

## Klasifikasi Saturasi Oksigen dengan *Pulse Oximetry* Menggunakan Metode *Fuzzy Subtractive Clustering* (FSC)

Muhammad Rizal Nurdin<sup>1</sup>, Wisnu Adi Prasetyanto<sup>2</sup>, Sari Ayu Wulandari<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Teknik, Universitas Dian Nuswantoro

Jl. Imam Bonjol No.207, Semarang 50131, Indonesia

e-mail: [513201600002@mhs.dinus.ac.id](mailto:513201600002@mhs.dinus.ac.id)<sup>1</sup>, [wisnuadip@dsn.dinus.ac.id](mailto:wisnuadip@dsn.dinus.ac.id)<sup>2</sup>,  
[sari.wulandari@dsn.dinus.ac.id](mailto:sari.wulandari@dsn.dinus.ac.id)<sup>3</sup>

### Abstract

*In examining the patient's condition in the hospital, many parameters must be measured, one of the parameters measured is SpO<sub>2</sub>. SpO<sub>2</sub> is an examination method used to measure oxygen levels in the blood. The normal condition value of SpO<sub>2</sub> is 85-100%. The process of classifying oxygen levels in the blood is done by implementing clustering methods, one of which is the Fuzzy Subtractive Clustering method, using data obtained from several patient conditions. This classification of blood oxygen levels (SpO<sub>2</sub>) uses data collection methods by taking normal and hypoxemia data with the aim of comparing blood oxygen levels. The blood oxygen saturation obtained is subjected to the Fuzzy Subtractive Clustering method which results in a density with points in a space (variable). The software used is MATLAB as a comparison platform with the MATLAB R2015a version. In this research test, the recognition of normal and hypoxemia SpO<sub>2</sub> signal patterns using Fuzzy Subtractive Clustering has an accuracy of 93.33%.*

**Keywords:** SpO<sub>2</sub>, Fuzzy Subtractive Clustering, hypoxemia, MATLAB

### Abstrak

Saat memeriksa kondisi pasien di rumah sakit, banyak parameter yang perlu diukur, salah satunya adalah SpO<sub>2</sub>. Tes SpO<sub>2</sub> adalah suatu metode yang dipakai untuk menghitung jumlah oksigen dalam darah. Kisaran nilai SpO<sub>2</sub> yang umum adalah 85-100%. Pengklasifikasian kadar oksigen darah dilakukan dengan melakukan metode pengelompokan, salah satunya adalah pengelompokan pengurangan fuzzy, menggunakan data yang diperoleh dari berbagai kondisi pasien. Pengklasifikasi oksigen darah (SpO<sub>2</sub>) ini menggunakan metode pengumpulan data dengan mengambil data normal dan hipoksia untuk tujuan membandingkan kadar oksigen darah. Saturasi oksigen darah yang diperoleh dikenai dengan metode *Fuzzy Subtractive Clustering* yang dihasilkan berupa densitas dengan titik-titik dalam suatu ruang (variabel). *Software* yang digunakan yaitu MATLAB sebagai platform perbandingan dengan versi MATLAB R2015a. Pada pengujian penelitian ini pengenalan pola sinyal SpO<sub>2</sub> normal dan hipoksemia menggunakan *Fuzzy Subtractive Clustering* mempunyai akurasi 93,33 %.

