

## Pengelompokan Biji Wijen Menggunakan Metode ACOKHM Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji

Rakhdina Noviyanti<sup>1</sup>, Rekyan Regasari Mardi Putri<sup>2</sup>, Sutrisno<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>rakhdina11@gmail.com, <sup>2</sup>rekyan.rmp@ub.ac.id, <sup>3</sup>trisno@ub.ac.id

### Abstrak

Wijen merupakan salah satu tumbuhan berpotensi karena menghasilkan minyak yang berguna dalam sektor industri. Identifikasi kualitas dalam tanaman wijen ditentukan dengan warna cangkang biji wijen. Sehingga perlu dilakukan persilangan benih wijen untuk menghasilkan wijen dengan kualitas baik. Hasil dari persilangan tersebut menghasilkan warna biji wijen yang beragam dan hampir mirip sehingga perlu dilakukan pengelompokan berdasarkan kedekatan warna. Beberapa penelitian terdahulu telah mengelompokkan wijen secara kualitatif dengan pengamatan langsung dan kuantitatif menggunakan metode tertentu. Penelitian metode sebelumnya menggunakan 3 metode kuantitatif yaitu IWOKM, PSO-K-Means dan GA-KMEANS. Pada penelitian tersebut menggunakan data hasil pengukuran dengan alat *chromameter* yang menghasilkan data dengan atribut  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ . Pada penelitian ini menggunakan data serupa dengan mengusulkan metode lain yaitu ACOKHM yang merupakan gabungan metode *clustering* (*K-Harmonic Means*) dan optimasi (*Ant Colony Optimization*). Hasil pengelompokan metode ACOKHM akan dibandingkan dengan metode terdahulu. Berdasarkan hasil pengelompokan penelitian ini akan diuji nilai *fitness* dan nilai kekompakan menunjukkan bahwa metode ACOKHM memiliki performa yang baik dengan nilai *fitness* yang mencapai 10,16899 dan nilai kekompakan kelompok mencapai 0,770765. Hasil pengelompokan data wijen juga mirip dengan penelitian sebelumnya dengan  $C1 : C2$  adalah 233 : 58. Sehingga metode pada penelitian ini cocok dan memiliki performa yang baik dalam mengelompokkan data wijen.

**Kata kunci:** *Ant Colony Optimization*, *K-Harmonic Means*, *ACOKHM*, *wijen*, *chromameter*, *pengelompokan*, *kualitatif*, *kuantitatif*

### Abstract

*Sesame is one of the potential plant that produce oil uses for industrial sector. Quality identification of sesame is determined by the color on the seed shell. So necessary to crosses the sesame seeds to produce a best quality sesame. The result of cross will produce the vary colour sesame seed and almost similiar so need grouped by the closeness in color. Several previous study already grouping the sesame qualitatively with direct observation, and quantitatively with spesific method. In the previous study use 3 quantitative method is IWOKM method, PSO-K-Means and GA-KMEANS. On the grouping with quantitative method done by chromameter tool to produce data with attribute  $L^*$ ,  $a^*$ ,  $b^*$ . In this research use same data and suggestion other method is ACOKHM which is a hybrid clustering method (*K-Harmonic Means*) and optimization method (*Ant Colony Optimization*). The result of grouping with ACOKHM method will compared with previous method. Based on the results of grouping in this study will be tested using fitness and silhouette coeffisient. Based on the results of test show that ACOKHM method has good performance with fitness reaching 10,16899 and silhouette 0,770765. The result of grouping a sesame data is also similiar with previous study with  $C1: C2$  is 233: 58. So the method on this study is suitable and have a good performance to grouping sesame data.*

**Keywords:** *Ant Colony Optimization*, *K-Harmonic Means*, *ACOKHM*, *sesame*, *chromameter*, *grouping*, *qualitative*, *quantitative*

## 1. PENDAHULUAN

Wijen (*Sesamum Indicum L*) merupakan tanaman herbal yang dapat tumbuh di daerah tropis maupun subtropis. Tanaman ini berasal dari Afrika. Pemanfaatan wijen cukup beragam mulai sebagai bahan baku minyak, rempah – rempah, insektisida, obat-obatan, makanan, sabun dan sebagainya (Astawan, 2009). Produksi terbesar wijen pada tahun 2013 adalah Burma. Untuk exportir wijen terbesar didunia adalah India, sedangkan importir terbesar adalah Jepang (Islam, 2016).

Karena kebutuhan wijen yang semakin meningkat maka perlu menghasilkan wijen dengan kualitas bagus. Identifikasi kualitas dalam tanaman wijen ditentukan dengan warna cangkang biji wijen. Warna cangkang menjadi target terpenting dalam pemuliaan tanaman wijen. (Laurentin, 2014). Warna cangkang biji wijen yang berwarna hitam mengandung banyak karbohidrat namun sedikit protein dan minyak. Sedangkan wijen putih mengandung lebih banyak protein yang cocok untuk minyak wijen. (Zhang, 2013). Sehingga untuk identifikasi kualitas tanaman wijen menggunakan warna cangkang biji wijen.

