Implementasi Metode k-Nearest Neighbor pada Pengenalan Pola Tekstur Citra Saliva untuk Deteksi Ovulasi

Subairi[1)], Rahmadwati[2)], dan Erni Yudaningtyas[3)]

***Abstrak*— Masa subur pada wanita dewasa adalah periodik dan berhubungan dengan siklus menstruasi. Untuk mengetahui masa subur telah banyak dikembangkan alat monitor kesuburan dengan berbagai metode antara lain, metode lendir servik, monitor hormon Luteinizing urin, monitor suhu tubuh basal, observasi diameter folikular, monitor folikel hormon antimulerian, observasi online, monitor hormon kesuburan elektronik, metode peak day, dan metode standard day. Selain metode tersebut, monitoring masa subur juga bisa dideteksi dengan memeriksa kristal cairan air liur (ferning saliva).**

Penelitian ini membahas bagaimana mendeteksi masa ovulasi pada wanita berdasarkan citra pola ferning saliva menggunakan metode metode k-nearest neighbor sehingga dapat membantu dan memudahkan dalam menentukan masa tidak subur (infertile period), transisi ke masa subur (intermediate period), dan puncak masa subur (fertile period) dengan akurasi yang lebih baik.

Data masukan berupa lima parameter dari fitur tekstur GLCM (gray-level co-occurence matrices), yang meliputi ASM (*Angular Second Moment*), contrast, IDM (Inverse Different Moment), entropy, dan correlation, yang diambil dari rata-rata dari masing-masing sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Sedangkan data keluaran adalah salah satu dari tiga klasifikasi dari masa ovulasi, yaitu infertile, intermediate, dan fertile dengan akurasi 93.3%.

***Kata Kunci*— deteksi ovulasi, ferning saliva, GLCM, k-nearest neighbor.**

I. PENDAHULUAN

MASA subur pada wanita dewasa adalah periodik dan berhubungan dengan siklus menstruasi, tetapi fakta bahwa puncak kesuburan terjadi pada titik tengah perkiraan antara menstruasi tidak diketahui sampai pada era tahun 1930-an. Kyusaku Ogino dan Herman Knaus menunjukkan bahwa interval antara menstruasi dan ovulasi berikutnya dapat bervariasi, tetapi interval antara ovulasi dan menstruasi berikutnya adalah konstan pada sekitar hari ke-14 sebelum menstruasi berikutnya. Keduanya mengembangkan rumus untuk menghitung waktu hari subur wanita berdasarkan kalender panjang siklus menstruasi [1].

Beberapa dekade terakhir untuk mengetahui masa subur telah banyak dikembangkan alat monitor kesuburan dengan berbagai metode antara lain, metode lendir servik, monitor hormon Luteinizing urin, monitor suhu tubuh basal, observasi diameter folikular, monitor folikel hormon antimulerian, observasi online, monitor hormon kesuburan elektronik, metode *peak day*, dan metode *standard day*. Monitor ovulasi juga bisa dilakukan pada wanita dengan siklus menstruasi tidak teratur dengan metode yang mengutamakan kemampuan wanita mengenali tanda masa subur [2].

Dengan berkembangnya teknologi pengolahan citra Kuo [3] menggunakan nilai indek *ferning* berdasarkan konektifitas antar piksel yang membentuk garis dengan cara *framming* dan segmentasi. Hasil indek *ferning* kemudian ditampilkan berupa grafik di mana indek tertinggi adalah masa ovulasi berdasarkan kalender siklus menstruasi. Peneitian ini belum menggunakan teknik pengenalan pola pada deteksi ovulasi yang dihasilkan. Wu [4], meneliti tentang *ferning saliva* untuk deteksi ovulasi wanita dengan metode *data-mining* menggunakan algoritma J48 yang merupakan *tool* (*library*) dalam bahasa pemrogaman *Java*. Pada penelitiannya klasifikasi hanya ada dua klasifikasi yaitu *fertile* dan *infertile*.