**Kata kunci:** SpO<sub>2</sub>, Fuzzy Subtractive Clustering, hipoksemia, MATLAB

### 1. Pendahuluan

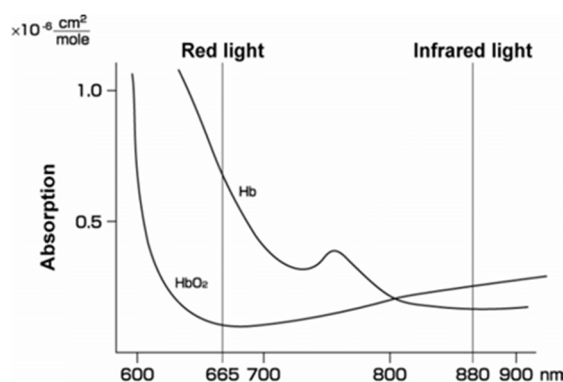
Kesehatan merupakan hal terpenting yang sangat dibutuhkan oleh manusia, karena sehat adalah yang utama sehingga manusia dapat melakukan kegiatan-kegiatan sehari hari dan bekerja. Apabila tubuh kita tidak sehat maka semua kegiatan yang selama ini dilakukan menjadi terganggu. Melalui kondisi tersebut maka sangat perlu dilakukannya suatu pengawasan yang baik dan secara teratur agar pola kerja manusia dapat berjalan seperti

biasanya serta agar kesehatan dan kebugaran manusia tetap selalu terjaga. Apabila manusia mengalami sakit dan perlu dirawat di rumah sakit, lalu perawatan terhadap orang sakit tersebut pun harus dilakukan secara teratur dan perlunya pemantauan tentang kondisi pasien tersebut secara intensif agar dapat sembuh dengan cepat.

Dalam pemeriksaan kondisi pasien di rumah sakit banyak parameter yang harus diukur, salah satu parameter yang diukur adalah SpO<sub>2</sub>. SpO<sub>2</sub> merupakan teknik pemeriksaan yang digunakan untuk menilai jumlah oksigen dalam darah [9]. Nilai SpO<sub>2</sub> normal adalah 85 hingga 100%. SpO<sub>2</sub> merupakan indikator yang penting dalam kesehatan. SpO<sub>2</sub> sangat berpengaruh terhadap kesehatan sehingga perlu dilakukan pemeriksaan yang intensif. Saat ini pemantauan kondisi pasien rumah sakit rawat inap masih dilakukan secara manual. Pengklasifikasian kadar oksigen dalam darah untuk mengevaluasi kondisi pasien yang dirawat dapat dilakukan menggunakan metode clustering [8]. Metode *Clustering Subtraktif Fuzzy* merupakan salah satu metode yang dapat dipakai dalam pendekatan ini yang menggunakan data dari beberapa ruangan pasien.

*Algoritma clustering fuzzy subtraktif* adalah metode pengelompokan yang memungkinkan pembentukan jumlah dan pusat kluster secara berdasarkan karakteristik data [1]. Pengelompokan *subtraktif fuzzy* berdasarkan ukuran potensial. Konsep dasar dari *algoritma clustering* ini adalah untuk mengidentifikasi area dari suatu variabel dengan potensial (kerapatan) tinggi dalam titik spasial (variabel) [2]. Pusat cluster dipilih berdasarkan titik yang memiliki jumlah tetangga terbanyak. Pemilihan titik pusat kluster ini mengalami penurunan pada nilai potensial [3]. Gagasan *fuzzy clustering* adalah untuk membagi ruang data menjadi kelompok fuzzy, yang masing-masing mewakili bagian tertentu dari perilaku sistem [4]. Setelah memproyeksikan cluster ke ruang input, bagian anteseden dari aturan fuzzy dapat ditemukan. Dalam algoritma fuzzy clustering, fungsi keanggotaan dapat ditentukan berdasarkan dua metode yang mungkin [5]. *Fuzzy Subtraction Clustering (FSC)* adalah algoritma pengelompokan berdasarkan pengukuran kerapatan (potensial) titik data dalam suatu ruang (variabel). Perbedaan lainnya terkait letak pusat *cluster* [6].

*Pulse Oximetry* adalah ukuran persentase saturasi oksigen darah (SpO<sub>2</sub>). Ini menggunakan dua frekuensi cahaya, merah (660nm) dan inframerah (940nm), untuk menentukan jumlah hemoglobin dalam darah yang jenuh dengan oksigen [7]. Sensor dapat memeriksa ekstremitas seperti jari, jari kaki atau telinga [10]. Sensor ini mengukur jumlah cahaya merah dan inframerah yang diterima oleh detektor dan menghitung jumlah yang diserap. Hemoglobin teroksidasi menyerap lebih banyak cahaya merah. Bacaan dapat bervariasi dari 0 hingga 100%. Untuk orang dewasa yang sehat, bacaan normal berada di kisaran 94% hingga 100% [4].