Menurut Haiyang Zhang, warna cangkang wijen merupakan sifat terpenting dalam persilangan karena terkandung sifat biokimia wijen, senyawa dan aktifitas antioksidan serta tahan terhadap penyakit (Zhang, 2013). Warna cangkang biji wijen yang sehat adalah dari hitam ke putih seperti coklat tua, coklat, coklat muda, krem kecoklatan, dan putih kekuningan (Pandey, 2013).

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mendapatkan wijen dengan kualitas baik yaitu dengan persilangan beberapa benih wijen. Dari persilangan tersebut dihasilkan pewarisan warna biji yang beragam dan hampir mirip. Sehingga pentingnya kualitas wijen dan warna cangkang wijen yang beragam sebaiknya perlu pengelompokan biji wijen. Selama ini pengelompokan warna biji wijen dilakukan secara manual dengan memisahkannya satu persatu. Pengelompokan tersebut sangat subjektif karena bergantung pada sudut pandang pengamat dan tempat pengamatan. Oleh karena itu sebaiknya dilakukan perbandingan antara pengamatan dengan metode kualitatif dan kuantitatif menggunakan alat ukur untuk pengukuran warna (chromameter) (Adikadarsih, 2015).

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian oleh Adikadarsih yang membahas tentang pewarisan sifat warna biji wijen kultivar SBR2' × 'SBR3' dan 'SBR3' × Turki 'Det 36', selanjutnya dari penelitian tersebut dilakukan perbandingan pengelompokan warna secara kualitatif dan kuantitatif. Jika kualitatif maka mengelompokan warna cangkang dengan pengamatan langsung namun jika kuantitatif menggunakan bantuan alat *chromameter* untuk menghasilkan atribut  $L^*$   $a^*$   $b^*$  selanjutnya diubah ke RGB dengan menggunakan metode pascalle lalu dikelompokan warnanya berdasarkan nilai standar warna baku Sherwin William. Hasilnya menunjukkan bahwa dengan pengelompokan kuantitatif tidak beda jauh dengan pengelompokan kualitatif. Menurut Adikadarsih, di masa akan datang diperlukan suatu model pengelompokan berdasarkan pendekatan nilai warna (Adikadarsih, 2015).

Proses mengelompokkan data atau informasi ke dalam kelas – kelas tertentu disebut *clustering*. Objek data yang berada pada kelas atau *cluster* yang sama memiliki sifat yang semakin mirip dan sebaliknya (Yang, 2009). Sehingga metode pengelompokan merupakan metode yang cocok untuk mengelompokan warna cangkang biji wijen berdasarkan kedekatan warna.

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan penelitian untuk mengelompokan kedekatan warna biji wijen dengan salah satu metode pengelompokan yang cukup populer yaitu *K-Means*. *K-Means* adalah metode *squared-fitness* paling populer untuk menangani masalah pengelompokan (Ortega, 2009). Beberapa penelitian sebelumnya telah menggabungkan metode *K-Means* dengan metode lainnya. Penelitian tersebut diantaranya : Pengelompokan Biji Wijen Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji dengan Menggunakan Metode IWOKM (Robbani, 2017) dengan rata – rata nilai *fitness* 10,1461 dan rata – rata nilai kekompakan 0,7714, Pengelompokan Biji Wijen Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji dengan Menggunakan Metode PSO – *K-Means* (Devi, 2017) dengan rata – rata nilai *fitness* 10,4136 dan rata – rata nilai kekompakan 0,7686, Pengelompokan Biji Wijen Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji dengan Menggunakan Metode GA – *K-Means* (Maulida, 2017) dengan rata – rata nilai *fitness* 10,2084 dan rata – rata nilai kekompakan 0,7701. Ketiga penelitian tersebut menggunakan data yang sama yaitu hasil persilangan wijen yang diukur menggunakan alat *chromameter*

dengan data berjumlah 291. Dari hasil penelitian ketiga metode sebelumnya menunjukkan nilai *fitness* dan nilai kekompakan yang berbeda setiap metodenya. Pada penelitian ini mengusulkan sebuah metode lainnya yang diprediksi lebih akurat dari 3 metode lainnya dengan membandingkan nilai *fitness* dan nilai kekompakannya.