Algoritma *k-nearest neighbor* (k-NN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. k-NN telah banyak digunakan sebagai metode klasifikasi dengan akurasi yang tinggi. Salah satu penelitian yang dilakukan Rahmanti [5], mengklasifikasikan darah yang terinfeksi parasit malaria menjadi empat klasifikasi dimana akurasi rata-rata mencapai 92.5%.

Pada penelitian ini akan membahas bagaimana mendeteksi masa ovulasi pada wanita berdasarkan citra pola *ferning saliva* menggunakan metode *k-nearest neighbor* sehingga dapat membantu dan memudahkan dalam menentukan klasifikasi masa tidak subur (*infertile period*), transisi ke masa subur (*intermediate period*), dan puncak masa subur (*fertile period*) wanita dengan akurasi yang baik.

II. LANDASAN TEORI

A. Pengolahan Citra

Secara umum, pengolahan citra bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra agar mudah diintrepretasikan

[1)]Subairi, Fakultas Teknik Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (email subairi.mxt@gmail.com)
[2)]Rahmadwati, Fakultas Teknik Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (rahma@ub.ac.id)
[3)]Erni Yudaningtyas, Fakultas Teknik Universitas Brawijaya, Malang, Indonesia (erni@ub.ac.id)

oleh manusia atau komputer. Pengolahan citra mentransformasikan citra menjadi citra lain, artinya masukannya berupa citra dan keluarannya juga berupa citra tetapi kualitasnya lebih baik dari citra masukan, seperti pada Gambar 1.



Gbr.1. Diagram blok pengolah citra digital

Citra digital pada umumnya menunjuk pada pemrosesan citra 2 dimensi menggunakan komputer. Dalam konteks lebih luas, pengolahan citra digital mengacu pada pemrosesan setiap data 2 dimensi. Citra digital merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai riil maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu [7].

B. *Ekstraksi Fitur*

Ekstraksi fitur dimulai dari sebuah himpunan awal data yang diukur dan membangun nilai turunannya (fitur atau ciri) yang dimaksudkan agar lebih informatif dan tidak berulang, yang ditujukan memudahkan proses pembelajaran dan menyederhanakan langkah-langkah proses, serta dalam beberapa kasus akan membuat tafsiran manual pada citra menjadi lebih baik.

Ketika data masukan dari sebuah citra untuk sebuah algoritma menjadi terlalu besar untuk diproses dan memiliki redundansi tinggi, maka data tersebut bisa diubah menjadi sekelompok ciri atau fitur yang jauh lebih sedikit. Hal ini merupakan tujuan utama dari proses ekstraksi fitur. Pada penelitian ini akan digunakan ekstraksi fitur tekstur untuk mendapatkan ciri atau fitur dari citra *fern*ing *saliva*.

C. *GLCM*

GLCM (*gray level co-occurence matrices*) merupakan metode yang pertama kali diusulkan dengan 28 fitur untuk menjelaskan pola spasial [9]. GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua. Pengukuran tekstur pada orde pertama menggunakan perhitungan statistik didasarkan pada nilai piksel citra asli semata, seperti varians, dan tidak memperhatikan hubungan ketetanggaan antar piksel. Pada orde kedua, hubungan antar pasangan dua piksel citra asli diperhitungkan.

Misalkan f(x, y) adalah citra dengan ukuran Nx dan Ny yang memiliki piksel dengan kemungkinan hingga L level dan r adalah vektor arah ofset spasial. Untuk mendapatkan fitur GLCM, hanya beberapa besaran yang dipakai. Penelitian ini menggunakan lima besaran untuk GLCM, di antaranya:

1. ASM (*Angular Second Moment*), yaitu merupakan ukuran homogenitas citra, dapat dihitung menggunakan persamaan (1).

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

2. *Contrast*, yaitu ukuran keberadaan variasi aras keabuan piksel citra, dapat dinyatakan dengan persamaan (2).