Gambar 1. Sifat Spektroskopi Hemoglobin Oksigen (HbO<sub>2</sub>)

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Pengolahan Data Awal

Data yang sudah diambil sampel pengukurannya selanjutnya data akan diolah dengan menggunakan *software* MATLAB. Perangkat lunak MATLAB menyertakan *toolkit Fuzzy Clustering*. Melakukan pemburaman ini berdasarkan pada pengukuran kepadatan titik data dalam ruang yang dimaksud adalah suatu area atau tempat yang dapat diisi oleh objek atau aktivitas tertentu. Titik menggunakan karakter  $n$  untuk memberi jarak antara paragraph, pusat *cluster* dipilih berdasarkan tetangga yang paling banyak. Kemungkinan lokasi yang dianggap

sebagai pusat kluster ini lebih rendah. Untuk memilih pusat *cluster* kedua, titik kedua dipilih berdasarkan jumlah tetangga terbanyak yang dimilikinya. Ini diulangi sampai semua poin diperiksa. Untuk memastikan apakah suatu data berada dalam suatu kelompok, diterapkan konsep keanggotaan data dalam kelompok tersebut. Jika derajat keanggotaan titik a terhadap pusat cluster a lebih besar daripada derajat keanggotaan pusat cluster lainnya, maka titik tersebut merupakan anggota cluster a. Sedangkan algoritma fuzzy underhit clustering adalah:

- a. Menentukan Matrix X  
Matriks X merupakan data yang akan di cluster:  $X_{ij}$  dengan  $i=1,2,\dots,n$ ; dan  $j=1,2,\dots,m$
- b. Tetapkan nilai parameter  
Penggunaan parameter dalam *Fuzzy Subtractive Clustering* mencakup hal-hal berikut:
  - i. r (jari-jari) Antara 0.05-05
  - ii. q (squash factor) antara 1,25 dan 1,75
  - iii. Accept ratio adalah antara 0,5 dan 0,75
  - iv. Reject Ratio antara 0,001 dan 0,05

c. Normalisasi data

$$X_{ij} = \frac{X_{jj} - X_{minj}}{X_{maxj} - X_{minj}} \tag{1}$$

$i = 1,2,\dots,n$  ;  $j=1,2,\dots,m$

Dimana:

$X_{ij}$  = data ke-i atribut ke-j

$X_{minj}$  = jumlah minimal data yang tersedia pada atribut ke-j

$X_{maxj}$  = jumlah maximal data yang tersedia pada atribut ke-j

- d. Identifikasi kemampuan awal masing-masing titik data

- i.  $i=1$

- ii. Kerjakan hingga  $i=n$

- $T_j = X_{ij}$

- Hitung :

$$Dist_{kj} = \frac{T_j - X_{kj}}{r} \tag{2}$$

$J = 1,2, \dots, m$ ;  $k = 1,2,\dots,n$

- Potensi awal : Jika  $m=1$ , maka

$$D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4(Dist_{k1}^2)} \tag{3}$$

Jika  $m>1$ , maka

$$D_i = \sum_{k=1}^n e^{-4(\sum_{j=1}^m Dist_{k1}^2)} \tag{4}$$

- $i=i+1$

- e. Mencari titik dengan potensial tertinggi  $M = \max [D_i | i=1,2,\dots,n]$ ;

$h = 1$ , dimana  $D_i = M$ ;

$D_i$  mana:

M merupakan suatu titik kekuatan paling besar

h merupakan tempat dengan potensi paling besar

- f. Tentukan pusat cluster dan kurangi potensinya

- i. Center = [...]

