

Sistem Klasifikasi Telur Ayam Fertil dan Infertil Menggunakan Fitur Tekstur Dan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Raspberry

Pandy Aldrige Simanungkalit¹, Hurriyatul Fitriyah², Eko Setiawan³

Program Studi Teknik Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya
Email: ¹pandridge@gmail.com, ²hfitriyah@ub.ac.id, ³ekosetiawan@ub.ac.id

Abstrak

Telur ayam fertil adalah telur yang dibuahi oleh pejantan dan berpotensi untuk menetas sedangkan telur infertil adalah telur yang tidak dibuahi oleh pejantan. Dalam manajemen penetasan ayam, telur yang infertil perlu disortir dari mesin tetas agar tidak membusuk dan meledak di mesin tetas. Proses penyortiran dilakukan dengan meneropong telur menggunakan senter atau lampu yang diletakkan dibalik telur. Pada industri penetasan telur dengan kapasitas besar proses peneropongan sangat melelahkan mata karena membutuhkan konsentrasi dan ketelitian yang tinggi sehingga hal ini mempengaruhi konsistensi dan akurasi hasil peneropongan oleh karena itu dibutuhkan sistem yang dapat mengklasifikasikan telur fertil dan infertil dengan konstan. Penelitian ini merancang sistem klasifikasi telur fertil dan infertil menggunakan Computer Vision dengan fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor. Untuk mendukung kebutuhan memori dalam pemrosesan citra program dijalankan pada perangkat Raspberry Pi. Hasil analisis dan pengujian menggunakan K-Fold Cross Validation terhadap fitur GLCM diperoleh fitur yang terbaik adalah kombinasi dissimilarity-correlation dan hasil klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor menunjukkan tingkat akurasi sebesar 93,33% pada jumlah ketetanggaan K=7 dan 9.

Kata kunci: telur ayam fertil dan infertil, gray level co-occurrence matrix, k-nearest neighbor, raspberry pi, k-fold cross validation

Abstract

Fertile chicken eggs are eggs that fertilized by a male and have potential to hatch while infertile eggs are eggs that not fertilized by a male. In chicken hatching management infertile eggs need to be removed from hatching machine so that they do not rot and explode in hatching machine. The removing process of infertile eggs from hatching machine doing by candling the eggs using a flashlight or lamp placed behind the eggs. In hatching industry with a large capacity doing this process is very tiring for the eyes because it requires high concentration and accuracy so this affects the consistency and accuracy of the observation results, therefor a system that classify fertile and infertile eggs constantly is needed. This study design classification system for fertile and infertile eggs based on Computer Vision with texture feature extracted using Gray Level Co-Occurrence Matrix method and classified using K-Nearest Neighbor method. To support the memory requirements for image processing the system is run on a raspberry pi device. The results of analysis and testing using K-Fold Cross Validation of Gray Level Co-Occurrence Matrix feature extraction show that the best feature combination is dissimilarity-correlation and Classification results using K-Nearest Neighbor show an accuracy rate of 93,33% on the number of neighbor K=7 and 9

Keywords: fertile and infertile chicken eggs, gray level co-occurrence matrix, k-nearest neighbor, raspberry pi, k-fold cross validation

1. PENDAHULUAN

Salah satu faktor yang mempengaruhi keberhasilan dalam peternakan ayam adalah manajemen penetasan telur. Dalam manajemen

penetasan terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan salah satunya adalah *candling* atau peneropongan. Peneropongan dilakukan untuk mengidentifikasi telur fertil dan infertil. Telur fertil adalah telur yang dibuahi oleh pejantan dan

berpotensi untuk menjadi anakan sedangkan telur infertil adalah telur yang tidak dibuahi dan digunakan sebagai telur konsumsi (Wirapartha & Dewi, 2017).

Proses peneropongan dilakukan dengan menggunakan lampu atau senter yang diletakkan di balik telur kemudian dilakukan pengamatan pada ruangan yang minim cahaya. Telur yang terlihat bayangan pembuluh darah atau titik embrio diidentifikasi sebagai telur fertil sedangkan telur yang hanya terlihat area kuning telur saja diidentifikasi sebagai telur infertil. Kemudian telur yang diidentifikasi sebagai telur infertil akan dikeluarkan dari mesin tetas agar tidak membusuk dan meledak dalam mesin tetas.

