

# Klasifikasi Masa Subur Wanita Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan

Subairi<sup>1</sup>, Abdur Rabi<sup>2</sup>, Wahyu Dirgantara<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Prodi Teknik Elektro Universitas Merdeka Malang  
Jalan Taman Agung 1 Malang Indonesia

<sup>1</sup>subairi@unmer.ac.id

**Abstrak**— Masa subur adalah siklus yang terjadi pada wanita dewasa dimana sel telur berada pada masa siap dibuahi. Masa subur terjadi secara periodik yang berada pada siklus menstruasi dan hanya beberapa hari terjadi. Untuk mendeteksi masa subur secara tepat banyak dikembangkan metode dan peralatan guna memonitor baik secara manual maupun modern antara lain, memeriksa lendir servik, memeriksa kadar hormon LH, memonitor suhu tubuh basal, pemeriksaan folikel dengan USG. Selain metode tersebut pemeriksaan cairan liur (saliva) bisa digunakan untuk mendeteksi masa subur. Penelitian ini mendiskusikan bagaimana mendeteksi kesuburan memanfaatkan cairan saliva guna mengklasifikasikan masa subur (Ovulasi) pada wanita berdasarkan pola citra *ferning saliva* menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST). Metode JST digunakan untuk mengklasifikasikan sebelum subur (*infertile period*), perubahan ke masa subur (*intermediate period*), dan masa ovulasi (*fertile period*) dengan tingkat akurasi yang cukup baik. metode *gray-level co-occurrence matrices* (GLCM) digunakan pada proses ekstraksi fitur untuk mendapatkan ciri-ciri yang unik dari citra saliva dengan menggunakan lima parameter fitur yaitu *contrast*, *correlation*, *angular second moment* (ASM), *entropy*, dan *inverse different moment* (IDM) dengan sudut pengambilan 0°, 45°, 90°, dan 135°. Dari hasil penelitian ini didapat bahwa metode JST berhasil mengklasifikasikan citra masa subur menggunakan citra *ferning saliva* dengan tingkat akurasi kurasi klasifikasi sebesar 100.0 %, *intermediate period* 86.7%, dan *fertile period* sebesar 86.7%.

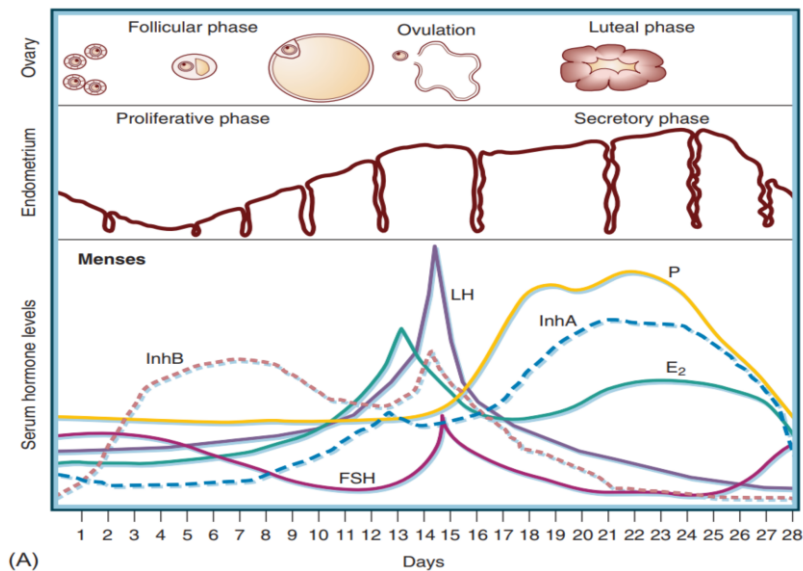
**Kata kunci**— JST; Ovulasi; saliva; kesuburan; klasifikasi, jaringan saraf tiruan.