- ii.  $V_j = X_{hj}$ ;  $j=1,2,\dots,m$

- iii.  $C = 0$  (jumlah cluster)

- iv. Kondisi = 1

- v.  $Z = M$

- vi. Z adalah titik yang mungkin disebut pusat cluster

- vii. Jalankan sampai (kondisi  $\neq 0$ ) dan ( $Z \neq 0$ )

- g. Kembalikan cluster pusatnya dari bentuk normalisasi ke bentuk aslinya.

$$Center_{ij} = Center_{ij} * (X_{maxj} - X_{Minj}) + X_{minj} \tag{5}$$

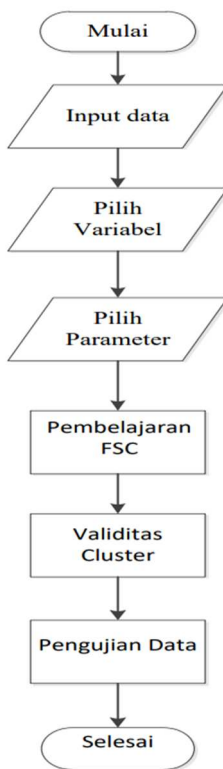
- h. Hitung nilai sigma cluster

$$\sigma_j = r_j * (X_{maxj} - X_{minj}) / \sqrt{8} \tag{6}$$

- i. Hitung persentase keanggotaan dari setiap titik data  $X_i$  dalam  $k$ -cluster

$$\mu_{ki} = e^{-\sum_{j=1}^m \frac{(X_{ij}-C_{kj})^2}{2\sigma_j^2}} \tag{7}$$

Keterangan : derajat keanggotaan dihitung dengan rumus diatas.



Gambar 2. Diagram Alir Model Penelitian

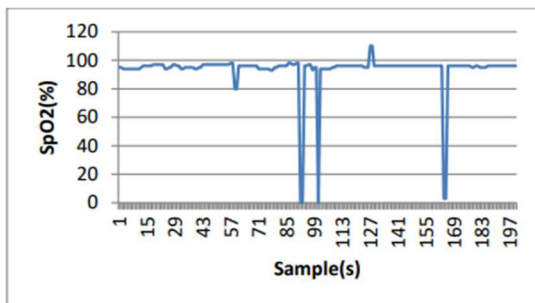
### 3. Hasil dan Analisis

#### 3.1. Implementasi

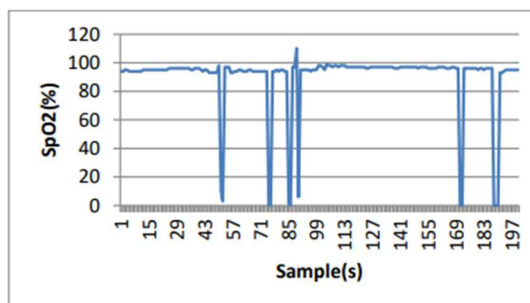
Data yang digunakan dalam studi ini merupakan kadar saturasi oksigen darah normal dan kadar oksigen darah rendah (hipoksia). Pada proses pengambilan data sinyal ini peneliti menggunakan sensor MAX 30100 dengan jumlah pengambilan sebanyak 30 kali setiap sampel yaitu sampel kadar oksigen normal dan sampel kadar oksigen rendah.

##### 3.1.1 Data Awal

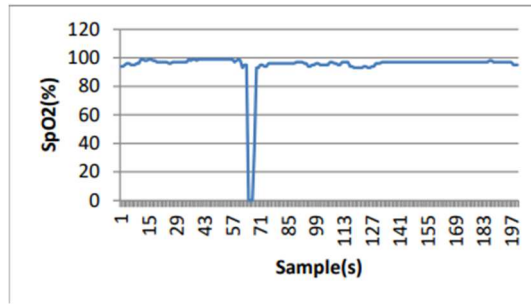
Pada proses pengenalan pola dilakukan pengambilan sinyal dari sensor yang didapatkan dari pengambilan data ADC. Sinyal yang dihasilkan diambil 30 kali dari sampel normal dan 30 kali dari sampel hipoksemia (kadar oksigen darah rendah).