Beberapa penelitian menggunakan *Computer Vision* telah dilakukan untuk mengidentifikasi telur fertil dan infertil. Dalam penelitian yang berjudul “Analisis Ekstraksi Ciri Fertilitas Telur Ayam Kampung Dengan Gray Level Co-Occurrence Matrix” disimpulkan bahwa telur fertil dan infertil dapat dibedakan dengan menggunakan parameter *angular second moment, contrast, correlation, variance, inverse different moment*, dan *entropy* (Saifullah, Sunardi & Yudhana, 2017).

Pada penelitian lainnya yang berjudul “Klasifikasi Citra Telur Fertil dan Infertil Dengan Analisis Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine” telur fertil dan infertil dapat dibedakan berdasarkan ekstraksi fitur GLCM telur fertil dinilai dari ada atau tidaknya pembuluh darah dan titik embrio pada telur. Hasil pengujian sistem klasifikasi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 93,2% (Nurdiyah, 2015).

Computer Vision merupakan bagian dari pembelajaran mesin. Salah satu metode dalam pembelajaran mesin adalah K-Nearest Neighbor. K-Nearest Neighbor adalah metode pembelajaran mesin yang melakukan klasifikasi berdasarkan jarak dari sejumlah K tetangga terdekatnya. Metode ini bersifat non-linear dan cukup baik dalam melakukan klasifikasi dan jika seluruh *instance* dalam data latih diasumsikan tidak terdapat *noise* maka K-Nearest Neighbor dengan jumlah $K=1$ dapat menghasilkan akurasi 100%.

Salah satu penelitian yang menggunakan metode pembelajaran mesin K-Nearest Neighbor dilakukan oleh Muhammad Adib Naufal. Pada penelitiannya dilakukan klasifikasi berdasarkan fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix pada orientasi sudut 0, 45, 90 dan 135 derajat terhadap 4 motif batik Lampung. Dari

hasil pengujian terhadap 100 sampel batik diperoleh hasil akurasi yang sangat baik yaitu sejumlah 98,12% pada jumlah ketetanggaan $K=9$ (Naufal, 2017).

Pada penelitian ini penulis akan merancang sebuah sistem yang dapat melakukan klasifikasi telur ayam fertil dan infertil menggunakan *Computer Vision* berdasarkan ekstraksi fitur tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix dan klasifikasi menggunakan pembelajaran mesin K-Nearest Neighbor. Dalam menjalankan program dengan pengolahan citra tentu akan membutuhkan sumber daya memori yang cukup tinggi. Oleh karena itu sistem dirancang pada sebuah perangkat yang memiliki memori yang cukup besar yaitu Raspberry Pi. Melalui rancangan sistem ini diharapkan dapat membawa manfaat pada dunia peternakan khususnya di bidang penetasan telur.

2. METODE PENELITIAN

Gambaran umum metode klasifikasi telur fertil dan infertil pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Gambaran Umum Metode

2.1 Akuisisi Citra

Dalam penelitian ini telur yang diakuisisi adalah telur yang telah diinkubasi pada mesin tetas selama 4 hari. Telur diakuisisi menggunakan perangkat yang telah dirancang untuk dapat menangkap citra pada kondisi pencahayaan yang gelap. Perangkat yang digunakan untuk mengakuisi citra adalah sebuah kotak yang telah terpasang modul kamera Raspy Cam V2. Kamera di konfigurasi pada ISO 800

dan framerate 10. Hasil akuisisi citra kemudian disimpan pada penyimpanan lokal Raspberry Pi. Desain perangkat untuk akuisisi citra dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Desain Perangkat

Gambar 2 merupakan desain perangkat untuk akuisisi citra. Di bagian bawah kotak terpasang sebuah LED 1,5 Watt yang dihubungkan dengan relay. Sebelum proses akuisisi citra kotak perangkat akan ditutup sehingga kondisi dalam kotak akuisisi minim dari cahaya. Setelah itu LED yang berada dibawah telur dinyalakan sehingga bayangan isi telur dapat terlihat. Hasil akuisisi citra dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil akuisisi citra

2.2 Pra-Proses Citra

Tujuan pra-proses citra adalah untuk memperbaiki citra sebelum diekstraksi fitur. Dalam tahap ini ada beberapa proses yang dilakukan yaitu memotong citra hasil akuisisi, konversi citra dari RGB ke Grayscale, segmentasi citra, dan perbaikan kontras citra. Pada tahap awal citra akan dipotong pada pixel baris ke 60-360 dan kolom 220-520 sehingga ukuran citra setelah dipotong menjadi 300×300

pixel. Setelah itu citra akan dikonversi dari ruang warna RGB ke Grayscale dengan menghitung nilai luminosity dengan Persamaan (1).

