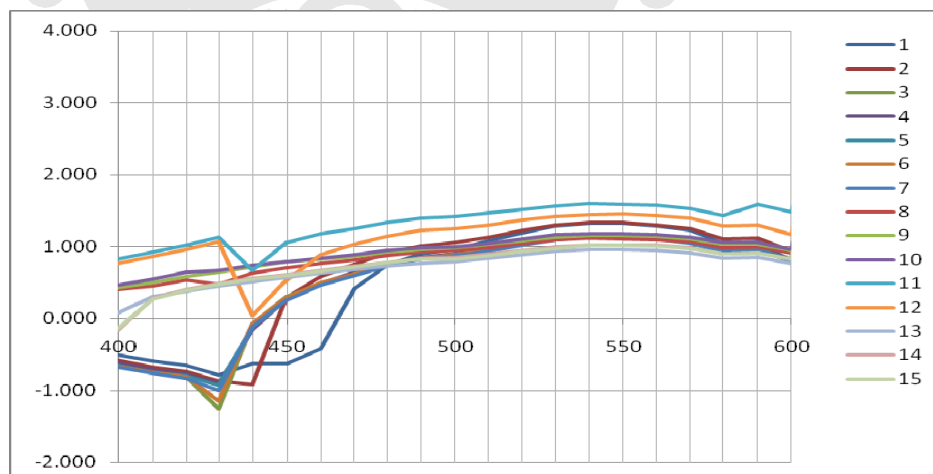


Gambar 4.8. Pola Absorbansi Normal 610-780 nm

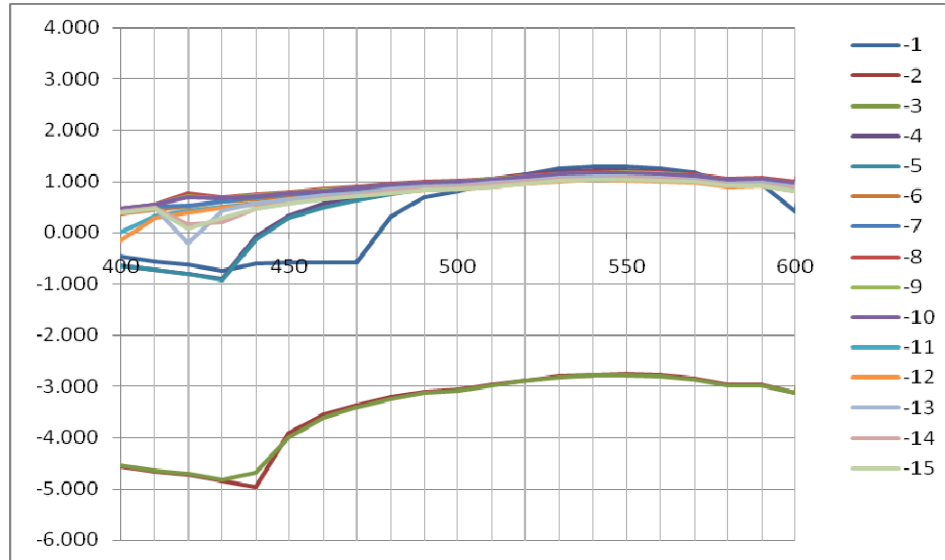
Analisa :

Berdasarkan gambar 4.5 s/d 4.8 pada rentang panjang gelombang 610-780 nm, terlihat kesamaan pola spektrum absorbansi darah penderita DD, non DD dan orang sehat (normal). Sehingga dapat disimpulkan bahwa pada rentang panjang gelombang 610-1100 belum ditemukan karakteristik optik darah penderita DD, non DD dan orang sehat, karena pada panjang gelombang tersebut tidak terlihat perbedaan pola yang signifikan.

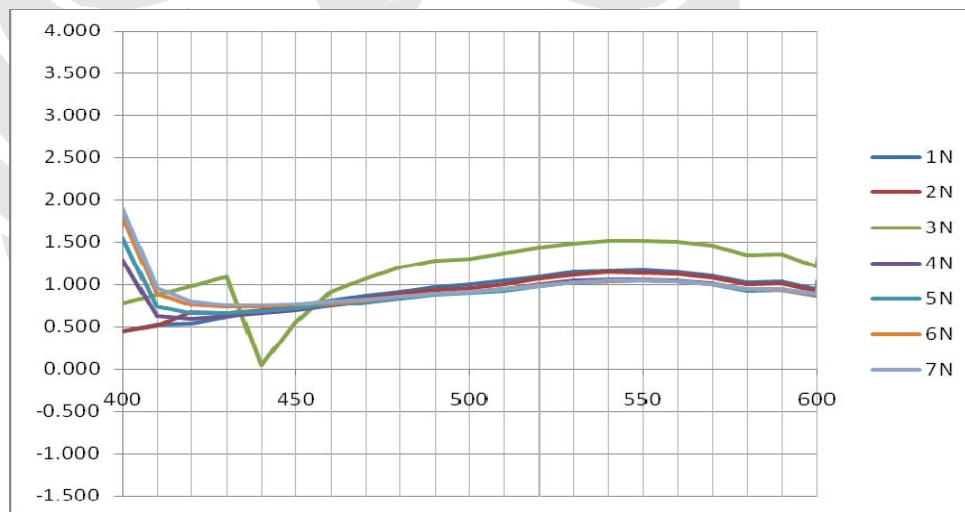
#### 4.2.3 Absorbansi Pada Rentang 400 – 600 nm