**Abstract**— The fertile period is the cycle that occurs in adult women when the egg is ready for fertilization. The fertile period occurs periodically during the menstrual cycle and lasts only a few days. To accurately determine the fertile period, many methods and equipment for monitoring, both manual and modern, have been developed, including checking cervical mucus, checking the level of the LH hormone, monitoring basal body temperature, and examining follicles using ultrasound. In addition to these methods, a study of saliva can be used to determine the fertile period. This study discusses how to determine fertility using saliva to classify the fertile period (ovulation) in women based on fern images of saliva using an artificial neural network (ANN). The ANN method is used to classify before the fertile period (infertile period), changes in the fertile period (interim period), and ovulation (fertile period) with a fairly good level of accuracy. The Gray Level Co-occurrence Matrix Method (GLCM) is used in the feature extraction process to obtain unique characteristics of saliva images using five feature parameters, namely contrast, correlation, angular second moment (ASM), entropy, and inverse differential momentum (IDM) with survey angles of 0°, 45°, 90°, and 135°. Based on the results of this study, it was found that the ANN method successfully classified images of the fertile period using fern saliva images with a classification accuracy of 100.0%, an intermediate period of 86.7%, and a fertile period of 86.7%.

**Keywords**— JST; Ovulation; Saliva; Fertility, Classification; Artificial neural network.

## I. PENDAHULUAN

Masa subur adalah siklus yang terjadi dalam periode menstruasi wanita pada saat sel telur yang cukup matang keluar menuju saluran tuba falopi menunggu dibuahi. Ovulasi merupakan puncak masa subur yang terjadi pada ditengah siklus menstruasi[1]. Mengetahui masa subur menjadi sangat penting bagi pasangan yang merencanakan kehamilan dan bisa menjadi kontrasepsi secara alami bagi pasangan yang mencegah kehamilan. Dari survey yang dilakukan[2] bahwa sebanyak 92,2% dari 328 responden baru mendapatkan pengetahuan tentang kesuburan ketika mereka pertama kali konsultasi masalah fertilitas pada dokter kandungan. Menurut Herman Knaus dan Kyusaku Ogino bahwa jarak antara masa menstruasi dan masa ovulasi yang berikutnya dapat berubah, tetapi ritme atau periodenya tetap pada hari ke empat belas sebelum siklus menstruasi berikutnya dengan menghitung pada kalender masa subur, siklus masa subur dapat dilihat pada gambar 1.



(A) Gambar 1. Siklus masa subur wanita[3]

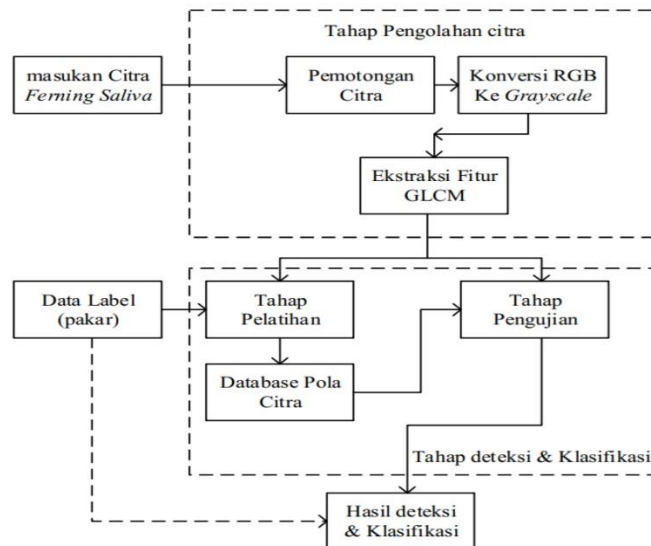
Pada Gambar.1 adalah siklus menstruasi pada wanita dengan siklus normal 28 hari, dimana pada hari ke-14 adalah masa subur atau masa ovulasi. Namun jika siklus tidak normal maka menentukan masa subur menjadi lebih sulit karena harus melalui metode selain kalender masa subur seperti pemeriksaan hormon, USG folikel dll. Sesuai yang ditunjukkan Gambar.1 level hormon LH akan naik pada saat masa subur.