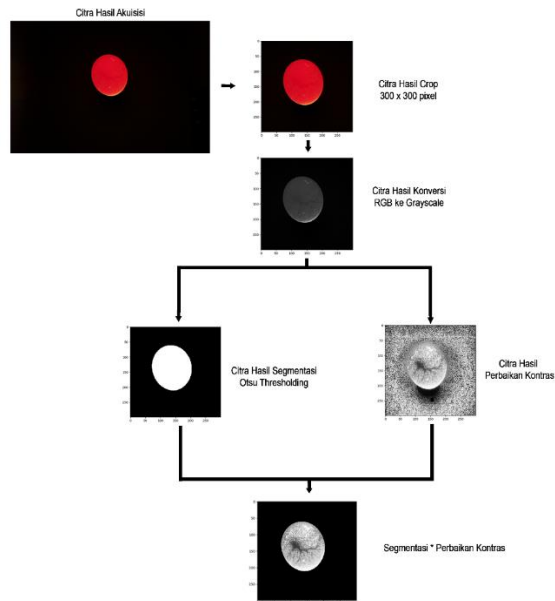
$$L = 0,2125 R + 0,7154 G + 0,0721 B \quad (1)$$

Hasil konversi citra dari RGB ke Grayscale kemudian akan disegmentasi menggunakan metode otsu thresholding. Tujuan segmentasi adalah untuk memisahkan area background dengan area telur. Hasil segmentasi kemudian akan dijadikan sebagai masking pada hasil pra-proses citra. Penentuan nilai threshold dihitung dengan mencari intensitas pixel pada citra yang memiliki varians antar kelas yang paling besar dan varians dalam kelas yang paling kecil (otsu, 1979). Perhitungan nilai varians antar kelas menggunakan Persamaan (2) sedangkan perhitungan nilai varians dalam kelas menggunakan Persamaan (3).

$$\sigma_{BC}^2 = W_B * W_F (\mu_B - \mu_F)^2 \quad (2)$$

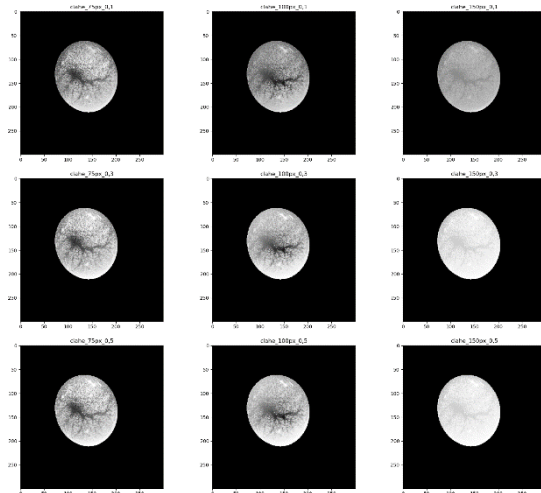
$$\sigma_{WC}^2 = (W_B * \sigma_B^2) + (W_F * \sigma_F^2) \quad (3)$$

Setelah proses segmentasi dilakukan selanjutnya adalah melakukan perbaikan kontras pada citra grayscale. Perbaikan kontras menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Pada tahap ini dilakukan percobaan pada beberapa ukuran window dan clip limit yaitu window 150×150 pixel, 100×100 pixel, dan 75×75 pixel sedangkan ukuran clip limit yang dicoba adalah 0.1, 0.3, dan 0.5. Dari hasil pengamatan dipilih ukuran window 75×75 dan ukuran clip limit 0.5. Tahap terakhir pada pra-proses citra adalah mengalikan hasil perbaikan kontras dengan hasil segmentasi yang dijadikan sebagai masking. Tahapan dalam pra-proses citra dapat dilihat pada Gambar 4 sedangkan hasil percobaan metode perbaikan kontras CLAHE dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 4. Tahap Pra-Proses Citra

Pada Gambar 5 baris pertama merupakan hasil percobaan nilai clip limit 0,1 baris kedua merupakan hasil percobaan nilai clip limit 0,3 dan baris ketiga merupakan hasil percobaan nilai clip limit 0,5. Sedangkan kolom pertama merupakan hasil percobaan nilai pada window 75×75 pixel, kolom kedua merupakan hasil percobaan window 100×100 pixel dan kolom ketiga merupakan hasil percobaan window 150×150 pixel. Dari hasil pengamatan citra yang dipilih adalah citra hasil perbaikan kontras dengan ukuran window 75×75 pixel dan clip limit 0,5.