Gambar 4.9. Pola absorbansi DD 400-600 nm



Gambar 4.10. Pola Absorbansi Non DD 400-600 nm

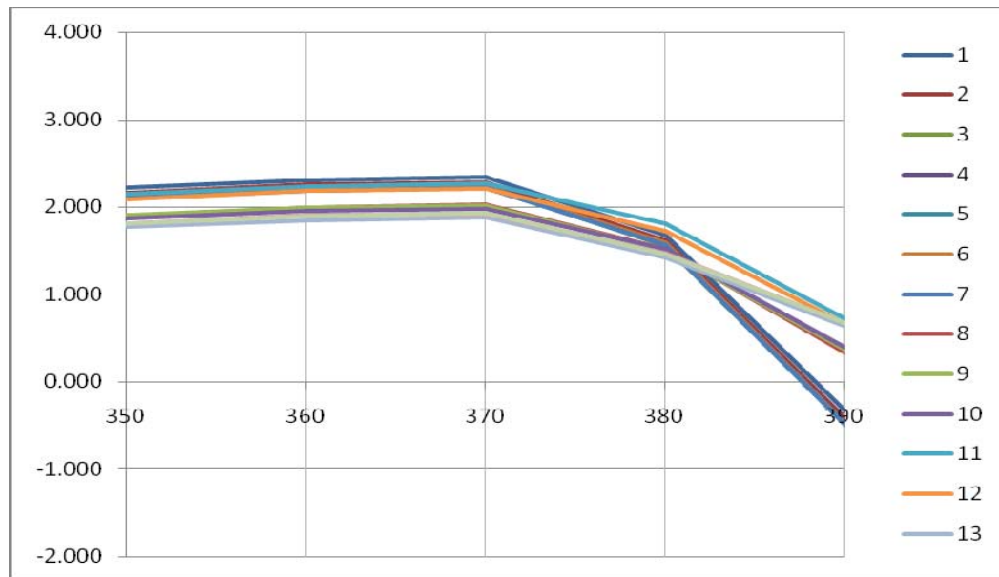


Gambar 4.11. Pola absorbansi Normal 400-600 nm

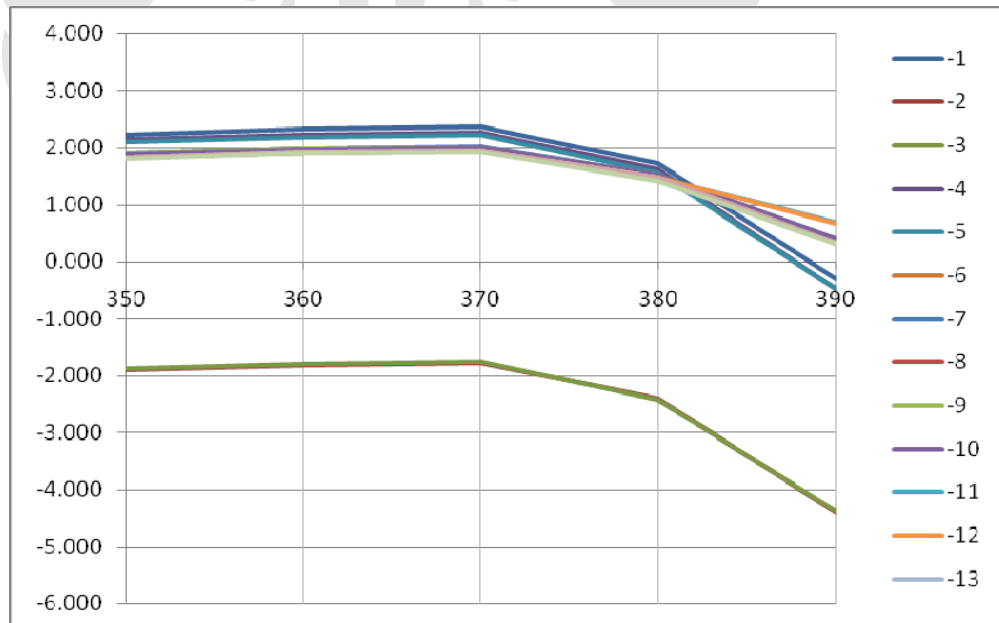
#### Analisa

Pada gambar 4.9 s/d 4.11 pada rentang panjang gelombang 400-600 nm terdapat perbedaan pola spektrum absorbansi darah pada penderita DD, non DD dan orang sehat yang signifikan. Perbedaan yang sangat mencolok dan berarti, terutama pada rentang panjang gelombang 400-500 nm. Analisa perbedaan ini menggunakan algoritma PCA dalam LVQ dan SOM.