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

3. IDM (*Inverse Different Moment*), yaitu mengukur homogenitas citra dapat dihitung dengan persamaan (3).

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

4. *Entropy*, yaitu ukuran ketidakteraturan aras keabuan di dalam citra, dihitung menggunakan persamaan (4).

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

5. *Correlation*, yang merupakan ukuran ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra, dihitung dengan persamaan (5).

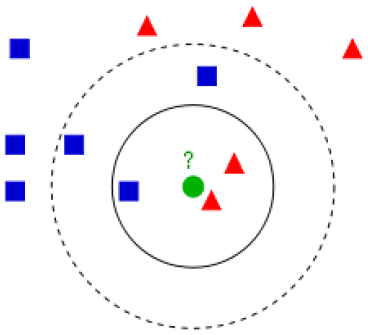
$$Correlation = \frac{\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} i\cdot j\cdot GLCM(i,j) - \mu'_i\cdot\mu'_j}{\sigma_i^2\cdot\sigma_j^2} \quad (5)$$

Dimana:

GLCM	=	matriks GLCM ternormalisasi
i	=	indeks baris
j	=	indeks kolom
L	=	jumlah level keabuan

D. *K-Nearest Neighbor*

Algoritma *k-nearest neighbor* (k-NN atau KNN) adalah sebuah metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Sebuah objek akan diklasifikasikan berdasarkan pilihan terbanyak dari tetangga-tetangganya.



Gbr. 2. Contoh klasifikasi pada k-nearest neighbor.

Metode ini merupakan salah satu jenis dari pembelajaran berdasarkan perwujudan, di mana fungsi-fungsinya hanyalah merupakan nilai pendekatan secara lokal dan semua perhitungan ditahan hingga proses klasifikasi. Metode *k-nearest neighbor* merupakan metode yang paling sederhana dari semua metode pembelajaran mesin [6].

Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, di mana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran. Sebuah titik pada ruang ini ditandai kelas

C jika kelas C merupakan klasifikasi yang paling banyak ditemui pada k buah tetangga terdekat titik tersebut. Dekat atau jauhnya tetangga biasanya dihitung berdasarkan jarak *Euclidean* sebagaimana persamaan (6). Sebagaimana contoh pada Gambar 2, lingkaran hijau bisa diklasifikasikan pada klasifikasi pertama bujursangkar biru maupun klasifikasi kedua segitiga merah.

$$d_e(x,y) = \sum_{i=1}^{N} \sqrt{xi^2 - yi^2} \quad (6)$$

Pada fase pembelajaran, algoritma ini hanya melakukan penyimpanan vektor-vektor fitur dan klasifikasi dari data pembelajaran [6]. Pada fase klasifikasi, fitur-fitur yang sama dihitung untuk data testing (yang klasifikasinya tidak diketahui). Jarak dari vektor yang baru ini terhadap seluruh vektor data pembelajaran dihitung, dan sejumlah k buah yang paling dekat diambil. Titik yang baru klasifikasinya diprediksikan termasuk pada klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut.

Nilai k yang terbaik untuk algoritma ini tergantung pada data, nilai k yang tinggi akan mengurangi efek *noise* pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap klasifikasi menjadi lebih kabur. Nilai k yang bagus dapat dipilih dengan optimasi parameter, misalnya dengan menggunakan *cross-validation*. Kasus khusus yang mana klasifikasi diprediksikan berdasarkan data pembelajaran yang paling dekat (dengan kata lain, k = 1) disebut algoritma *nearest neighbor*.