(a)

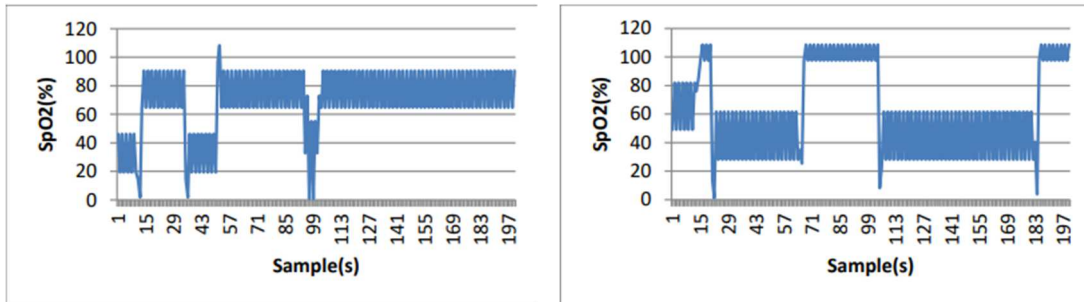


(b)



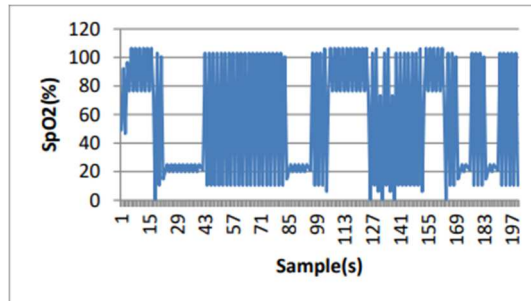
(c)

Gambar 3. (a) (b) (c) Data Normal



(a)

(b)



(c)

Gambar 4. (a) (b) (c) Data Hipoksemia (Kadar Oksigen Darah Rendah)

**3.1.2 Karakterisasi Ciri**

Setelah dilakukan pengambilan data, kemudian dilakukan proses karakterisasi ciri untuk mengambil ciri dari semua sinyal. Ciri yang diambil adalah ciri minimal, maksimal, rata-rata (mean) dan variasi (Varians). Nilai varians digunakan untuk melihat persebaran data dari sinyal. Hasil dari proses karakterisasi diperlihatkan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Karakterisasi Ciri Normal

Normal	Max.	Min.	Mean	Var.
1	41,77172	39,85055	105,468	1342,227
2	42,53121	70,75595	95,8402	848,3414
3	42,05959	71,07153	83,93492	153,2538
...	...	...	...	...
30	73,60069	42,34257	90,94432	771,129

Tabel 2. Karakterisasi Ciri Hipoksemia

Hipoksemia	Max.	Mean	Pasokan	Var.
1	103,7647	29,26829	61,18728	3990,05
2	105	75	102,2401	6771,158
3	103,7647	29,26829	61,18728	3990,05
...	...	...	...	...
30	105	75	92,83154	6366,632

### 3.1.3 Ekstraksi Ciri

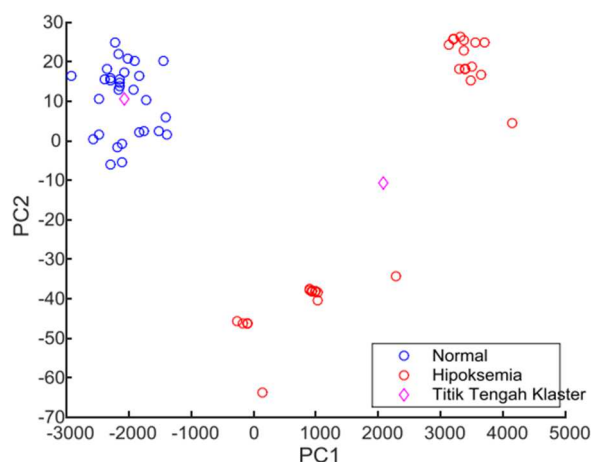
Setelah dilakukan karakterisasi, proses selanjutnya adalah ekstraksi ciri, dimana terdapat 4 buah ciri yaitu ciri minimal, maksimal, rata-rata (*mean*) dan variasi (*Varians*), dimana pada proses ekstraksi ciri ini dilakukan untuk mereduksi ukuran matrik dari ciri, sehingga akan dihasilkan 2 buah ciri yang paling kuat untuk dilihat posisi nya pada sumbu koordinat kartesian.