#### 4.2.4 Absorbansi Pada Rentang 350 – 390 nm

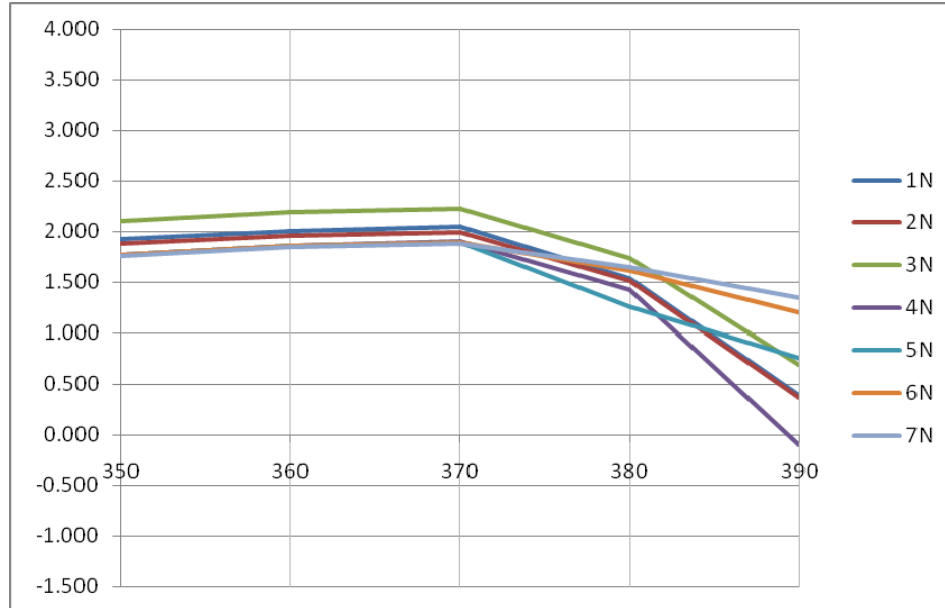


Gambar 4.12. Pola absorbansi DD 350-390 nm



Gambar 4.13. Pola absorbansi Non DD 350-390 nm



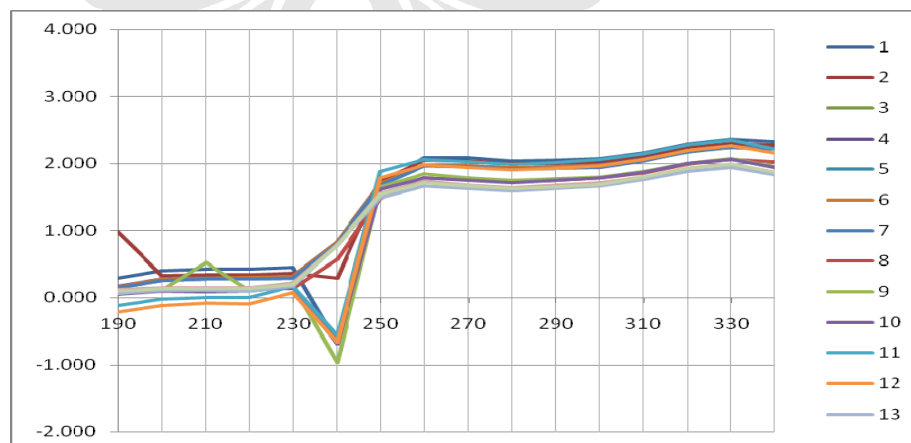


Gambar 4.14. Pola absorbansi Normal 350-390 nm

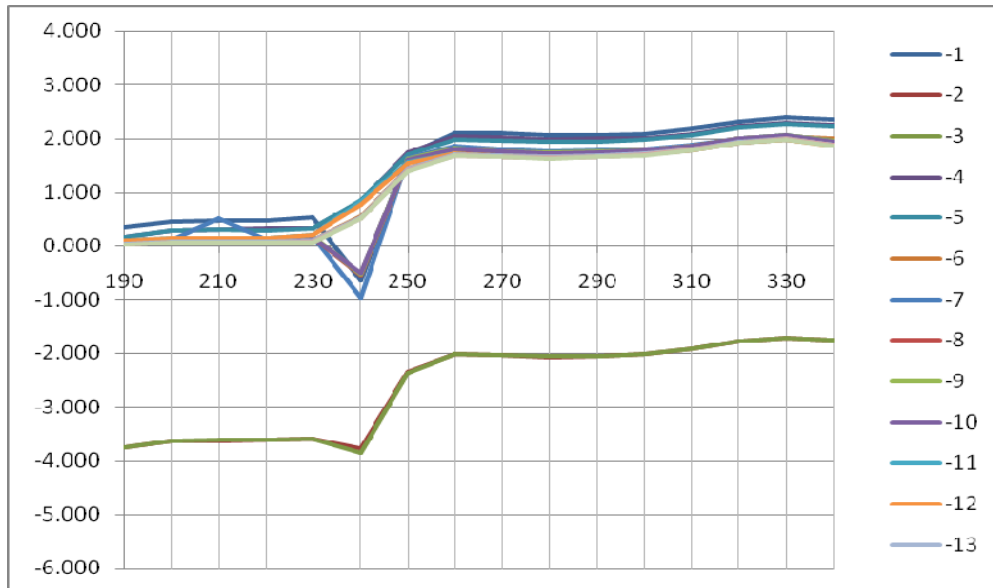
Analisa :

Pada gambar 4.12 s/d 4.14, terlihat kesamaan pola spektrum absorbansi darah penderita DD, non DD dan orang sehat. Sehingga pada rentang panjang gelombang 