E. Pemeriksaan Ovulasi melalui Saliva

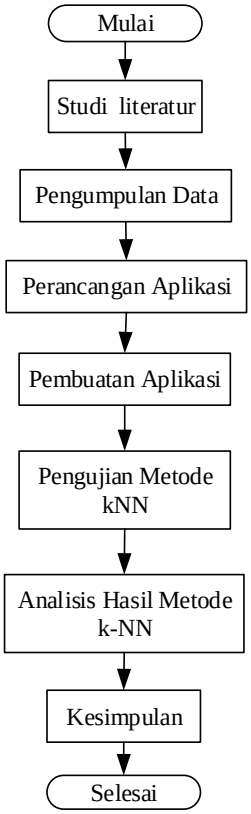
Saliva adalah cairan kental yang diproduksi oleh kelenjar ludah yang mengandung 99% air dan 1% bermacam-macam zat, seperti kalsium, fosfor, natrium, magnesium, dan lain-lain. Dalam keadaan normal, kelenjar ludah dapat memproduksi antara 500 ml hingga1500 ml *saliva* setiap hari [8].

Dr. Biel Cassal menemukan hubungan antara perubahan-perubahan hormonal dalam siklus menstruasi yang dialami wanita dan kristalisasi *saliva*. Hasilnya ternyata *fering saliva* atau kristal air liur ini bentuknya sama persis dengan efek Fering dari cairan serviks [10].

III. METODE PENELITIAN

Sesuai dengan Gambar 3, tahapan yang dilakukan pada penelitian adalah sebagai berikut:

1. Studi literatur;
2. Pengumpulan data;
3. Perancangan aplikasi;
4. Pengembangan aplikasi;
5. Pengujian metode;
6. Penarikan kesimpulan.



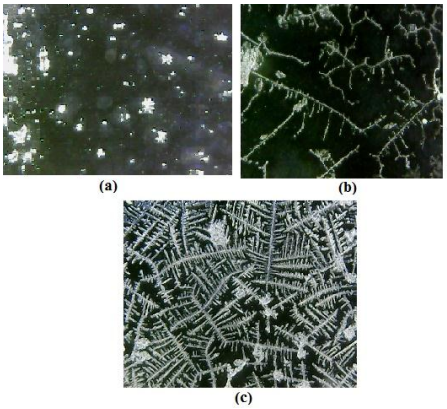
Gbr. 3. Tahapan penelitian.

A. Studi Literatur

Pada tahapan ini diakukan pegumpulan literatur yang berkaitan dengan cara penentuan masa subur wanita, pengolahan citra digital, dan *k-nearest neighbor*. Setelah itu, literatur yang terkumpul dipelajari untuk disiapkan sebagai bahan dasar penelitian ini. Semua hal yang akan dikerjakan pada penelitian ini dirangkum ulang dari literatur yang ada tersebut dan disusun untuk menunjang tujuan penelitian.

B. Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data *fering saliva* pada saat setelah menstruasi sebelum masa subur, masa transisi ke masa subur, dan pada saat terjadi kesuburan. Data citra diambil dan difoto secara langsung menggunakan mikroskop digital dengan kemampuan perbesaran 50 kali. Data foto citra mikroskop digital diambil dari 10 orang perempuan dengan usia antara 20 tahun hingga 35 tahun dengan banyak data sample 45 data gambar dengan masing-masing klasifikasi 15 gambar. Dari data tersebut sebanyak 67% (30) sebagai data latih dan 33% (15) sebagai data uji. Data kemudian diberi label sesuai dengan siklus kalender menstruasi. Contoh data hasil pengambilan gambar *fering saliva* terlihat pada gambar 4.



Gbr. 4. *Ferning saliva*

Gambar 4 merupakan gambar pola *ferning saliva* yang terjadi ketika dikeringkan kurang lebih 15 menit. Pada gambar 4(a) adalah masa sebelum subur, sedangkan gambar 4(b) adalah masa transisi ke masa subur, dan gambar 4(c) adalah masa subur yang ditandai dengan munculnya pola daun pakis (*ferning*). Pola ini akan muncul pada tiga hari sampai empat hari sebelum masa subur dan berakhir pada sehari hingga dua hari setelah masa subur [11].