Selain itu untuk mengetahui masa subur dapat diketahui dengan memeriksa cairan air liur (saliva). Saliva adalah cairan yang dihasilkan pada bagian kelenjar ludah yang mengandung 99% air dan 1% bermacam-macam zat garam, antara lain kalsium, fosfor, magnesium, natrium dll [4].

beberapa penelitian yang dilakukan oleh [5], [6], [7] pengamatan pada pola ferning saliva dilakukan secara langsung dengan mikroskop. Teknik ini tentu tidak efektif karena proses masih manual dan menghasilkan kesalahan prediksi, apalagi penggunaanya bukan seorang pakar. Pilihan alternatif adalah pengembangan metode deteksi masa subur berdasarkan pola *ferning saliva* ini dengan menggunakan teknik *image processing* untuk menentukan masa subur terutama masa ovulasi. Dengan menggunakan teknik pemrosesan gambar membedakan masa subur dan bukan tentu tidak mudah jika hanya menggunakan alat indra manusia. Dalam penelitian ini digunakan Jaringan saraf tiruan guna mengklasifikasikan gambar masa subur dan tidak subur.

## II. METODE

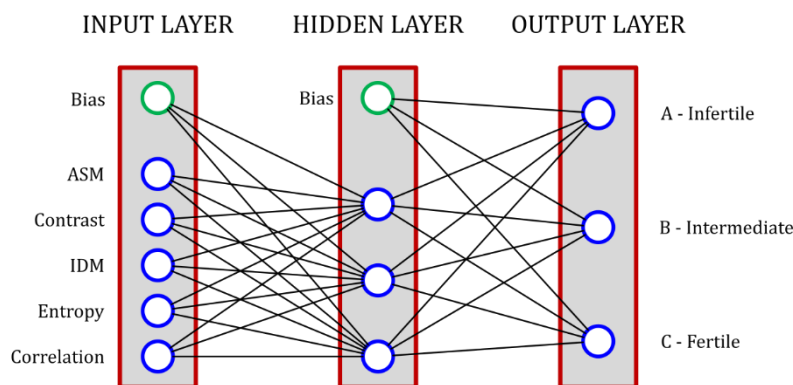
Metode yang dipakai untuk mendeteksi masa subur wanita adalah dengan melakukan pengenalan pola pada cairan saliva. Dalam melakukan pendeteksian tersebut, dibutuhkan sampel cairan saliva yang diambil fotonya menggunakan mikroskop digital, sehingga menghasilkan citra mikroskopis dari cairan saliva. Sistem pengenalan pola yang dibangun mengadopsi kemampuan pakar dalam menganalisis pola yang terbentuk dari sampel cairan saliva selama siklus menstruasi sampai masa subur berdasarkan perhitungan kalender. Data citra pola saliva diambil secara langsung menggunakan mikroskop digital dengan pembesaran sampai 100 kali. Tahap selanjutnya adalah proses pengolahan citra digital seperti pada gambar.2



Gambar 2. Tahapan penelitian klasifikasi masa subur wanita dengan citra *saliva*

Dari Gambar1 dapat dijelaskan Pra-proses pengolahan citra, yang merupakan tahapan awal sebagai persiapan untuk proses pengolahan yang lebih kompleks. Pada proses ini citra digital dari file sumber dijadikan citra 8 bit (*grayscale*). Kemudian proses segmentasi citra dan ekstraksi ciri (fitur), yang berfungsi untuk memisahkan ciri dari suatu objek dengan yang lainnya sehingga didapat suatu perbedaan. Ekstraksi fitur dalam hal ini menggunakan GLCM [8], [9] dengan lima besaran yang meliputi ASM, *Contrast*, IDM, *entropy*, dan *correlation*. Langkah terakhir adalah pengenalan objek fering saliva dan pembelajaran menggunakan metode JST.

Pada proses pembelajaran JST [10], [11], [12] menggunakan struktur jaringan dengan satu lapisan input, satu lapisan output, dan satu lapisan tersembunyi. Pada bagian layer input, dilakukan persiapan sebanyak enam node, yang dipakai untuk lima nilai masukan GLCM dari masing-masing citra, yaitu IDM, ASM, *entropy*, *correlation* dan *contrast*, serta satu node untuk bias yang selalu bernilai sama dengan 1. Sedangkan pada output layer dilakukan persiapan tiga node, seperti halnya tiga klasifikasi keluaran, yaitu *infertile*, *intermediate*, dan *fertile*. Pada *hidden layer*, dipersiapkan 6 node sebagai nilai optimum antara lima input dan tiga output, yaitu 5 yang ditambah satu node untuk bias. Pada Gambar 2 ditunjukkan arsitektur JST yang digunakan, dengan bagian *hidden layer* disederhanakan menjadi 3 node untuk memudahkan visualisasi.