350-390 nm tidak terlihat karakteristik spektrum absorbansi penderita DD, non DD dan orang sehat yang berbeda.

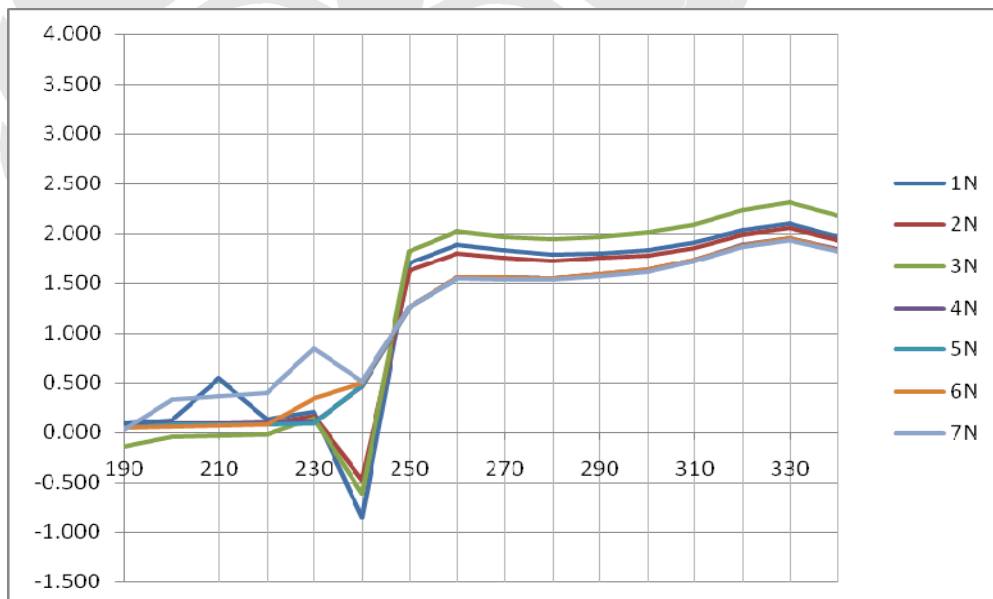
#### 4.2.5 Absorbansi Pada Rentang 190 – 340 nm



Gambar 4.15. Pola absorbansi DD 190-340 nm



Gambar 4.16. Pola absorbansi Non DD 190-340 nm



Gambar 4.17. Pola absorbansi Normal 190-340 nm

#### Analisa

Pada gambar 4.15 s/d 4.17, yakni pada rentang panjang gelombang 190-340 nm tidak terlihat perbedaan pola yang signifikan.