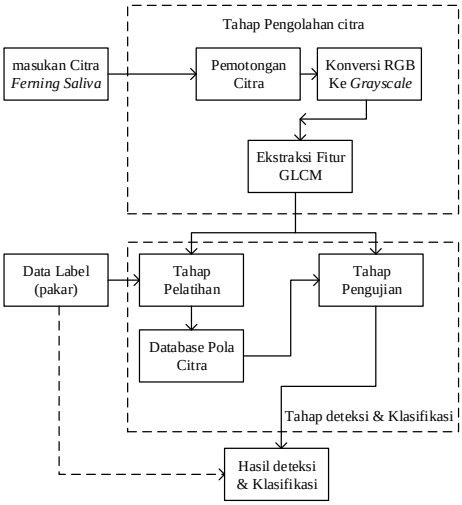
C. *Perancangan Aplikasi*

Langkah-langkah yang dilakukan pada perancangan aplikasi deteksi masa subur wanita dikelompokkan menjadi dua tahap, yaitu tahap pengolahan citra dan tahap pengenalan pola. Gambar 5 menunjukkan diagram blok dari aplikasi tersebut.

D. *Pengujian Metode*

Metode *k-nearest neighbor* sebagai pengenalan pola pada ferning saliva mendapatkan pelatihan yang diatur sepenuhnya oleh aplikasi. Pengguna cukup memberikan data untuk pelatihan tersebut beserta pelabelan sesuai dengan klasifikasinya. Begitu pula ketika terjadi proses pengujian, metode tersebut mendapatkan proses pengujian sesuai data dari pengguna. Pengguna memberikan data pengujian berupa citra *ferning saliva* dan pelabelan klasifikasinya untuk keperluan deteksi akurasi metode pengenalan tersebut.

Hasil dari pengujian metode tersebut akan muncul dalam bentuk rasio keberhasilan terhadap banyaknya pengujian, sekaligus memunculkan dalam bentuk prosentasenya.

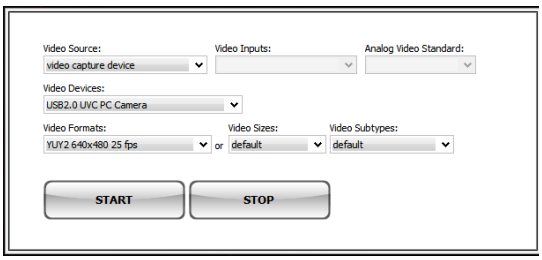


Gbr. 5. Diagram rancangan aplikasi.

IV. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. *Penangkapan Citra*

Penangkapan citra masukan dilakukan dengan dua macam cara, yaitu penangkapan melalui USB *microscope* dan penangkapan file citra. Pada penangkapan melalui USB *microscope* digunakan komponen *driver* kamera. Untuk menangkap menggunakan USB microscope, harus dilakukan inisialisasi kamera terlebih dahulu seperti pada Gambar 6, karena *driver* yang tersedia tidak hanya bisa menangkap streaming video dari USB *microscope*, tetapi juga dari semua jenis kamera yang terpasang pada sistem.



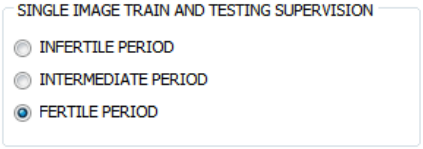
Gbr. 6. Inisialisasi kamera.

Sekali tampilan dari USB *microscope* secara *real-time* muncul, maka untuk melakukan penangkapan bisa dilakukan menggunakan tombol CAMERA SHOT yang ada pada navigasi penangkapan dan penghapusan citra, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gbr. 7. Navigasi penangkapan citra.

Untuk penangkapan citra dari USB *microscope*, klasifikasi citra *ferning saliva* harus ditentukan secara manual menggunakan pilihan yang berada di bawah dari tombol navigasi, seperti ditunjukkan pada Gambar 8.