Gambar 5. Percobaan metode CLAHE

2.3 Ekstraksi Fitur GLCM

Setelah citra hasil pra-proses didapatkan selanjutnya adalah mentabulasi matriks GLCM dengan orientasi sudut 0, 45, 90, dan 135 derajat. Matriks GLCM hasil tabulasi kemudian akan diambil mulai baris ke 2 hingga 256 dan kolom

ke 2 hingga 256 hal ini dilakukan untuk menghilangkan intensitas pixel 0 yang berada pada kolom ke-1 dan baris ke-1. Setelah itu dilakukan normalisasi dan ekstraksi fitur GLCM. Fitur yang diekstraksi adalah *contrast*, *homogeneity*, *dissimilarity*, *correlation* dan *energy*. Fitur-fitur tersebut dihitung dengan menggunakan formula:

$$contrast = \sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j} (i-j)^2 \quad (4)$$

$$homogeneity = \sum_{i,j=0}^{levels-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (5)$$

$$dissimilarity = \sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j} |i-j| \quad (6)$$

$$correlation = \sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j} \left[\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (7)$$

$$energy = \sqrt{\sum_{i,j=0}^{levels-1} P_{i,j}^2} \quad (8)$$

Setiap fitur hasil ekstraksi akan menghasilkan 4 buah nilai yang merepresentasikan orientasi sudut 0, 45, 90 dan 135 derajat. Keempat nilai tersebut kemudian akan dihitung rata-ratanya dan disimpan kedalam tabel dataset fitur.

2.4 Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Setelah nilai fitur diperoleh selanjutnya adalah identifikasi kelas telur berdasarkan kedekatan jarak dengan data latih jarak yang dihitung adalah antar fitur yakni *contrast*, *homogeneity*, *dissimilarity*, *correlation*, dan *energy*. Perhitungan jarak ketetanggaan menggunakan pendekatan *Euclidian Distance* dengan Persamaan (9)

$$d = \sqrt{a^2 + b^2} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (9)$$

Hasil perhitungan jarak kemudian akan diurutkan dari yang terkecil hingga yang terbesar. Kemudian dilakukan voting sejumlah K ketetanggaan untuk penentuan hasil kelas. Hasil voting terbanyak kemudian ditentukan sebagai hasil klasifikasi kelas telur.

2.5 Pengujian

Pengujian menggunakan metode *K-Fold Cross Validation*. Data set yang dikumpulkan akan dibagi sejumlah *K-Fold* dan salah satu set data dijadikan sebagai data uji sedangkan data set sisanya dijadikan sebagai data latih. Setelah

itu dilakukan penentuan kelas data yang diuji dan hasilnya akan ditabulasi pada matriks konfusi. Proses ini dilakukan secara berulang sejumlah nilai *K-Fold* dengan mengganti data uji dengan set data lainnya. Gambar 6 merupakan contoh penggunaan metode *K-Fold Cross Validation* dengan nilai *K-Fold* = 5.

	Total Dataset				
Perulangan 1	Data Uji				
Perulangan 2		Data Uji			
Perulangan 3			Data Uji		
Perulangan 4				Data Uji	
Perulangan 5					Data Uji

Gambar 6. Metode K-Fold Cross Validation

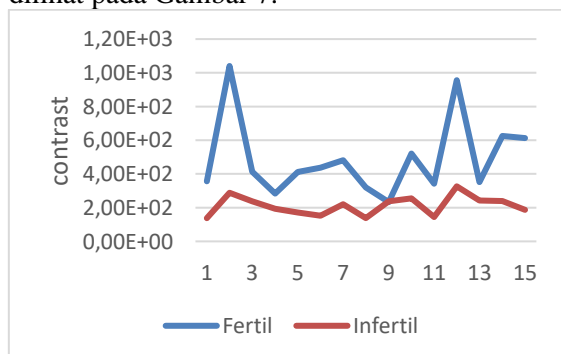
Hasil penentuan kelas data uji ditabulasi pada matriks konfusi dan untuk menghitung kinerja sistem klasifikasi maka dilakukan perhitungan akurasi dengan persamaan (10).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \quad (10)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