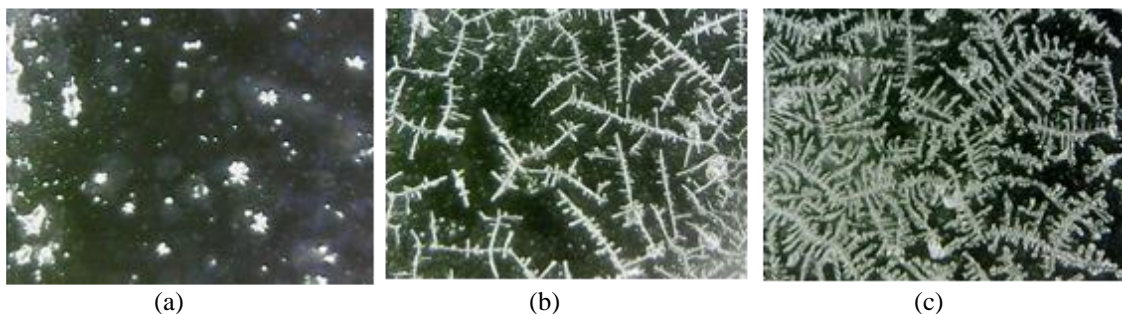
Gambar 2 Arsitektur metode JST Klasifikasi Masa Subur.

Pembelajaran dibagi menjadi dua, yaitu proses forward propagation untuk memberikan nilai masukan dan menghitung error dari keluaran, dan proses Propagasi Balik untuk meremajakan nilai bobot dari setiap koneksi yang telah disesuaikan dengan error dari keluaran [13]. Proses ini diulang hingga 10000 kali (dengan memberi nilai epoch sebesar 10000) atau nilai galat kesalahan mean square error (MSE) sebesar 0,001 untuk setiap data yang akan dilatihkan. Error dari keluaran didefinisikan sebagai selisih antara nilai keluaran yang diinginkan dengan nilai hasil forward propagation.

Proses pengujian meliputi pengolahan nilai masukan GLCM kemudian dikalikan dengan setiap bobot dari koneksi yang mengarah dari input layer menuju lapisan *hidden layer* dan dari lapisan *hidden layer* menuju ke *output layer* (*forward propagation*) yang nantinya akan mendapatkan nilai keluaran.

### III. HASIL

Ekstraksi fitur dari citra dilakukan menggunakan *gray level co-occurrence matrices* (GLCM), yaitu ekstraksi fitur tekstur yang dimiliki citra *grayscale*. Syarat utama adalah memastikan bahwa citra memiliki format *grayscale* 8 bit, dan citra memiliki resolusi lebih dari 4×4 piksel. Parameter GLCM yang diambil antara lain ASM, *contrast*, IDM, *entropy*, dan *correlation*.



Gambar 3. Gambar fering saliva (a) masa tidak subur (b) masa transisi (c) Masa Subur (sumber: data penelitian)

Gambar 3. merupakan gambar fering saliva untuk deteksi masa subur dengan perbesaran 100x untuk 3 klasifikasi Gambar.3(a) masa tidak subur ditandai dengan banyaknya titik putih pada bidang gambar menandakan kondisi tidak masa subur, Gambar.3(b) masa transisi, pada siklus ini sudah mulai terbentuk gambar seperti urat daun yang menandakan siklus transisi ke masa subur dan Gambar.3(c) adalah masa subur/ovulasi, ditandai terbentuknya kristal saliva seperti daun pakis. Proses selanjutnya adalah proses ekstraksi fitur dengan mempersiapkan matriks input gambar RGB kemudian convert ke gambar skala keabuan. Gambar skala keabuan perlu dikompres lagi menjadi gambar dengan level keabuan maksimal 16 (4bit) untuk mengurangi dimensi matrik yang terlalu besar. Kemudian mempersiapkan matrik GLCM berukuran 16×16 sebanyak 5 unit, masing-masing digunakan untuk 5 fitur matrik (ASM, *Contrast*, IDM, *entropy* dan *Correlation*). Ukuran 16×16 akan menyatakan indeks matriks yang mewakili gray level mulai dari 0 hingga 16. Tiap elemen matriks tersebut diberi nilai awal sama dengan nol. Kemudian dipersiapkan juga empat variabel yang menyatakan total piksel arah 0°, 45°, 90°, dan 135°, dan masing-masing diberi nilai awal nol. Untuk setiap piksel dari citra, akan dilihat intensitasnya (yang bernilai dari 0 hingga 16), dan juga intensitas piksel ke arah 0°, 45°, 90°, dan 135°. Nilai intensitas tersebut akan menggantikan nilai indeks baris setiap matriks GLCM dan nilai intensitas piksel tetangganya di masing-masing arah 0°, 45°, 90°, dan 135° akan menggantikan nilai indeks kolom setiap matriks GLCM, berikut adalah rumusan ekstraksi fitur GLCM dengan 5 elemen.

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \dots\dots\dots (1)$$

$$Contrast = \sum_{n=1}^L n^2 \cdot \sum_{|i-j|=1}^n GLCM(i, j) \dots\dots\dots (2)$$

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i,j))^2}{1+(i-j)^2} \dots\dots\dots (3)$$

$$Entropy = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i,j) \cdot \log(GLCM(i,j))) \dots\dots\dots (4)$$

$$Correlation = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i \cdot j \cdot GLCM(i,j) - \mu'_i \cdot \mu'_j}{\sigma_i^2 \cdot \sigma_j^2} \dots\dots\dots (5)$$

Tabel 1  
Hasil Ekstraksi fitur GLCM yang terbentuk

ASM	Contrast	IDM	Entropy	Correlation	Klasifikasi
0,1461	44,8977	0,5642	1,2575	0,4098	Fertile
0,1414	45,2289	0,5571	1,2714	0,4101	Fertile
0,1145	41,8012	0,5837	1,2802	0,557	Fertile
0,1491	32,1701	0,6475	1,1792	0,4896	INFERTILE
0,1266	34,4296	0,6144	1,2337	0,4474	INFERTILE
0,1089	37,3362	0,6048	1,2929	0,5195	INFERTILE
0,2154	20,9144	0,7547	0,9769	0,555	INTERMEDIATE
0,2521	18,3655	0,7461	0,963	0,5785	INTERMEDIATE
0,1845	19,8083	0,7044	1,0261	0,413	INTERMEDIATE

Table 1. merupakan hasil fitur GLCM dari lima fitur yang digunakan sebagai pengenalan pola ferning saliva dari ketiga klasifikasi dengan menggunakan persamaan (1-5), data tersebut merupakan ekstraksi seluruh citra latih yang sudah ditentukan klasifikasinya masing-masing dan dilabeli.

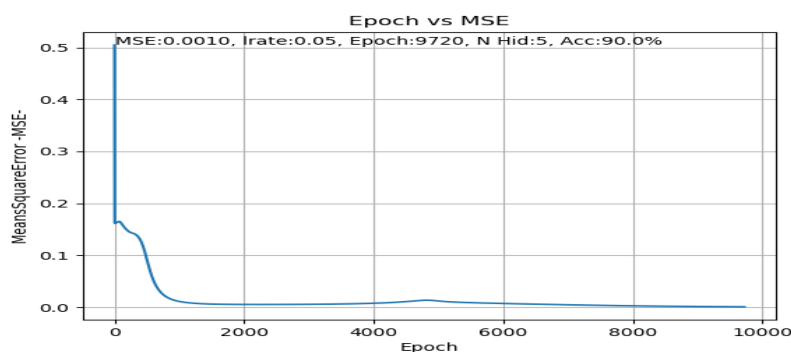
Tabel.2  
Hasil Pengujian Klasifikasi JST *Neuron* Lapisan Tersembunyi 5 buah, laju Pembelajaran 0,1