Tabel 3. Ekstraksi Ciri

No.	PC1	PC2	PC3	PC4	KELAS
1	-1720,85	10,28285	-37,944	16,29413	Normal
2	-2214,68	24,83672	-26,9256	-11,5374	Normal
3	-2909,74	16,31935	-23,9056	-21,1662	Normal
...	...	...	...	...	...
30	-2291,73	-5,99717	-4,19024	7,282577	Normal
31	927,329	-38,0686	-0,36149	-0,01353	Hipoksemia
32	3708,401	24,9313	-1,4455	2,528986	Hipoksemia
33	927,329	-38,0686	-0,36149	-0,01353	Hipoksemia
...	...	...	...	...	...
60	3303,893	18,12456	0,349479	-4,75885	Hipoksemia

### 3.1.4 Pengenalan Pola

Setelah dilakukan ekstraksi ciri, proses selanjutnya adalah pengenalan pola, dimana terdapat 2 buah kelas yaitu normal dan hipoksemia. Algoritma pengenalan pola yang digunakan adalah FSC (*Fuzzy Subtractive Cluster*).



Gambar 5. Hasil Pemetaan Titik Ciri dari Operasi Pengenalan Pola FSC

### 3.2. Pengujian

Proses pengenalan pola menggunakan FSC dengan 2 kluster mempunyai titik tengah kluster diperlihatkan pada Tabel 4. Titik Kelas yang terbentuk dari FSC diperlihatkan pada persamaan 1, sedangkan hasil akurasi dari sistem pengenalan pola diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 4. Titik Pusat Kelas

Titik Pusat Kelas 1 (Normal)	-2072,57	10,55048
Titik Pusat kelas 2 (Hikpoksemia)	2072,572	-10,5505

Jarak dari tiap kluster dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$jarak\ klaster = \sqrt{(hasil\ x - titik\ klaster\ x)^2 + (hasil\ y - titik\ klaster\ y)^2} \tag{8}$$

Tabel 5. Hasil Pengenalan Pola FSC

No.	PCA	Jarak 1	Jarak 2	Dikenali
1	Normal	351,7197	3793,482	Normal
2	Normal	142,8222	4287,397	Normal
3	Normal	837,1901	4982,387	Normal
...	...	...	...	...
30	Normal	219,7785	4364,302	Normal
31	Hipoksemia	3000,295	1145,574	Hipoksemia
32	Hipoksemia	5780,992	1636,214	Hipoksemia
33	Hipoksemia	3000,295	1145,574	Hipoksemia
...	...	...	...	...
50	Hipoksemia	5565,717	1420,867	Hipoksemia
51	Hipoksemia	1815,208	2331,077	Normal
52	Hipoksemia	5543,549	1398,641	Hipoksemia
53	Hipoksemia	1898,791	2247,48	Normal
54	Hipoksemia	5460,203	1315,368	Hipoksemia
55	Hipoksemia	1985,483	2160,772	Normal
56	Hipoksemia	5460,203	1315,368	Hipoksemia
57	Hipoksemia	1985,483	2160,772	Normal
58	Hipoksemia	5726,032	1581,122	Hipoksemia
59	Hipoksemia	3108,739	1037,247	Hipoksemia
60	Hipoksemia	5376,47	1231,654	Hipoksemia

Pengujian pada pengenalan pola SpO2 ini dilakukan dengan menghitung hasil pengenalan dari SpO2 normal dan hipoksemia, dimana dari 30 kali pengukuran terdapat 0 kali kesalahan deteksi, sedangkan pada hasil pengenalan dari hipoksemia, dimana dari 30 kali pengukuran terdapat 4 kali kesalahan deteksi. Jumlah deteksi yang benar dari keseluruhan sistem adalah 56 dari 60 data. Nilai akurasi dari sistem diperlihatkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{\text{jumlah benar}}{\text{jumlah keseluruhan}} \times 100\% \\
 &= \frac{56}{60} \times 100\% \\
 &= 93,33\%
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

Jadi, pengujian pada penelitian ini pengenalan pola sinyal SpO<sub>2</sub> normal dan hipoksemia menggunakan FSC mempunyai akurasi 93,33%.