Pada penelitian sebelumnya menggunakan metode K-Means sebagai pengelompokan kedekatan warna. Hal itu karena cukup baik dan efisien dalam pengelolaan data besar (Jiang, 2010). Kenyataannya metode K-Means memiliki kelemahan yaitu kurang baik dalam inialisasi awal centroid (pusat klaster), sehingga diperbaiki oleh Changhai Zhang (1999) dengan mengusulkan sebuah algoritma bernama K-Harmonic Means (KHM). Tujuan algoritma KHM yaitu meminimalkan rata – rata harmonik dari semua titik data set ke seluruh centroid. Walaupun algoritma ini dapat mengatasi inialisasi centroid di awal, namun belum mengatasi masalah lokal optimum (Jiang, 2010). Dalam mengatasi lokal optimum tersebut maka K-Harmonic Means digabung dengan metode lainnya. Menurut penelitian yang dilakukan oleh I Made Kunta, metode yang cocok dalam memecahkan masalah pada KHM adalah dengan metode Ant Colony Optimization (ACO). ACO adalah metode yang dirancang oleh Urszula Boryczka (2008) yang fokus pada aktivitas semut dalam mencari makanan dan membentuk koloni (Boryczka, 2008).

Untuk membuktikan bahwa metode ACO dan KHM baik dalam hal pengelompokan maka didukung dengan beberapa penelitian sebelumnya tentang ACOKHM dengan objek yang berbeda diantaranya yaitu *Ant Clustering Algorithm with K-Harmonic Means Clustering* (Jiang, 2010) dan *Hyperspectral Image Clustering Using Ant Colony Optimization (ACO) Improved by K-means Algorithm* (Xu, 2010). Secara umum hasil pengujian kedua penelitian tersebut membuktikan bahwa ACO dan KHM lebih baik daripada K-Means dalam pengelompokannya.

Berdasarkan uraian tentang warna cangkang biji wijen dan metode pengelompokannya maka diusulkan sebuah penelitian yang berjudul *Pengelompokan Biji Wijen Menggunakan Metode ACOKHM Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji*. Penelitian ini menggunakan gabungan dua metode yang disebut Ant Colony Optimization K-Harmonic Means (ACOKHM). Metode optimasi Ant Colony Optimization

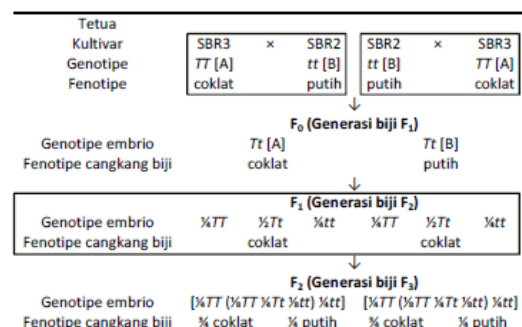
(ACO) untuk menemukan inialisasi awal pusat *cluster* pada area global, selanjutnya dikelompokan dan diiterasi dengan metode *clustering* K-Harmonic Means (KHM). Hybrid metode tersebut terbukti mampu mengoptimalkan posisi titik pusat klaster untuk menghasilkan klaster dengan solusi global optimum (Wicaksana, 2012). Hasil pengelompokan metode ACOKHM dapat dibuktikan dengan melakukan pengujian nilai *fitness* dan nilai kekompakan.

Berdasarkan penjelasan diatas, harapan pada penelitian ini untuk mengetahui apakah metode ACOKHM lebih baik pengelompokannya jika dibandingkan dengan metode K-Means, KHM, ACOKHM dan metode pada penelitian sebelumnya. Selain itu untuk mengetahui apakah metode ACOKHM dapat diterapkan dalam pengelompokan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji.

## 2. PERSILANGAN WIJEN

Salah satu contoh persilangan wijen yaitu pada penelitian Adikarasih (2015) yang menyilangkan wijen jenis SBR 3 dengan SBR 2, yang mana SBR 3 dengan warna coklat bergenotipe TT sebagai induk betina dan SBR 2 dengan warna putih bergenotipe tt sebagai induk jantan. (Adikadarsih, 2015, dalam Robbani, 2017).

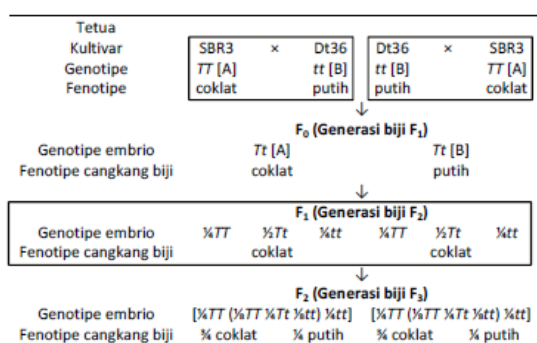
Selanjutnya pada hasil generasi biji F<sub>1</sub>, disilangkan tetua Tt berwarna coklat dengan tetua Tt berwarna putih, menghasilkan biji berwarna coklat seluruhnya (TT Tt tt) dengan perbandingan genotype 1 : 2 : 1. Kemudian dilakukan persilangan kembali dari hasil F<sub>0</sub> antara tetua Tt berwarna coklat dengan tetua Tt berwarna putih menghasilkan populasi berwarna coklat dan putih dengan perbandingan 3 : 1. (Adikadarsih, 2015, dalam Robbani, 2017).