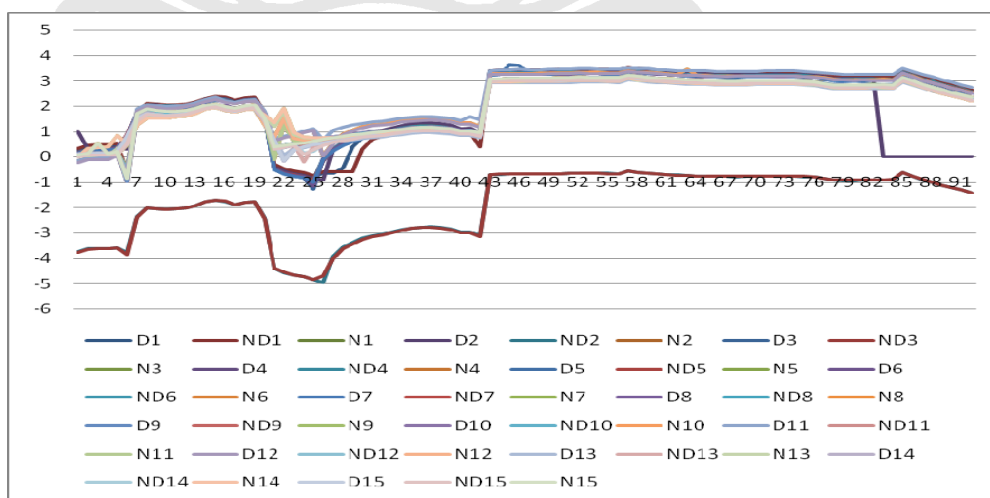
### 4.3 Hasil Implementasi Pada Algoritma PCA Dalam LVQ dan SOM

Hasil spektrum absorbansi darah pada penderita DD, non DD dan Normal yang diperoleh merupakan karakteristik pola-pola absorbansinya. Untuk mengenali pola-pola itu digunakan algoritma PCA, LVQ dan PCA. Hal ini dilakukan beberapa eksperimen untuk dapat menentukan jenis demam berdasarkan data pola absorbansi yang sudah ada. Untuk dapat menentukan jenis demam berdasarkan pola-pola itu maka langkah yang ditempuh adalah:

1. Menentukan data yang digunakan untuk input pada algoritma PCA;
2. Melakukan eksperimen dengan algoritma PCA;
3. Menentukan data yang akan digunakan pada algoritma LVQ dan SOM berdasarkan hasil algoritma PCA;
4. Melakukan eksperimen dengan algoritma LVQ berdasarkan data PCA
5. Melakukan eksperimen dengan algoritma SOM berdasarkan data PCA

#### 4.3.1 Data Yang digunakan Untuk Input Pada Algoritma PCA

Algoritma PCA adalah algoritma pada JST yang mempunyai tujuan untuk mereduksi data-data yang ada agar data-data tersebut mempunyai cirri-ciri yang saling orthogonal (cirri-ciri antar pola terpisah dengan jelas). Dengan demikian data yang digunakan untuk input algoritma PCA adalah semua data absorbansi yang berupa 45 x 92 dimensi, seperti pada Gambar 4.18.



Gambar 4.18 Data Yang Digunakan Untuk Input Algoritma PCA

### 4.3.2 Eksperimen Algoritma PCA

Langkah – langkah pada algoritma PCA, sebagai berikut:

1. Menentukan sebuah data set yang ingin dianalisis  
Data yang ingin dianalisa seperti pada Gambar 4.18.
2. Mengubah data dengan metode z-score
3. Menghitung matriks *covariance*.

$$C = \begin{pmatrix} cov(x,x) & cov(x,y) & cov(x,a) \\ cov(y,x) & cov(y,y) & cov(y,a) \\ cov(a,x) & cov(a,y) & cov(a,a) \end{pmatrix}$$

4. Menghitung eigen vektor dan eigen valuesnya
5. Memilih komponen dan bentuk *feature* vektor → pengurangan dimensi  
FeatureVector = (eig1 eig2 eig3 ... eign)  
Perlu diperhatikan bahwa eigenvektor yang memiliki eigen value tertinggi adalah komponen dasar (*principle component*) dari data set. Oleh karena itu eigenvalue yang terkecil dapat dihilangkan (akan terjadi kehilangan informasi, namun karena eigenvalue-nya kecil, tidak akan terlalu signifikan). Sehingga akan didapatkan sebuah data set yang memiliki dimensi lebih kecil daripada dataset sebelumnya..
6. Memperoleh data set yang baru