#### 4. Kesimpulan

Klasifikasi sinyal SpO<sub>2</sub> untuk kondisi normal dan hipoksemia dilakukan dengan cara melakukan karakterisasi dengan menggunakan fitur minimal, maksimal, rata-rata dan standart deviasi, selanjutnya adalah proses ekstraksi yang dilakukan dengan menggunakan metode PCA dan bagian akhir dari sistem adalah pengenalan pola dengan menggunakan metode FSC. Pada pengujian pengenalan pola SpO<sub>2</sub> menggunakan metode FSC untuk mengklasifikasi SpO<sub>2</sub> normal dan hipoksemia, dimana dari 30 kali pengukuran SpO<sub>2</sub> normal terdapat 0 kali kesalahan deteksi, sedangkan pada pengukuran hipoksemia, dimana dari 30 kali pengukuran terdapat 4 kali kesalahan deteksi, jadi pengujian dengan metode FSC mempunyai hasil akurasi 93,33%. Saran untuk penelitian selanjutnya, untuk memperbanyak data sampel kadar oksigen darah pada tahap pembelajaran, sehingga dapat mempengaruhi hasil akurasi pada tahap pengujian.

#### Referensi

- [1] Syahra Y, Syahril M, Yusnidah Y. Implementasi data mining dengan menggunakan algoritma fuzzy subtractive clustering dalam pengelompokan nilai untuk menentukan minat belajar siswa smp primbana Medan. Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer). 2019 Mar 7;17(1):54-63.
- [2] Kusuma VM, Furqon MT, Muflikhah L. Implementasi Metode Fuzzy Subtractive Clustering Untuk Pengelompokan Data Potensi Kebakaran Hutan/Lahan. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer. 2017 Jun 16;1(9):876-84.
- [3] Widodo ID. Fuzzy subtractive clustering based prediction model for brand association analysis. InMATEC Web of Conferences 2018 (Vol. 154, p. 01082). EDP Sciences.
- [4] R. Kerwin, C. Billones, and E. P. Dadios, "Fuzzy Inference System for Remote Health Monitoring Using Wireless Body Area Networks," pp. 1–6, 2014.
- [5] Retnowati D, Ernawati E, Anggriani K. Penerapan Support Vector Machine Untuk Pendeteksian dan Klasifikasi Motif Pada Citra Batik Besurek Motif Gabungan Berdasarkan Fitur Histogram Of Oriented Gradient. Pseudocode. 2018 Nov 23;5(2):75-84.
- [6] Fatmawati F, Affandes M. Klasifikasi Keluhan Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Akun Facebook Group iRaise Helpdesk. Jurnal CoreIT: Jurnal Hasil Penelitian Ilmu Komputer Dan Teknologi Informasi. 2018 Jan;3(1):24-30.
- [7] Cohen G, De Chazal P. Detection of sleep apnoea in infants using ECG and oximetry signals. InComputing in Cardiology 2013 2013 Sep 22 (pp. 859-862). IEEE.
- [8] Cruz J, Hernández AI, Wong S, Carrault G, Beuchee A. Algorithm fusion for the early detection of apnea-bradycardia in preterm infants. In2006 Computers in Cardiology 2006 Sep 17 (pp. 473-476). IEEE.
- [9] Pratama AM. TA: Monitoring Kadar Oksigen dalam Tubuh Manusia dengan Menggunakan Sensor SpO<sub>2</sub> (Doctoral dissertation, Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya).
- [10] Savitri DE. Gelang Pengukur Detak Jantung dan Suhu Tubuh Manusia Berbasis Internet of Things (IoT) (Bachelor's thesis, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta).