

**DETEKSI INFEKSI PADA RONGGA MULUT BERBASIS PEMROSESAN
SINYAL WICARA DENGAN METODA WAVELET PACKET
DAN KLASIFIKASI SELF ORGANIZING MAP (SOM)**

**INFECTION DETECTION ON ORAL CAVITY BASED ON SPEECH PROCESSING
WITH WAVELET PACKET METHOD AND SELF ORGANIZING MAP (SOM)
CLASSIFICATION**

Abdul Hafidh Zaini¹, Bambang Hidayat², Rudy Hartanto³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

³Prodi Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran, Bandung

¹zainihafis@students.telkomuniversity.ac.id, ²bhidayat@gmail.com, ³juliahusny@hotmail.com

Abstrak

Penelitian tugas akhir ini dibuat dengan menggabungkan dua bidang keahlian yaitu bidang teknologi dan bidang kedokteran. Pada penelitian sebelumnya, beberapa penulis dari institusi yang berbeda telah melakukan identifikasi suara manusia maupun identifikasi penyakit di rongga mulut antara lain Risha Annisa (Universitas Telkom), Roy Cesaro Erari (Universitas Telkom), Rinaldi Budi Utomo (Universitas Gadjah Mada), dan Jaenal Arifin (STMIK Asia). Berdasarkan referensi tersebut membuat penulis tertarik untuk melakukan penelitian ini yang secara spesifik membahas penyakit *Stomatitis Aftosa Rekuren* (SAR). *Stomatitis* adalah inflamasi lapisan mukosa dari struktur apa pun pada mulut, seperti pipi, gusi, lidah, bibir dan atap atau dasar mulut. Teknologi telekomunikasi dapat diaplikasikan dengan menggunakan pengolahan suara. Pengolahan suara dilakukan dengan *input* penyakit SAR berdasarkan suara manusia dalam satu kalimat tertentu. Setelah itu, dilakukan proses *preprocessing*, ekstraksi ciri menggunakan menggunakan metode *wavelet packet* dan klasifikasi menggunakan *Self Organizing Map* (SOM). Tugas Akhir ini bertujuan agar masyarakat awam serta para dokter bisa lebih mudah mengidentifikasi penyakit SAR menggunakan pengolahan suara. Penentuan persentase dirancang menggunakan perangkat lunak berbasis Matlab. Metode ekstraksi ciri *wavelet packet* dan klasifikasi SOM dapat menghasilkan suatu program yang dapat menentukan jenis dan presentase kelompok penyakit pada satu sampel. Dari hasil pengujian yang dilakukan, mendapatkan akurasi terbaik sebesar 79%.

Kata Kunci: *Stomatitis Aftosa Rekuren* (SAR), *wavelet packet*, SOM

Abstract

This final project research was made by combining two fields of expertise, namely the field of technology and the field of medicine. In previous studies, several authors from different institutions have identified human voices and identified diseases in the oral cavity, including Risha Annisa (Telkom University), Roy Cesaro Erari (Telkom University), Rinaldi Budi Utomo (Gadjah Mada University), and Jaenal Arifin (STMIK Asia). Based on these references, the authors are interested in conducting this study that specifically addresses Recurrent Aftosa Stomatitis (SAR). Stomatitis is inflammation of the mucous layer of any structure in the mouth, such as cheeks, gums, tongue, lips and roof or floor of the mouth. Telecommunication technology can be applied using sound processing. Sound processing is done by input SAR disease based on human voice in one particular sentence. After that, the preprocessing process is performed, feature extraction using the wavelet packet method and classification using the Self Organizing Map (SOM). This Final Project aims to make ordinary people and doctors easier to identify SAR disease using sound processing. Percentage determination is designed using Matlab based software. Wavelet packet feature extraction method and SOM classification can produce a program that can determine the type and percentage of disease groups in one sample. From the results of the tests conducted, getting the best accuracy of 79%.

Keywords: *Stomatitis Aftosa Rekuren*, *wavelet packet*, *Self Organizing Map*

1. Pendahuluan

Dalam kehidupan bermasyarakat sering kita jumpai penyakit mulut yang cukup mengganggu aktifitas keseharian seperti berbicara, makan dan sebagainya. Dalam dunia kedokteran, penyakit tersebut dikenal dengan nama *Stomatitis Aftosa Rekuren* (SAR). SAR adalah radang kronik pada mukosa mulut, berupa ulkus yang terasa

nyeri dan sering kambuh, terutama pada jaringan lunak rongga mulut. Menurut hasil penelitian, SAR sering terjadi pada perempuan dengan faktor predisposisi: trauma (53%), stres (21,7%), ketidakseimbangan hormonal (17,3%), genetik (11,5%), dan alergi (1,1%) [1].

Peran teknologi yang sudah mulai tersebar luas di kalangan masyarakat khususnya Indonesia serta bidang kedokteran yang sudah lama diminati oleh masyarakat, membuat penulis tertarik untuk mengkombinasikan kedua bidang keahlian tersebut untuk menciptakan suatu program baru pendeteksi penyakit SAR melalui deteksi *speech processing*/sinyal wicara.

Pada tugas akhir ini dibuat menggunakan perangkat lunak Matlab versi R2018b yang dapat mengklasifikasikan penyakit SAR berdasarkan suara manusia dalam satu kalimat tertentu menggunakan metode wavelet packet dan klasifikasi Self Organizing Map (SOM).

2. Dasar Teori

2.1 Stomatitis Aftosa Rekuren (SAR)

SAR adalah radang kronik pada mukosa mulut, berupa ulkus yang terasa nyeri dan sering kambuh, terutama pada jaringan lunak rongga mulut. SAR dapat menyerang selaput lender pipi bagian dalam, lidah, serta palatum dalam rongga mulut. Secara klinis SAR memiliki ciri-ciri seperti ulkus dangkal berbentuk oval atau bulat, berwarna putih kekuningan, dan biasanya terjadi pada anak dan remaja yang angka kejadian tertinggi terdapat pada wanita [2].

Gambaran klinis SAR dibagi menjadi tiga kelompok [3],

1. Tipe Minor
2. Tipe Mayor
3. Tipe *Herpetiform*

2.2 Sinyal Audio

Sinyal audio biasa disebut juga dengan gelombang suara yang memiliki variasi sebagaimana variasi tekanan media perantara seperti udara. Suara diciptakan melalui getaran suatu benda yang berakibat udara disekitarnya bergetar. Hal ini menyebabkan kerdang telinga manusia bergetar, kemudian getaran tersebut diinterpretasikan oleh otak sebagai suara. Sinyal audio berada pada rentang frekuensi audio yang dapat didengar oleh manusia. Rentang frekuensi audio tersebut berada pada angka 20 Hz (frekuensi terendah) dan 20 KHz (frekuensi tertinggi) [4].

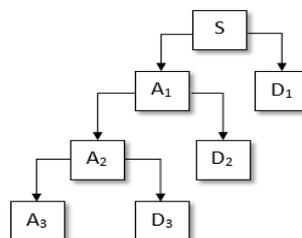
2.3 Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri (*feature extraction*) merupakan suatu cara atau teknik untuk mengambil ciri dari suara untuk melakukan pengenalan pola. Ciri sebuah suara adalah seluruh ukuran yang dapat diambil dan dipecah dari pola masukan yang akan digolongkan. Ciri suara yang baik memiliki tingkat akurasi yang tinggi, mudah dalam komputasi, dan dapat diperkecil tanpa menghilangkan informasi-informasi penting [5].

2.4 Transformasi Paket Wavelet

Metode transformasi paket *wavelet* adalah suatu generalisasi dari dekomposisi *wavelet* yang menawarkan kemungkinan analisa sinyal yang lebih luas. Di dalam analisa *wavelet*, suatu sinyal dipecah atau didekomposisi menjadi koefisien aproksimasi dan koefisien detail. Selanjutnya koefisien aproksimasi tersebut didekomposisi kembali menjadi koefisien aproksimasi dan detail untuk level selanjutnya, sehingga pada n level dekomposisi menghasilkan $n+1$ koefisien yang baru $A_n + D_n + D_{n-1} + \dots + D_1$. Ilustrasi dari dekomposisi *wavelet* dapat dilihat pada gambar 2.4.

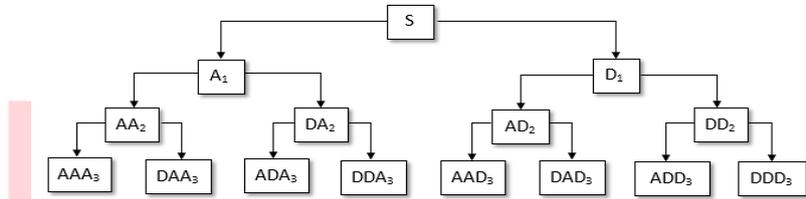
Level satu menghasilkan A_1 dan D_1 dimana A_1 adalah koefisien aproksimasi dan adalah koefisien detail. Lalu untuk level dua koefisien, aproksimasi di level satu dipecah kembali menjadi koefisien aproksimasi (A_2) dan detail (D_2) demikian seterusnya [6], [7].



$$\begin{aligned}
 S &= A_1 + D_1 \\
 &= A_2 + D_2 + D_1 \\
 &= A_3 + D_3 + D_2 + D_1
 \end{aligned}$$

Gambar 1. Transformasi *Wavelet* [7]

Pada analisa paket *wavelet* koefisien aproksimasi dan detail sama-sama didekomposisikan kembali pada level selanjutnya sehingga pada n level dekomposisi menghasilkan koefisien yang berbeda. Namun, karena proses *downsampling* jumlah keseluruhan koefisien masih sama dan tidak ada *redundancy* terhadap jumlah koefisien aslinya. Ilustrasi paket *wavelet* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Transformasi Paket *Wavelet* [7]

Pada level satu menghasilkan A_1 dan D_1 dimana A_1 adalah koefisien aproksimasi D_1 dan adalah koefisien detail. Lalu untuk level dua, koefisien aproksimasi dan koefisien detail di level satu dipecah kembali, koefisien aproksimasi dipecah menjadi koefisien aproksimasi (AA_2) dan koefisien detail (DA_2) koefisien detail juga dipecah menjadi koefisien aproksimasi (AD_2) dan koefisien detail (DD_2). Jadi untuk level 2 koefisien yang dihasilkan adalah (AA_2), (DA_2), (AD_2), (DD_2). Demikian seterusnya sampai level ke- n yang diinginkan.

Nilai dari koefisien WPD untuk setiap bagian dinotasikan sebagai n_c Energi WPD didefinisikan sebagai berikut:

$$E_B(r) = \sum_{n=1}^{n_c} C^2(n, r), \quad r = 2, 3, \dots, 32, \dots \tag{2.1}$$

Energi rata-rata WPD untuk setiap bagian didefinisikan sebagai berikut:

$$\tilde{E}_B(r) = \frac{E_B(r)}{n_c} \tag{2.2}$$

Maximum energi rata-rata WPD didefinisikan sebagai berikut:

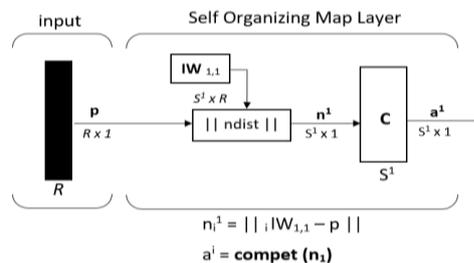
$$E_M(r) = \max_r (\tilde{E}_B(r)) \tag{2.3}$$

Kemudian dikalkulasi, dan hasil tersebut merupakan energi maksimum dari suara.

2.5 Jaringan Saraf Tiruan Self Organizing Map (SOM)

Jaringan saraf tiruan *Self Organizing Maps* (SOM) atau disebut juga dengan jaringan Kohonen telah banyak dimanfaatkan untuk pengenalan pola baik berupa citra, suara, dan lain-lain. Jaringan SOM sering pula digunakan untuk ekstraksi ciri (*feature*) pada proses awal pengenalan pola. Ia mampu mereduksi dimensi input pola ke jumlah yang lebih sedikit sehingga pemrosesan komputer menjadi lebih hemat. JST Kohonen-SOM merupakan salah satu model JST yang menggunakan metode *unsupervised learning*, yaitu mempelajari distribusi himpunan pola-pola tanpa informasi kelas. Jaringan ini terdiri dari dua lapisan (*layer*), yaitu lapisan input dan lapisan output. Setiap *neuron* dalam lapisan input terhubung dengan setiap *neuron* pada lapisan output. Setiap *neuron* dalam lapisan *output* merepresentasikan kelas (*cluster*) dari input yang diberikan [7].