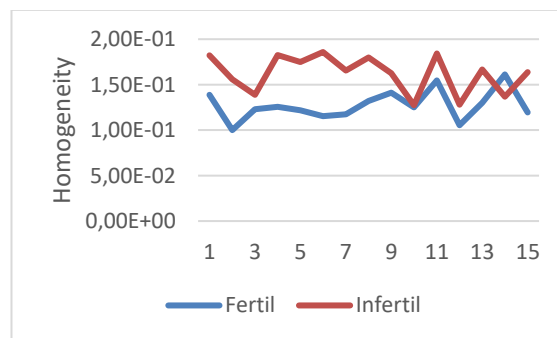
3.1 Pengambilan Data

Sejumlah 30 telur diakuisisi menggunakan perangkat pada Gambar 2. Telur yang diakuisisi terdiri dari 15 telur fertil dan 15 telur infertil. Kemudian dilakukan pra-proses citra seperti pada Gambar 4. Citra hasil pra-proses kemudian diekstraksi fiturnya menggunakan metode GLCM. Hasil ekstraksi fitur *contrast* dapat dilihat pada Gambar 7.



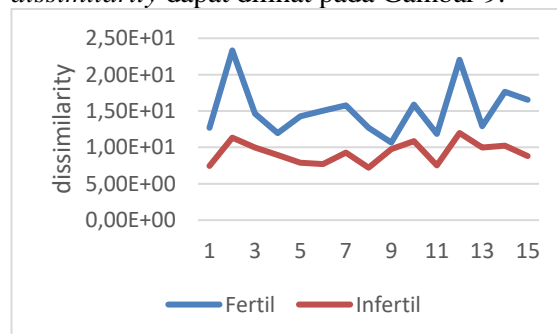
Gambar 7. Fitur Contrast

Dari Gambar 7 dapat dilihat kelas fertil dan infertil dapat dibedakan menggunakan fitur *contrast*. Hasil ekstraksi fitur *homogeneity* dapat dilihat pada Gambar 8.



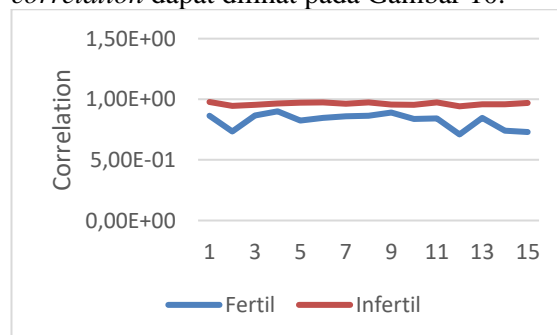
Gambar 8. Fitur Homogeneity

Dari Gambar 8 dapat dilihat bahwa terdapat irisan pada grafik sehingga kelas fertil dan infertil belum dapat dibedakan menggunakan fitur *homogeneity*. Hasil ekstraksi fitur *dissimilarity* dapat dilihat pada Gambar 9.



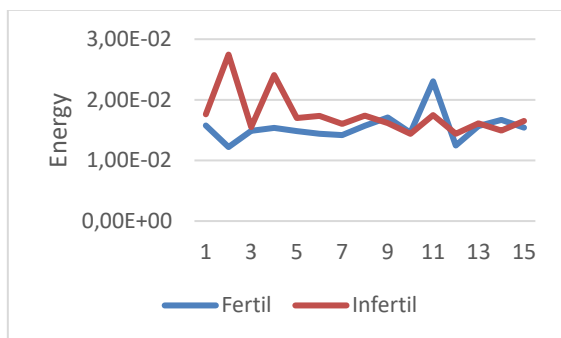
Gambar 9. Fitur Dissimilarity

Dari Gambar 9 dapat dilihat bahwa kelas fertil dan infertil dapat dibedakan menggunakan fitur *dissimilarity*. Hasil ekstraksi fitur *correlation* dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Fitur Correlation

Dari Gambar 10 dapat dilihat bahwa kelas fertil dan infertil dapat dibedakan menggunakan fitur *correlation*. Hasil ekstraksi fitur *energy* dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 11. Fitur Energy

Dari Gambar 11 dapat dilihat bahwa terdapat irisan pada grafik sehingga kelas fertil dan infertil belum dapat dibedakan menggunakan fitur *energy*.