Merupakan langkah terakhir dan paling mudah dalam PCA

$$\text{Final Data} = \text{DataAwal} \times \text{RowFeatureVector}$$

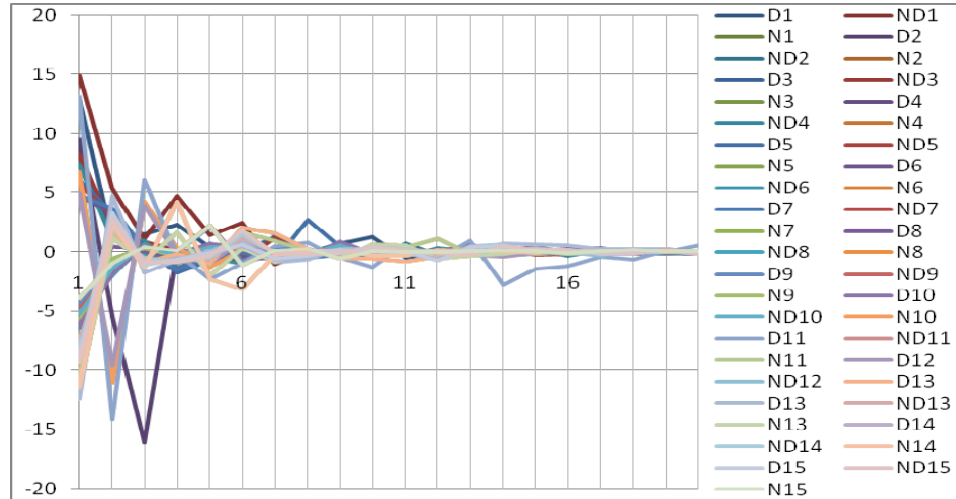
dimana:

$$\text{Row Feature Vector} = \text{transpose FeatureVector}$$

Hasil dari algoritma PCA berupa data 20 dimensi dan 10 dimensi.

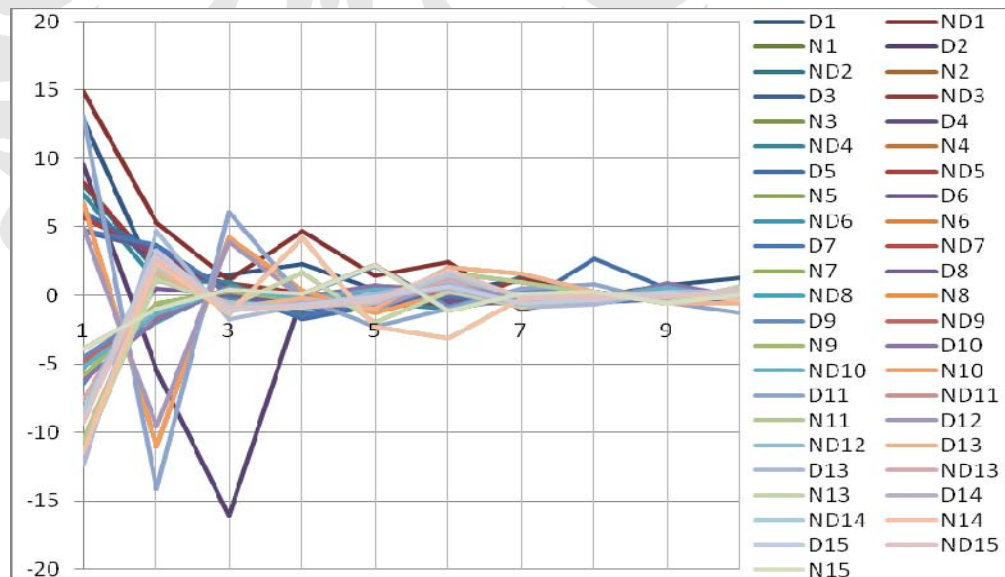
### 4.3.3 Data Yang Digunakan Untuk Input LVQ dan SOM

Berdasarkan eksperimen pada algoritma PCA diperoleh hasil berupa data 20 dimensi dan 10 dimensi seperti terlihat pada Gambar 4.19 dan 4.20 yang akan digunakan sebagai data masukan dalam algoritma LVQ dan SOM.



Gambar 4.19 Data Hasil Algoritma PCA Berupa 20 Dimensi

Gambar 4.19 menunjukkan data *output* dari algoritma PCA dengan 20 dimensi yang diambil dari 92 dimensi panjang gelombang dari 45 kelompok sampel (3 klasifikasi x 15 sampel).



Gambar 4.20 Data Hasil Algoritma PCA Berupa 10 Dimensi

Gambar 4.20 menunjukkan data *output* dari algoritma PCA dengan 10 dimensi yang diambil dari 92 dimensi panjang gelombang dari 45 kelompok sampel (3

klasifikasi x 15 sampel). Kedua data output dari algoritma PCA digunakan sebagai data input pada algoritma LVQ dan SOM.