Prinsip kerja dari algoritma SOM adalah pengurangan *node-node* tetangganya (*neighbor*), sehingga pada akhirnya hanya ada satu *node output* yang terpilih (*winner node*). Pertama kali yang dilakukan adalah melakukan inisialisasi bobot untuk tiap-tiap *node* dengan nilai *random*. Setelah diberikan bobot *random*, maka jaringan diberi *input* sejumlah dimensi *node/neuron input* (10×10). Setelah *input* diterima jaringan, maka jaringan mulai melakukan perhitungan jarak vektor yang didapatkan dengan menjumlah selisih/jarak antara vektor input dengan vektor bobot. Pada jaringan ini, suatu lapisan yang berisi *neuron-neuron* akan menyusun dirinya sendiri berdasarkan input nilai tertentu dalam suatu kelompok yang dikenal dengan istilah *cluster*. Selama proses penyusunan diri, *cluster* yang memiliki vektor bobot paling cocok dengan pola *input* (memiliki jarak yang paling



Gambar 3. Arsitektur JST-SOM [7]

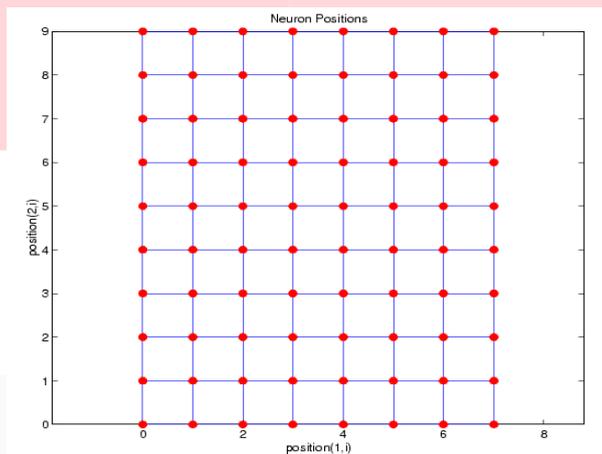
dekat) akan terpilih sebagai pemenang. *Neuron* yang menjadi pemenang beserta *neuron-neuron* tetangganya akan memperbaiki bobot-bobotnya [8]. Berikut ilustrasi arsitektur JST SOM:

Bobot vektor-vektor contoh berfungsi sebagai penentu kedekatan antara vektor tersebut dengan masukan yang diberikan. Selama proses pengaturan, vektor contoh pada saat itu paling dekat dengan masukan akan muncul sebagai pemenang, kemudian vektor pemenang dan vektor-vektor sekitarnya akan dimodifikasi bobotnya. Dalam JST SOM, *neuron* target tidak diletakkan dalam sebuah baris seperti layaknya model jaringan syaraf tiruan yang lain. *Neuron* target diletakkan dalam dua dimensi yang bentuk/topologinya dapat diatur, dalam matlab disediakan fasilitas untuk mendefinisikan topologi jaringan yang berbeda-beda. Topologi yang berbeda akan menghasilkan *neuron* sekitar *neuron* pemenang yang berbeda sehingga bobot yang dihasilkan juga akan berbeda [9].

Ada dua macam topologi yang dapat dibentuk yaitu:

1. *Gridtop*

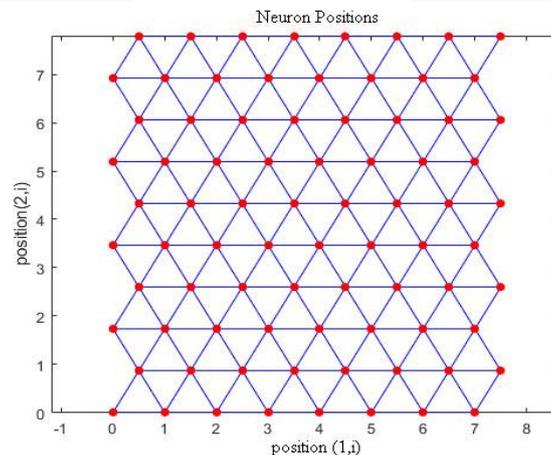
Dalam *gridtop neuron* disusun dalam *array* dua dimensi dengan bentuk persegi.