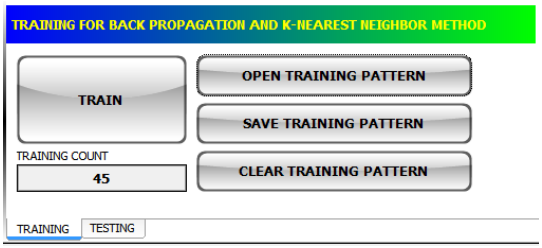


Gbr. 8. Pilihan penentuan klasifikasi citra ferning saliva.

B. *Proses Training*

Pembelajaran menggunakan *k-Nearest Neighbor* mengindikasikan setiap data disimpan secara penuh untuk menunjukkan nilai setiap dimensinya, sehingga struktur *k-Nearest Neighbor* menyimpan semua data pembelajaran.

Langkah pertama dalam pembelajaran pada *k-nearest neighbor* adalah dengan mempersiapkan struktur data pembelajaran yang disimpan secara penuh. Ada lima nilai yang disimpan pada setiap data pembelajaran, yaitu nilai GLCM dari masing-masing citra, yaitu ASM, *contrast*, IDM, *entropy*, dan *correlation*, yang kelimanya disatukan dalam sebuah rekaman yang diberi label pengenal klasifikasi. Klasifikasi yang ditentukan sesuai dengan tiga pengenal, yaitu INFERTILE untuk *infertile*, INTERMEDIATE untuk *intermediate*, dan FERTILE untuk *fertile*. Masing-masing pengenal cukup dikenali dengan tiga huruf pertamanya, yaitu INF, INT, dan FER.



Gbr. 9. Dialog untuk melakukan training.

Langkah berikutnya adalah dengan mengisikan setiap data latih pada *database*. Langkah ini cukup menambahkan rekaman data latih yang sudah ada dan nilai dari GLCM tersebut ikut tersimpan pada data latih tersebut. Selain itu, data label klasifikasi juga tersimpan pada rekaman yang sama. Langkah terakhir adalah dengan mencatat banyaknya data latih yang telah diisikan, tanpa melihat klasifikasinya. Semua nilai GLCM masing-masing data latih dan klasifikasinya tersebut yang nantinya akan diproses pada waktu proses pengenalan.

C. *Proses dan Hasil Pengujian*

Pengujian *k-Nearest Neighbor* akan dilakukan dengan cara menyiapkan data pelatihan sebanyak 30 citra *ferning saliva*, yang meliputi 10 citra untuk kondisi *infertile*, 10 citra untuk kondisi intermediate, dan 10 citra untuk kondisi *fertile*. Setelah dilakukan pelatihan pada ke-30 data tersebut, dipersiapkan data uji sebanyak 15 citra *ferning saliva*, yang meliputi 5 citra untuk kondisi *infertile*, 5 citra untuk kondisi *intermediate*, dan 5 citra untuk kondisi *fertile*. Tabel I menunjukkan hasil pengujian *ferning saliva* klasifikasi INFERTILE.

TABEL I
HASIL PENGUJIAN FERNING SALIVA KLASIFIKASI INFERTILE

Nama Citra	Hasil Pengenalan Metode `k-Nearest Neighbor
INFERTILE TEST - 00.jpg	INFERTILE
INFERTILE TEST - 01.jpg	FERTILE
INFERTILE TEST - 02.jpg	INFERTILE
INFERTILE TEST - 03.jpg	INFERTILE
INFERTILE TEST - 04.jpg	INFERTILE
Hits (True Positive)	**4**
Misses (False Negative)	**1**

Pada hasil dari Tabel I tersebut telah didapatkan hasil pengenalan sebanyak 4 data INFERTILE dikenali sebagai INFERTILE dan 1 data INFERTILE dikenali sebagai bukan INFERTILE.