Data Aktual	Output JST			Hasil Prediksi Klasifikasi	Status True/False
	Y1	Y2	Y3		
FERTILE 00.JPG	0	0	1	FERTILE	TRUE
FERTILE 01.JPG	0	0	1	FERTILE	TRUE
FERTILE 02.JPG	0	0	1	FERTILE	TRUE
FERTILE 03.JPG	0	0	1	FERTILE	TRUE
FERTILE 04.JPG	0	0	1	FERTILE	TRUE
INFERTILE 00.JPG	0	1	0	INFERTILE	TRUE
INFERTILE 01.JPG	0	1	0	INFERTILE	TRUE
INFERTILE 02.JPG	0	1	0	INFERTILE	TRUE
INFERTILE 03.JPG	0	1	0	INFERTILE	TRUE
INFERTILE 04.JPG	0	1	0	INFERTILE	TRUE
INTERMEDIATE 00.JPG	1	0	0	INTERMEDIATE	TRUE
INTERMEDIATE 01.JPG	0	0	1	FERTILE	FALSE
INTERMEDIATE 02.JPG	0	0	1	FERTILE	FALSE
INTERMEDIATE 03.JPG	1	0	0	INTERMEDIATE	TRUE
INTERMEDIATE 04.JPG	1	0	0	INTERMEDIATE	TRUE
Σ Klasifikasi Salah				2	
Σ Klasifikasi Benar				13	
Akurasi %				86.7	

Dari Tabel.2 didapat hasil prediksi klasifikasi dengan menerapkan laju pembelajaran sebesar 0,1 dengan 3 *output layer* (Y1, Y2, Y3), status *TRUE/FALSE* digunakan untuk menandai hasil prediksi benar dan salah, dari hasil pengujian didapat hasil klasifikasi dari sistem JST memprediksi dengan benar benar sebanyak 13 data dari 15 data uji dan klasifikasi salah sebanyak 2 data dari 15 data uji, dimana 2 data *Intermediate* terklasifikasi sebagai data *Fertile*, sehingga akurasi yang dihasilkan dengan membagi data prediksi benar dengan total data uji didapat nilai 86,7 %. Terdapat dua data *Immediate* dengan klasifikasi salah dan terdeteksi sebagai data *Fertile*.

#### IV. PEMBAHASAN

Pada proses pembelajaran nilai *epoch* ditentukan sebesar 10000 agar sistem tidak terlalu lama mengklasifikasikan hasilnya karena pada *epoch* tersebut nilai *error* sudah sangat kecil. Bila nilai MSE sudah konvergen (antara nilai MSE sebelumnya dengan nilai MSE berikutnya sudah sama) maka *epoch* tersebut bisa dihentikan. Nilai bobot dari semua koneksi tersebut yang disimpan pada *database*, sehingga pada waktu pengenalan bisa langsung diakses dengan mengalikan nilai bobot tersebut dengan masing-masing *neuron* pada tiap *layer*. Pada Gambar 3 menunjukkan grafik performa laju galat kesalahan jaringan dengan dengan 5 lapisan tersembunyi, *epoch* 10000, *learning rate* 0.05 dan didapat nilai akurasi pembelajaran sebesar 90%.



Gambar 3. Akurasi pelatihan JST.

Tabel-2

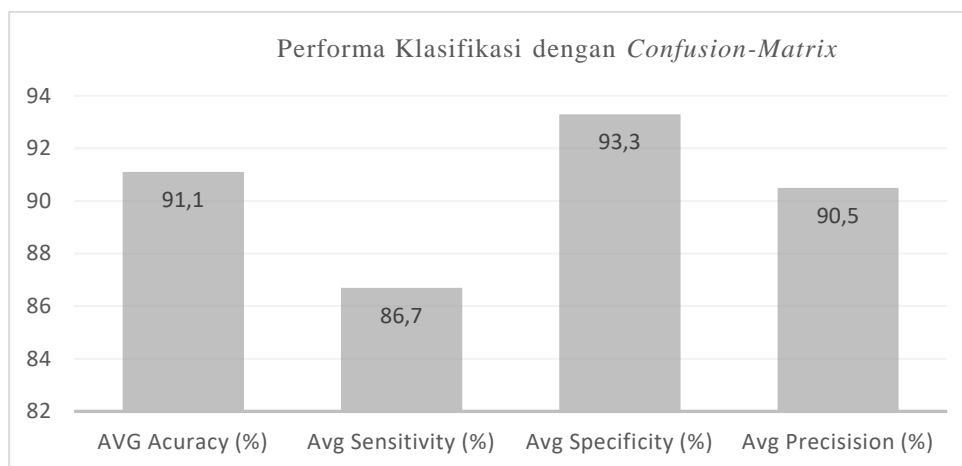
Pengukuran akurasi hasil klasifikasi dengan *confusion matrix*