Gambar 4. Topologi *Gridtop* [6]

2. *Hextop*

Dalam *hextop neuron* disusun dalam *array* dua dimensi dengan bentuk heksagonal.



Gambar 5. Topologi *Hextop* [7]

3. Perancangan Sistem

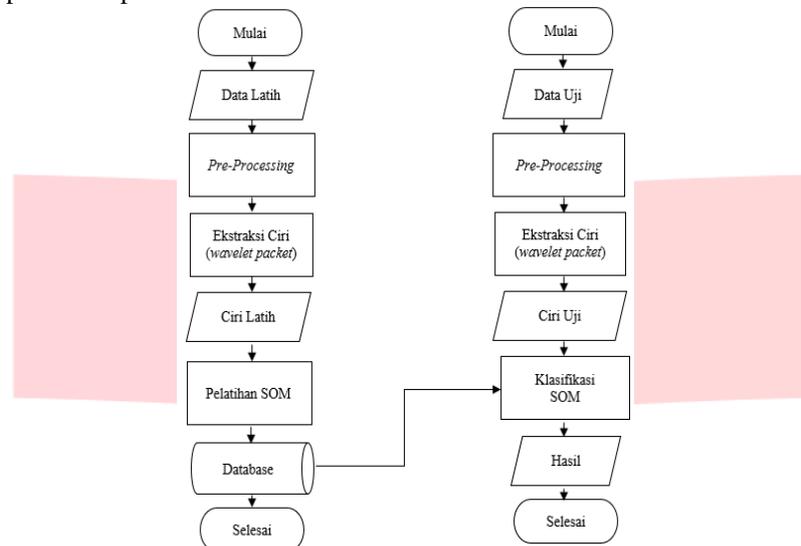
3.1 Diagram Alir Sistem

Pada penelitian ini, perancangan perangkat lunak yang dirancang terdiri dari dua tahap yaitu tahap latih dan tahap uji. Tahap latih adalah pemrosesan data suara untuk dijadikan *database* yang didapat melalui ekstraksi ciri. Tahap uji adalah tahap untuk menguji data suara dengan *database* sehingga dapat diklasifikasikan oleh sistem yang dirancang.

Pada tahap latih setiap proses diawali dengan tahap *pre-processing* terhadap data suara latih yang dimasukkan. Kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri dengan metode *wavelet packet* dan pelatihan dengan

metode SOM sehingga didapatkan *database* yang digunakan pada tahap uji. Dalam tahap uji, data suara uji masuk dalam tahap *pre-processing* dilanjutkan dengan proses ekstraksi ciri dengan metode *wavelet packet*.

Hasil dari ekstraksi ciri dari tahap uji diklasifikasi dengan menggunakan metode SOM untuk mengetahui kecocokan ciri suara dari data uji terhadap data latih. Sehingga hasil dari data yang sudah diklasifikasikan dapat dihitung persentase dari masing-masing kelasnya yang terdapat dalam satu sampel. Adapun diagram alir sistem dari tugas akhir dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Diagram Alir Model Sistem

3.2 Ekstraksi Ciri

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi ciri menggunakan metode WPD, yaitu dengan mendekomposisikan sinyal ke dalam beberapa *subband*. Masing-masing *subband* pada level yang lebih tinggi didekomposisikan kembali menjadi *subband* yang baru sehingga menghasilkan *range* frekuensi yang semakin kecil, semakin besar level yang digunakan maka akan menghasilkan jumlah *subband* yang semakin banyak. Pemilihan level dekomposisi yang diujikan pada tugas akhir mulai dari 2 sampai dengan 6. Setelah itu dilakukan untuk *feature selection* untuk mengetahui *feature* yang paling tepat. Adapun pengujian yang dilakukan adalah kombinasi dari 5 *feature* yaitu *mean*, *entropy*, *standard deviation*, *skewness*, dan *kurtosis*.