#### 4.3.4 Eksperimen Algoritma LVQ

Pada eksperimen algoritma LVQ ada dua tahap yakni tahap pelatihan dan tahap pengujian. Langkah-langkah pada tahap pelatihan dilakukan yang ditentukan seperti pada bab 2. Data yang ada adalah 45 x 20 dimensi dan 45 x 10 dimensi yang ternagi dalam tiga kelas yakni DD, non DD dan N. Pada tahap pelatihan data yang digunakan adalah 30 x 20 dimensi dan 30 x 10 dimensi, 30 menunjukkan jumlah sampel yang akan dilatih, 20 dan 10 dimensi adalah jumlah dimensi per sampel.

Tahap pengujian, data pengujian dalam ruang eigen akan dimasukkan sebagai unit masukan dan dicari jarak terdekat dengan menggunakan *Euclidian distance* pada masing-masing bobot keluaran (vektor perwakilan) seperti pada tahap pelatihan, kemudian unit keluaran dengan jarak terkecil akan dijadikan kelas dari unit masukan tersebut. Pada tahap pengujian data yang digunakan adalah 15 x 20 dimensi dan 15 x 10 dimensi, 15 menunjukkan jumlah sampel yang akan diuji, 20 dan 10 dimensi adalah jumlah dimensi per sampel.

Hasil eksperimen pada algoritma LVQ dengan data input hasil algoritma PCA dengan 20 maupun 10 dimensi, terlihat pada Tabel 4.3 dan 4.4. Laju pembelajaran atau *alpha* yang menghasilkan pengenalan pola terbaik untuk pengenalan pola karakteristik absorbansi darah pada penderita DD, non DD dan orang sehat adalah 0,5. Pada eksperimen dengan PCA 20 dimensi, LVQ dapat mengenali pola absorbansi darah pada penderita DD, non DD dan orang sehat sebesar 53 %, sedangkan LVQ dengan PCA 10 dimensi dapat mengenali pola 73 %. Secara keseluruhan eksperimen pada LVQ dengan PCA, pengenalan pola terbaik terjadi pada LVQ dengan PCA 10 dimensi dengan laju pembelajaran 0,5

Tabel 4.3 Hasil Eksperimen LVQ Dengan PCA 20 Dimensi

PCA + LVQ 20 dimensi	alpha	dikenali	recognition rate
1	0.3	5	33%
2	0.3	7	47%
3	0.3	5	33%
4	0.3	6	40%
5	0.3	6	40%
6	0.3	5	33%
7	0.4	4	27%
8	0.4	6	40%
9	0.4	5	33%
10	0.4	5	33%
11	0.4	6	40%
12	0.4	4	27%
13	0.5	3	20%
14	0.5	7	47%
15	0.5	6	40%
16	0.5	5	33%
17	0.5	7	47%
18	0.5	8	53%

Tabel 4.4 Hasil Eksperimen LVQ Dengan PCA 10 Dimensi

PCA + LVQ 10 dimensi	alpha	dikenali	recognition rate
1	0.3	6	40%
2	0.3	5	33%
3	0.3	10	67%
4	0.3	8	53%
5	0.3	9	60%
6	0.3	6	40%
7	0.4	6	40%
8	0.4	5	33%
9	0.4	6	40%
10	0.4	5	33%
11	0.4	5	33%
12	0.4	7	47%
13	0.5	9	60%
14	0.5	6	40%
15	0.5	8	53%
16	0.5	4	27%
17	0.5	5	33%
18	0.5	11	73%

#### 4.3.5 Eksperimen Algoritma SOM

Pada eksperimen algoritma SOM ada dua tahap yakni tahap pelatihan dan tahap pengujian. Langkah-langkah pada tahap pelatihan dilakukan yang ditentukan seperti pada bab 2. Data yang ada adalah 45 x 20 dimensi dan 45 x 10 dimensi yang ternagi dalam tiga kelas yakni DD, non DD dan N. Pada tahap pelatihan data yang digunakan adalah 30 x 20 dimensi dan 30 x 10 dimensi, 30 menunjukkan jumlah sampel yang akan dilatih, 20 dan 10 dimensi adalah jumlah dimensi per sampel.

Tahap pengujian, data pengujian dalam ruang eigen akan dimasukkan sebagai unit masukan dan dicari jarak terdekat dengan menggunakan *Euclidian distance* pada masing-masing bobot keluaran (vector perwakilan) seperti pada tahap pelatihan, kemudian unit keluaran dengan jarak terkecil akan dijadikan kelas dari unit masukan tersebut. Pada tahap pengujian data yang digunakan adalah 15 x 20 dimensi dan 15 x 10 dimensi, 15 menunjukkan jumlah sampel yang akan diuji, 20 dan 10 dimensi adalah jumlah dimensi per sampel. Hasil eksperimen SOM dengan data output PCA dengan 20 dimensi dan 10 dimensi terlihat seperti pada Tabel 4.5 dan 4.6.

Tabel 4.5 Hasil Eksperimen SOM Dengan PCA 20 Dimensi

PCA + SOM 20 dimensi	alpha	dikenali	recognition rate
1	0.3	7	47%
2	0.3	7	47%
3	0.3	7	47%
4	0.3	7	47%
5	0.3	7	47%
6	0.4	7	47%
7	0.4	7	47%
8	0.4	7	47%
9	0.4	7	47%
10	0.4	7	47%
11	0.5	7	47%
12	0.5	7	47%
13	0.5	7	47%
14	0.5	7	47%
15	0.5	7	47%
16	0.6	5	33%
17	0.6	5	33%
18	0.6	5	33%
19	0.6	5	33%
20	0.6	5	33%



Tabel 4.6 Hasil Eksperimen SOM Dengan 10 Dimensi Hasil PCA

PCA + SOM 10 dimensi	alpha	dikenali	recognition rate
1	0.3	7	47%
2	0.3	7	47%
3	0.3	7	47%
4	0.3	7	47%
5	0.3	7	47%
6	0.4	7	47%
7	0.4	7	47%
8	0.4	7	47%
9	0.4	7	47%
10	0.4	7	47%
11	0.5	7	47%
12	0.5	7	47%
13	0.5	7	47%
14	0.5	7	47%
15	0.5	7	47%
16	0.6	5	33%
17	0.6	5	33%
18	0.6	5	33%
19	0.6	5	33%
20	0.6	5	33%

Laju pembelajaran atau *alpha* yang menghasilkan pengenalan pola terbaik untuk pengenalan pola karakteristik absorbansi darah pada penderita DD, non DD dan orang sehat adalah 0,3, 0,4, dan 0,5. Pada eksperimen dengan PCA 20 dimensi dan 10 dimensi, SOM dapat mengenali pola absorbansi darah pada penderita DD, non DD dan orang sehat sebesar 47 %. Secara keseluruhan eksperimen pada SOM dengan PCA, pengenalan pola baik dengan PCA 20 dimensi dan PCA 10 dimensi tidak perbedaan, bahkan sama yaitu sebesar 47 % pada laju pembelajaran 0,3, 0,4 dan 0,5.

Keseluruhan eksperimen baik dengan LVQ dan PCA maupun SOM dan PCA, terlihat bahwa pengenalan pola absorbansi darah penderita DD, non DD dan orang sehat terbaik pada eksperimen dengan LVQ dan PCA dengan 10 dimensi yakni sebesar 73 % dengan laju pembelajaran 0,5. Apabila dihitung rata-rata dari 18 eksperimen pada LVQ dengan PCA 20 dimensi dan 10 dimensi sebesar 37 % dan 47,2 %, sedangkan pada eksperimen SOM dengan PCA 20 dimensi dan 10 dimensi sebesar 43,1.

LVQ merupakan metode pembelajaran yang terawasi atau dengan pengarahan sehingga hasil terlihat lebih baik dibandingkan SOM untuk pengenalan pola absorbansi darah penderita DD, non DD dan orang sehat. Sedangkan SOM adalah metode pembelajaran tanpa pengarahan, dalam ini SOM menunjukkan hasil yang kurang baik di bandingkan dengan LVQ. Namun SOM di sini menunjukkan hasil relatif stabil dibandingkan LVQ.

Berdasarkan hasil eksperimen baik metode LVQ dan SOM menunjukkan hasil yang nyata, namun menurut jaringan saraf tiruan kemampuan SOM untuk menentukan jenis demam masih dalam kategori kurang, karena kemampuannya hanya 47 %. Oleh karena itu, penelitian ini masih perlu untuk dilanjutkan, dengan metode yang sama tetapi pengukuran absorbansi dengan rentang yang lebih spesifik yang 400-600nm per 0,1 nm atau 1-2nm. Sehingga dengan begitu maka dimensi yang diperoleh lebih banyak, yang nantinya diharapkan kemampuan jaringan saraf tiruan untuk menentukan jenis demam dapat mencapai 90 % atau lebih. Untuk pengembangan selanjutnya dapat dirancang alat deteksi demam dengue dengan sensor optik yang cepat, dan murah. Dan juga masih terbuka kesempatan yang luas untuk melakukan penelitian pada penyakit atau kondisi selain demam dengue.