Tabel II menunjukkan hasil pengujian *ferning saliva* klasifikasi INTERMEDIATE.

TABEL II
HASIL PENGUJIAN FERNING SALIVA KLASIFIKASI INTERMEDIATE

Nama Citra	Hasil Pengenalan Metode k-Nearest Neighbor
INTERMEDIATE TEST - 00.jpg	INTERMEDIATE
INTERMEDIATE TEST - 01.jpg	INTERMEDIATE
INTERMEDIATE TEST - 02.jpg	INTERMEDIATE
INTERMEDIATE TEST - 03.jpg	INTERMEDIATE
INTERMEDIATE TEST - 04.jpg	INTERMEDIATE
Hits (True Positive)	**5**
Misses (False Negative)	**0**

Pada hasil dari Tabel II tersebut telah didapatkan hasil pengenalan sebanyak 5 data INTERMEDIATE dikenali sebagai INTERMEDIATE dan tidak ada data INTERMEDIATE yang dikenali sebagai bukan INTERMEDIATE. Tabel III menunjukkan hasil pengujian *ferning saliva* klasifikasi FERTILE.

TABEL III
HASIL PENGUJIAN FERNING SALIVA KLASIFIKASI FERTILE

Nama Citra	Hasil Pengenalan Metode k-Nearest Neighbor
FERTILE TEST - 00.jpg	FERTILE
FERTILE TEST - 01.jpg	FERTILE
FERTILE TEST - 02.jpg	FERTILE
FERTILE TEST - 03.jpg	FERTILE
FERTILE TEST - 04.jpg	FERTILE
Hits (True Positive)	**5**
Misses (False Negative)	**0**

Pada hasil dari Tabel III tersebut telah didapatkan hasil pengenalan sebanyak 5 data FERTILE dikenali sebagai FERTILE dan tidak ada data FERTILE yang dikenali sebagai bukan FERTILE.

Dari ketiga pengujian tersebut dapat dibentuk confusion matrix seperti pada Tabel IV untuk klasifikasi INFERTILE, Tabel V untuk klasifikasi INTERMEDIATE, dan Tabel VI untuk klasifikasi FERTILE.

Dari tabel IV didapat hasil pengujian *true positive* (TP)=4, *true negative* (TN)=10, *false positive* (FP)=0, dan *false negative* (FN)=1. Untuk mengetahui tingkat akurasi pengenalan klasifikasi INFERTILE ini

ditunjukkan pada Persamaan (7).

$$Acc(INF) = \frac{TP+TN}{P+N} = \frac{4+10}{15} = 93{,}3\% \quad (7)$$

Persamaan (7) menunjukkan bahwa tingkat akurasi pengenalan klasifikasi INFERTILE adalah 93,3%.

TABEL IV
CONFUSION MATRIX UNTUK KLASIFIKASI INFERTILE

		Klasifikasi Sesungguhnya	
		INF	**NON-INF**
Hasil Deteksi	**INF**	4 TRUE POSITIVE	0 FALSE POSITIVE
	NON-INF	1 FALSE NEGATIVE	10 TRUE NEGATIVE

TABEL V
CONFUSION MATRIX UNTUK KLASIFIKASI INTERMEDIATE

		Klasifikasi Sesungguhnya	
		INT	**NON-INT**
Hasil Deteksi	**INT**	5 TRUE POSITIVE	0 FALSE POSITIVE
	NON-INT	0 FALSE NEGATIVE	10 TRUE NEGATIVE

Dari tabel V didapat hasil pengujian untuk TP=5, TN=10, FP=0, dan FN=0. Untuk mengetahui tingkat akurasi pengenalan klasifikasi INTERMEDIATE ini ditunjukkan pada Persamaan (8).

$$Acc(INT) = \frac{TP+TN}{P+N} = \frac{5+10}{15} = 100\% \quad (8)$$

Persamaan (8) menunjukkan bahwa tingkat akurasi pengenalan klasifikasi INTERMEDIATE adalah 100%.