3.3 Klasifikasi

Ciri yang didapatkan dari tahapan ekstraksi ciri akan melalui proses klasifikasi. Pada sistem yang dirancang, metode klasifikasi yang digunakan adalah SOM yaitu untuk mencari dan mengelompokkan ke dalam kelas-kelas tertentu. Pengujian dilakukan terhadap 2 topologi yaitu *Gridtop* dan *Hextop*. Proses klasifikasi terbagi menjadi dua yaitu proses pelatihan dan proses uji.

4. Hasil Pengujian Sistem dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan berdasarkan beberapa parameter yang diperoleh selama proses pemrograman sistem. Masing-masing pengujian memiliki hasil yang direpresentasikan dalam bentuk tabel, grafik, dan analisis. Dalam tugas akhir ini akurasi tinggi adalah yang lebih diutamakan, karena waktu komputasi yang didapat tidak berbeda signifikan. Skenario pengujian pada sistem ini adalah sebagai berikut:

4.1 Pengaruh Level Dekomposisi Terhadap Akurasi Sistem

Pengujian pertama yaitu memilih level dekomposisi yang tepat dilakukan pengujian pada rentang 2 sampai dengan 6 untuk mendapatkan akurasi dan waktu komputasi terbaik. Suara yang digunakan menggunakan frekuensi sampling 8000 Hz, nilai *overlapping* sebesar 256, dan telah dilakukan tahap *preprocessing*. Pengujian pertama menggunakan kombinasi dari semua jenis *feature*, dan topologi SOM yang digunakan yaitu *Hextop*. Terdapat 50 suara latih dan 24 suara uji. Suara untuk kedua data tersebut dibagi menjadi 2 kelas yaitu kelas sakit dan sehat.

Tabel 1. Hasil Pengujian Level Dekomposisi

Level	1		2		3		Rata-Rata	
	Akurasi (%)	Waktu (detik)						
2	58,333	0,6170	66,666	0,6760	58,333	0,6738	61,111	0,6556
3	50,000	0,7400	50,000	0,8050	54,166	0,7339	51,389	0,7596
4	54,166	0,9840	54,166	0,9298	54,166	0,9210	54,166	0,9449
5	62,533	0,4370	58,333	0,5380	70,833	0,5920	63,900	0,5223
6	62,500	0,3220	54,166	0,3210	45,833	0,5970	54,166	0,4133

Pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa level 5 memiliki akurasi rata-rata 63,90% dan waktu komputasi rata-rata 0,52 detik. Terjadi perbedaan akurasi yang cukup signifikan diantara level-level lain, kecuali level 2 yang hampir mendekati yaitu memiliki akurasi 61,1% dan waktu komputasi 0,66 detik. Maka level dekomposisi yang dipilih berdasarkan akurasi dan waktu komputasi terbaik adalah 5. Hal ini disebabkan level dekomposisi rendah akan menghasilkan jumlah vektor ciri sedikit yang mengakibatkan susah membedakan antara suara sehat dan sakit, begitupula sebaliknya apabila level dekomposisi tinggi akan menghasilkan vektor ciri terlalu banyak yang mengakibatkan terjadi kesalahan dalam hasil klasifikasi.

4.2 Pengaruh Feature Selection Terhadap Akurasi Sistem

Pada skenario ini, untuk mengetahui *feature* yang paling tepat dilakukan pengujian pada kombinasi dari 5 *feature* yaitu *mean* (M), *entropy* (E), *skewness* (S), kurtosis (K), dan *standard deviation* (SD). Dalam menentukan *feature* ini ditunjang dengan sub ciri (koefisien) yang sesuai yaitu 3, 8, 14, 1, 4, 10, 13, 5, 11, 16. Suara yang digunakan menggunakan frekuensi sampling 8000 Hz dan nilai *overlapping* sebesar 256. Adapun level dekomposisi yang digunakan adalah 5 dan topologi SOM yang digunakan yaitu *Hextop*. Sampel suara yang digunakan yaitu 50 suara latihan dan 24 suara uji. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil Pengujian Feature Selection