Besaran	Hasil Confusion Matrix Klasifikasi Masa Subur		
	INF	INT	FER
P	5	5	5
N	10	10	10
TP	5	3	5
TN	10	10	8
FP	0	0	2
FN	0	2	0
TPR(Sensitivity) (%)	100.0	60.0	100.0
TNR(Specificity) (%)	100.0	100.0	80.0
PPV(Precision) (%)	100.0	100.0	71.4
NPV	1.0	0.8	1.0
FNR	0.0	0.4	0.0
FPR	0.0	0.0	0.2
FDR	0.0	0.0	0.3
FOR	0.0	0.2	0.0
<b>ACC(Accuracy) (%)</b>	<b>100.0</b>	<b>86.7</b>	<b>86.7</b>
F1 Score	100.0	75.0	83.3
MCC	1.0	0.7	0.8
BM	199.0	159.0	179.0
MK	100.0	99.8	71.4

Hasil akhir keseluruhan metode JST seperti yang disajikan pada Tabel 2, perhitungan klasifikasi pada tabel.2 menggunakan metode *confusion-matrix* [14], [15] yang menunjukkan bahwa untuk pengujian pada citra uji fering saliva metode JST dengan parameter yang digunakan dalam pengujian ini memakai struktur jaringan dengan 3 layer yaitu lapisan input menggunakan 5 neuron, 1 buah *hidden layer* menggunakan 5 buah neuron dan lapisan output menggunakan 3 buah neuron dengan konstanta laju pembelajaran sebesar 0.1, dengan target galat kesalahan mencapai 0.001 serta maksimum *epoch* sebesar 10000. didapatkan bahwa tingkat sensitifitas terbaik adalah 100% pada klasifikasi *Infertile* dan *Fertile* karena keseluruhan data pada kedua klasifikasi tersebut terdeteksi dengan benar, sedangkan pada klasifikasi *Intermediate* sensitifitasnya sebesar 60% karena hanya 3 data yang terklasifikasi dengan benar.



Tingkat akurasi (ACC) diukur dengan banyaknya data yang terklasifikasi dengan benar pada kelas tersebut ditambah data jumlah data klasifikasi lain yang terdeteksi benar bukan kelas tersebut dibagi total data. Tingkat akurasi untuk pengenalan klasifikasi *infertile*, *intermediate*, dan *fertile* berurutan sebesar 100%, 86,7%, dan 86,7% sedangkan pada Gambar.4 menunjukkan grafik hasil keseluruhan rata-rata performa hasil klasifikasi menggunakan *confusion matrix* sesuai data pada tabel.2 total akurasi rata-rata adalah 91,1%, rata-rata sensitifitas sebesar 86,7%, tingkat rata-rata *specificity* 93,3%, tingkat rata-rata presisi sebesar 90,5%. Dari hasil ini menunjukkan bahwa metode jaringan saraf tiruan cukup mampu mengklasifikasikan objek gambar saliva untuk membedakan/mengklasifikasikan masa subur dan tidak subur pada seorang wanita.