TABEL VI
CONFUSION MATRIX UNTUK KLASIFIKASI FERTILE

		Klasifikasi Sesungguhnya	
		FER	**NON-FER**
Hasil Deteksi	**FER**	5 TRUE POSITIVE	1 FALSE POSITIVE
	NON-FER	0 FALSE NEGATIVE	9 TRUE NEGATIVE

Dari tabel VI didapat hasil pengujian untuk TP=5, FN=0, FP=1, dan TN=9. Untuk mengetahui tingkat akurasi pengenalan klasifikasi FERTILE ini ditunjukkan pada Persamaan (9).

$$Acc(FER) = \frac{TP+TN}{P+N} = \frac{5+9}{15} = 93{,}3\% \quad (9)$$

Persamaan (9) menunjukkan bahwa tingkat akurasi pengenalan klasifikasi FERTILE adalah sebesar 93,3%.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa masa ovulasi dapat dideteksi dan diklasifikasikan berdasarkan citra *ferning saliva* dengan mengunakan ektraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM menggunakan nilai ASM, *contrast*, IDM, *entropy* dan *correlation*.

Metode *k-nearest neighbor* berhasil melakukan pelatihan dan pengujian pengenalan citra *ferning saliva* untuk menentukan masa ovulasi wanita dengan akurasi sebesar 93,3% untuk klasifikasi *infertile*, 100% untuk klasifikasi *intermediate*, dan 93,3% untuk klasifikasi *fertile* pada 15 citra uji.

Saran yang dapat diberikan berdasarkan uji coba dan evaluasi yang telah dilakukan adalah menambahkan data pelatihan dan pengujian sehingga didapatkan hasil pengujian yang memiliki *sampling error* yang lebih rendah dan menggunakan aplikasi *smartphone* agar lebih praktis.

REFERENSI

[1] Bullough, V. L.. *Encyclopedia of Birth Control*. California: ABC-CLIO. 2001.

[2] Parmawati, I. *Merencanakan atau Mencegah Kehamilan Secara Efektif dan Efisien dengan Monitor Ovulasi: Studi Literatur.* Prosiding Seminar Nasional Fakultas Ilmu Kesehatan. ISSN 2460-4143: 37-41. 2015.

[3] Kuo, Y. *Image Processing System for Predicting Ovulation.* U.S. Patent No. 6,960,170. U.S. Patent and Trademark Office. Washington, DC: 2005

[4] Wu HC, Lin CY, Huang SH, Tseng MH. *An intelligent saliva recognition system for women's ovulation detection*. In: Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems. Bali, Indonesia: Springer International Publishing. 2015:614-623.

[5] F.Z. Rahmanti, Sutojo, N.K Ningrum, N.K. Imania, M.H. Purnomo, *Plasmodium Vivax Classification from Digitalization Microscopic Thick Blood Film Using Combination of Second Order Statistical Feature Extraction and K-Nearest Neighbor (K-NN) Classifier Method*, International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering *ICICI-BME Bandung*, 2015.

[6] Y.N Fuadah, A.W Setiawan, T.L.R Mengko. *Performing High Accuracy of The System for Cataract Detection using Statistical Texture Analysis and K-Nearest Neighbor*, IEEE International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA), 2015. pp. 85-88.

[7] Putra, D. *Pengolahan Citra Digital.* Andi Offset. Yogkarta 2010

[8] Khurana, I. *Essentials of Medical Physiology*. Elsevier. India. 2008

[9] Kadir, A., & Susanto, A. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Penerbit ANDI. Yogyakarta: 2013

[10] Sucahyono, A. & Geniofan. *Merencanakan Jenis Kelamin Anak*. Gramedia. Jakarta: 2009

[11] Cho, C. Apparatus for Determining Fertile Periods. U.S. Patent No. 5,572,370. U.S. Patent and Trademark Office. Washington, DC: 1996