No	Parameter	1		2		3		Rata-Rata	
		Akurasi (%)	Waktu (detik)						
1	M	54,1660	0,3640	54,1660	0,4020	54,1660	0,3810	54,1660	0,3823
2	E	41,6660	0,3420	50,0000	0,5690	45,8330	0,4700	45,8330	0,3270
3	S	50,0000	0,4720	58,3330	0,5000	58,3330	0,4900	55,5555	0,4873
4	K	66,6660	0,4900	70,8330	0,5810	70,8330	0,4900	69,4440	0,5203
5	SD	50,0000	0,3100	58,3330	0,4900	50,0000	0,4900	52,7777	0,4967
6	M, E	54,1660	0,5000	58,3330	0,4900	58,3330	0,5820	56,9440	0,5240
7	M, S	50,0000	0,3900	58,3330	0,4900	58,3330	0,5000	55,5555	0,5267
8	M, K	58,3330	0,5010	62,5000	0,4990	58,3330	0,5020	59,7220	0,5007
9	M, SD	45,8330	0,5000	45,8330	0,5000	58,3330	0,5010	49,9997	0,5003
10	E, S	45,8330	0,3240	50,0000	0,5000	50,0000	0,3730	48,8110	0,3323
11	E, K	70,8330	0,4960	62,5000	0,4980	58,3330	0,4980	63,8887	0,4973
12	E, SD	70,8330	0,4980	66,6670	0,4950	70,8330	0,5000	69,4443	0,4977
13	S, K	66,6670	0,4990	70,8330	0,5000	66,6670	0,4960	68,0557	0,4983
14	S, SD	66,6670	0,4990	62,5000	0,5630	62,5000	0,4990	63,8890	0,5203
15	K, SD	54,1660	0,4990	50,0000	0,4990	50,0000	0,5000	51,3887	0,4993
16	M, E, S	50,0000	0,4980	62,0000	0,4970	54,1660	0,5000	55,3887	0,4983
17	M, E, K	58,3330	0,4960	58,3330	0,5010	58,3330	0,5000	58,3330	0,4990
18	M, E, SD	45,8330	0,4980	37,5000	0,4990	45,8330	0,4950	43,0553	0,4973
19	M, S, K	50,0000	0,4930	50,0000	0,4930	50,0000	0,4930	50,0000	0,4930
20	M, S, SD	54,1660	0,4920	54,1660	0,4920	50,0000	0,4920	52,7773	0,4920
21	M, K, SD	75,0000	0,4930	79,1660	0,4930	75,0000	0,4930	76,3887	0,4930
22	E, S, K	50,0000	0,4950	58,3330	0,4920	54,1660	0,4920	54,1663	0,4930
23	E, S, SD	54,1660	0,4970	66,6660	0,5030	50,0000	0,4920	56,9440	0,4973
24	E, K, SD	54,1660	0,4960	62,5000	0,4940	62,5000	0,4910	59,7220	0,4937
25	S, K, SD	54,1660	0,4920	45,8330	0,4920	45,8330	0,4920	48,6107	0,4920
26	M, E, S, K	58,0000	0,4930	58,3330	0,4960	66,6660	0,4920	60,9997	0,4937
27	M, E, S, SD	54,1660	0,4970	54,1660	0,4940	58,3330	0,4930	55,5550	0,4947
28	M, E, K, SD	54,1660	0,4970	58,3330	0,4400	54,1660	0,4970	55,5550	0,4780
29	M, S, K, SD	79,1660	0,3804	70,8333	0,4960	66,6667	0,3104	72,2220	0,3956
30	E, S, K, SD	58,3330	0,3065	54,1667	0,4960	50,0000	0,4940	54,1666	0,4322
31	M, E, S, K, SD	75,0000	0,4940	62,5000	0,4970	58,3330	0,4950	65,2777	0,4933

Feature selection yang paling tepat adalah kombinasi dari *mean*, kurtosis, dan *standard deviation* dengan akurasi rata-rata 76,39% dengan waktu komputasi rata-rata 0,49 detik. Hal ini dikarenakan suara setiap kelas memiliki kombinasi ciri yang berdekatan dan nilai antar kelasnya tidak bersinggungan sehingga mendapatkan nilai akurasi yang tinggi.