3.2 Pengujian Fitur GLCM

Pengujian dilakukan pada 3 kombinasi fitur yaitu *contrast*, *dissimilarity* dan *correlation* untuk mencari 2 fitur yang terbaik. Pengujian menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* seperti pada Gambar 6 dan klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor dengan nilai $K=3$. Tingkat akurasi kemudian dihitung berdasarkan Persamaan (10). Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil Pengujian Fitur

<i>K-Fold</i>	<i>contrast dissimilarity</i>	<i>contrast correlation</i>	<i>dissimilarity correlation</i>
3	86.66%	86.66%	93.33%
5	83.33%	83.33%	83.33%
6	83.33%	83.33%	83.33%
10	83.33%	83.33%	83.33%
15	83.33%	83.33%	83.33%
30	83.33%	83.33%	83.33%

Berdasarkan Tabel 1 maka dapat disimpulkan kombinasi fitur yang terbaik adalah *dissimilarity-correlation*.

3.3 Pengujian Akurasi KNN

Pengujian dilakukan menggunakan fitur *dissimilarity-correlation* dengan metode *30-Fold Cross Validation* atau disebut juga *Leave One Out Cross Validation*. Metode ini dipilih karena dapat mengestimasi performa model dengan baik dan tidak bias. Tingkat akurasi kemudian dihitung menggunakan Persamaan (10). Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian metode KNN

<i>K</i>	<i>Akurasi</i>
3	83.33%
5	90.00%
7	93.33%
9	93.33%
11	86.66%
13	86.66%

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat bahwa akurasi tertinggi metode KNN adalah 93.33% pada ketetanggaan $K = 7$ dan 9

4. PENUTUP

Hasil ekstraksi fitur GLCM pada 30 telur yang terdiri dari 15 telur fertil dan 15 telur infertil didapati 5 buah fitur yaitu *contrast*, *homogeneity*, *dissimilarity*, *correlation* dan *energy*. Dari hasil analisis dan pengujian dengan metode *K-Fold Cross Validation* diperoleh kombinasi fitur terbaik untuk sistem klasifikasi telur fertil dan infertil adalah *dissimilarity-correlation*.

Hasil pengujian akurasi metode K-Nearest Neighbor menggunakan *Leave One Out Cross Validation* pada jumlah ketetanggaan $K = 3, 5, 7, 9, 11$ dan 13 diperoleh tingkat akurasi 93,33% pada jumlah ketetanggaan $K = 7$ dan 9 maka nilai K yang dipilih pada sistem klasifikasi telur fertil dan infertil adalah $K = 7$

5. DAFTAR PUSTAKA

- Naufal, M. A., 2017. *Implementasi Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Pengenalan Pola Batik Motif Lampung*. S1. Universitas Lampung. Tersedia di: <http://digilib.unila.ac.id/28648/> [Diakses 12 Desember 2020]
- Nurdiyah, D., 2015. Klasifikasi Citra Telur Fertil Dan Infertil Dengan Analisis Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Informasi*, [e-journal] 11(2), pp. 116-126. Tersedia di: <http://pps.dinus.ac.id/jurnal/index.php/Cyberku/article/view/47> [Diakses 8 Maret 2020]
- Otsu, N., 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and*

- Cybernetics* , [e-journal] 9(1), pp. 62 - 66. Tersedia di: <
<https://ieeexplore.ieee.org/document/4310076>> [Diakses 10 Juni 2020]
- Saifullah, S., Sunardi & Yudhana, A., 2017. Analisis Ekstraksi Ciri Fertilitas Telur Ayam Kampung Dengan Grey Level Cooccurrence Matrix. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, [online] VI(2), pp. 66-75. Tersedia di:<
https://www.researchgate.net/publication/318883785_ANALISIS_EKSTRAKS_CIRI_FERTILITAS_TELUR_AYAM_KAMPUNG_DENGAN_GREY_LEVEL_COOCCURRENCE_MATRIX> [Diakses 10 Juni 2020]
- Wirapartha, M & Dewi, G.A.M.K., 2017. *Bahan Ajar Manajemen Penetasan*. [e-book] Denpasar: Fakultas Peternakan Universitas Udayana. Tersedia di: <
https://simdos.unud.ac.id/uploads/file_pendidikan_1_dir/e2b2f64b38285f1b40e1c31add256af5.pdf> [Diakses 6 Juni 2020]