Gambar 4. Hasil rata-rata performa klasifikasi masa subur wanita

#### V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa masa subur dapat diketahui, dideteksi dan diklasifikasikan dengan hasil citra saliva menggunakan metode *image processing*, dimana ekstraksi ciri tekstur *gray-level co-occurrence matrices* dengan 5 parameter yaitu ASM, IDM, *contrast*, entropy dan *correlation*. Hasil klasifikasi dengan metode jaringan saraf tiruan propagasi balik menggunakan 3 lapisan tersembunyi masing-masing 5 neuron, *epoch* 10000, *learning rate* 0.05 didapat performa akurasi rata-rata sebesar 91,1%, presisi rata-rata didapat 90,5% dan rata-rata hasil sensitifitas 86,7%.

#### REFERENCES

- [1] H. Su, Y. Yi, T. Wei, T. Chang, and C. Cheng, "Detection of ovulation, a review of currently available methods," *Bioengineering & translational medicine*, vol. 2, no. 3, pp. 238–246, 2017.
- [2] K. D. Hampton, J. M. Newton, R. Parker, and D. Mazza, "A qualitative study of the barriers and enablers to fertility-awareness education in general practice," *Journal of Advanced Nursing*, vol. 72, no. 7, pp. 1541–1551, 2016.
- [3] C. M. Murray and C. J. Orr, "Chapter 12 - Hormonal Regulation of the Menstrual Cycle and Ovulation," in *Maternal-Fetal and Neonatal Endocrinology*, C. S. Kovacs and C. L. Deal, Eds. Academic Press, 2020, pp. 159–167. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814823-5.00012-X>.
- [4] S. Chojnowska, T. Baran, I. Wilińska, P. Sienicka, I. Cabaj-Wiater, and M. Knaś, "Human saliva as a diagnostic material," *Advances in medical sciences*, vol. 63, no. 1, pp. 185–191, 2018.
- [5] G. Saibaba, M. Srinivasan, A. P. Aarthy, V. Silambarasan, and G. Archunan, "Ultrastructural and physico-chemical characterization of saliva during menstrual cycle in perspective of ovulation in human," *Drug Discoveries & Therapeutics*, vol. 11, no. 2, pp. 91–97, 2017.
- [6] E. Lee, I. Kim, H. Nam, H. Jeon, and G. Lim, "Modulation of saliva pattern and accurate detection of ovulation using an electrolyte pre-deposition-based method: A pilot study," *Analyst*, vol. 145, no. 5, pp. 1716–1723, 2020.

- [7] D. K. Patel and D. G. Prajapati, "Study the accuracy of salivary ferning test as a predictor of ovulation," *International Journal of Reproduction, Contraception, Obstetrics and Gynecology*, vol. 7, no. 7, pp. 2699–2706, 2018.
- [8] S. Subairi, R. Rahmadwati, and E. Yudaningtyas, "Implementasi Metode k-Nearest Neighbor pada Pengenalan Pola Tekstur Citra Saliva untuk Deteksi Ovulasi," *Jurnal EECCIS*, vol. 12, no. 1, pp. 9–14, 2018.
- [9] M. Hall-Beyer, "GLCM texture: A tutorial v. 3.0 March 2017," 2017.
- [10] S. P. Siregar and A. Wanto, "Analysis of artificial neural network accuracy using backpropagation algorithm in predicting process (forecasting)," *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 1, no. 1, pp. 34–42, 2017.
- [11] N. Leema, H. K. Nehemiah, and A. Kannan, "Neural network classifier optimization using differential evolution with global information and back propagation algorithm for clinical datasets," *Applied Soft Computing*, vol. 49, pp. 834–844, 2016.
- [12] X. Yu, M. O. Efe, and O. Kaynak, "A general backpropagation algorithm for feedforward neural networks learning," *IEEE transactions on neural networks*, vol. 13, no. 1, pp. 251–254, 2002.
- [13] J. C. R. Whittington and R. Bogacz, "Theories of error back-propagation in the brain," *Trends in cognitive sciences*, vol. 23, no. 3, pp. 235–250, 2019.
- [14] M. Hasnain, M. F. Pasha, I. Ghani, M. Imran, M. Y. Alzahrani, and R. Budiarto, "Evaluating trust prediction and confusion matrix measures for web services ranking," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 90847–90861, 2020.
- [15] X. Deng, Q. Liu, Y. Deng, and S. Mahadevan, "An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem," *Information Sciences*, vol. 340, pp. 250–261, 2016.