4.3 Pengaruh Topologi SOM Terhadap Akurasi Sistem

Pada skenario terakhir ini, untuk mengetahui topologi SOM yang paling tepat, dilakukan pengujian terhadap 2 topologi yaitu *Gridtop* dan *Hextop*. Suara yang digunakan menggunakan frekuensi sampling 8000 Hz, nilai *overlapping* sebesar 256, level dekomposisi yang digunakan adalah 5, dan *feature* yang dipilih adalah kombinasi dari *mean*, kurtosis, dan *standard deviation*. Sampel suara yang digunakan yaitu 50 suara latih dan 24 suara uji. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. Hasil Pengujian Topologi SOM

Topologi	1		2		3		Rata-Rata	
	Akurasi (%)	Waktu (detik)						
<i>Gridtop</i>	45,833	0,580	58,333	0,507	54,1667	0,0496	52,7777	0,528
<i>Hextop</i>	79,1667	0,497	70,8333	0,497	75	0,0644	75	0,546

Topologi SOM yang paling tepat adalah *Hextop* dengan akurasi 75% dengan waktu komputasi 0,55 detik. Terjadi perbedaan topologi yang memiliki akurasi dan waktu komputasi terbaik yang disebabkan karena komposisi neuron pada *Gridtop* berbentuk persegi empat, sedangkan komposisi neuron pada *Hextop* berbentuk segitiga yang menyebabkan pengelompokan kelas pada topologi *Hextop* semakin akurat.

5. Kesimpulan

Dari pengujian dan analisis yang telah dilakukan pada sistem deteksi infeksi rongga mulut terhadap kasus penyakit *Stomatitis Aftosa Rekuren* (SAR) melalui sinyal wicara, dapat dibuat kesimpulan sebagai berikut:

1. Perancangan dan perealisasi sistem untuk mendeteksi penyakit SAR melalui sinyal wicara dengan metode *wavelet packet* dan klasifikasi *Self Organizing Maps* (SOM) terhadap data yang didapatkan berhasil dilakukan.
2. Parameter optimal yang digunakan pada metode *wavelet packet* yaitu pada level dekomposisi 5. Berdasarkan parameter statistik, yang terbaik adalah menggunakan kombinasi mean, kurtosis, dan *standard deviation*. Sedangkan parameter yang paling optimal pada klasifikasi SOM yaitu dengan menggunakan topologi *Hextop*.
3. Hasil terbaik yang didapatkan setelah melakukan proses pengujian dengan metode ekstraksi ciri *wavelet packet* dan klasifikasi SOM adalah akurasi 79,17% dengan waktu komputasi 0,48 detik.

Daftar Pustaka

- [1] I. M. W. Yogasedana, N. W. Mariati and M. A. Leman, "Angka Kejadian Stomatitis Aphosa Rekuren SAR) Ditinjau Dari Faktor Etiologi Di RSGMP FK UNSRAT Tahun 2014", *Jurnal e-GiGi (eG)*, vol. III, no. 2, pp. 278-284, 2015.
- [2] S. Hafizah, "Stomatitis Aftosa Rekuren, Medan", 2015.
- [3] C. Scully, "Medical Problem in Dentistry", vol. VI, p. 757, 2010.
- [4] S. Waluyanti, "Dasar-Dasar Sinyal Audio", 2008. [Online]. Available: <http://elektronika-dasar.web.id/sinyal-audio-gelombang-suara/>. [Accessed Maret 2018].
- [5] D. Putra, "Sistem Biometrika", Yogyakarta: ANDI, 2009.
- [6] M. Y. Gokhale and D. K. Khanduja, "Time Domain Signal Analysis Using Wavelet Packet Decomposition Approach", *Int. J. Communications, Network and System Sciences*, pp. 321-329, 2010.
- [7] A. R., "Klasifikasi Jenis Burung Berdasarkan Suara Kicau Burung Menggunakan Wavelet Packet Decomposition Dan Jaringan Syaraf tiruan Self Organizing Maps, Bandung", 2008.