**Gambar 1.** Model alur pewarisan gen warna cangkang biji hasil persilangan SBR3 x SBR2 dan resikproknya

Hal tersebut juga terjadi pada persilangan SBR 3 dengan Dt36. SBR 3 dengan warna coklat bergenotipe TT sebagai induk betina, Dt36 dengan warna putih bergenotipe tt sebagai induk jantan menghasilkan populasi biji Tt dengan warna coklat seluruhnya. Sedangkan pada resiproknya, Dt36 berwarna putih bergenotipe tt sebagai induk betina dan SBR 3 berwarna coklat bergenotipe TT berwarna coklat menghasilkan populasi bergenotipe Tt berwarna putih. Dapat disimpulkan bahwa hasil keturunannya dipengaruhi oleh genotype induk betina. (Adikadarsih, 2015, dalam Robbani, 2017).

Selanjutnya pada hasil generasi biji F<sub>1</sub>, disilangkan Tetua Tt berwarna coklat dengan tetua Tt berwarna putih, menghasilkan warna coklat seluruhnya (TT Tt tt) dengan perbandingan genotype 1 : 2 : 1. Kemudian jika dilakukan persilangan kembali dari hasil F<sub>0</sub> tetua Tt berwarna coklat dan putih maka menghasilkan perbandingan 3 : 1. (Adikadarsih, 2015 dalam Robbani, 2017)



**Gambar 2.** Model alur pewarisan gen warna cangkang biji hasil persilangan SBR3 x Dt36 dan resiproknya

Berikut adalah tabel hasil pengelompokan warna biji wijen secara kualitatif dan kuantitatif pada penelitian sebelumnya (Adikadarsih, 2015, dalam Robbani, 2017).

**Tabel 1.** Hasil Pengelompokan biji wijen secara kuantitatif dan kualitatif

GENOTIF	KUANTITATIF			KUALITATIF		
	Coklat	Coklat muda	Putih	Coklat	Coklat muda	Putih
SBR 3	255			255		
SBR 2			23			23
Dt 36			185			185
F <sub>0</sub> SBR3 x SBR2	3			3		
F <sub>0</sub> SBR2 x SBR3			5			5
F <sub>0</sub> SBR3 x Dt36	3			3		
F <sub>0</sub> Dt36 x SBR3			4			4
F <sub>1</sub> SBR3 x SBR2	57			57		
F <sub>1</sub> SBR2 x SBR3	17			17		
F <sub>2</sub> SBR3 x Dt36	11			11		
F <sub>1</sub> Dt36 x SBR3	25			25		
F <sub>2</sub> SBR3 x SBR2	216	15	60	210	27	54
F <sub>2</sub> SBR2 x SBR3	201	35	92	196	38	94

F <sub>2</sub> SBR3 x Dt36	308	76	38	298	82	42
F <sub>2</sub> Dt36 x SBR3	92	25	29	90	23	33

### 3. K-HARMONIC MEANS

K-Means dan *K-Harmonic Means* (KHM) merupakan algoritma pengelompokan berdasarkan pusat cluster. K-Means (KM) menggunakan jarak rata – rata terkecil dari kumpulan data ke pusat kluster. Algoritma K-Means cukup populer untuk pengelompokan data karena sederhana dalam proses implementasi Algoritma K-Means memiliki kelemahan yaitu sensitif pada inisialisasi pusat kluster dan cepat konvergen pada lokal optimum. Dari kelemahan tersebut maka disempurnakan dengan metode *K-Harmonic Means* yang bertujuan memperbarui titik pusat dengan menghitung rata – rata harmonik dari seluruh titik data ke seluruh pusat kluster yang ada. (Widiartha, 2011)

K-Harmonic Means diperkenalkan oleh Zhang (1999) yang kemudian dikembangkan oleh Hammerly dan Elkan pada tahun 2002. Menurut Zhang, permasalahan pada K-Means dapat diatasi dengan metode *Expectation Maximization* dan *K-Harmonic Means*. Pada penelitian menggunakan KHM dalam perbaikan permasalahan K-Means. (Zhang, 1999)

KHM adalah algoritma pengelompokan data berdasarkan pusat kluster yang mana menggunakan *Harmonic Average* (HA) untuk menghitung jarak setiap titik data ke pusat kluster. Kelebihan algoritma ini adalah tidak sensitif dalam inisialisasi pusat kluster. (Zhang, 1999)

Jika K-Means penjumlahan tunggal semua data x (titik data) dan jarak kuadrat penjumlahan pada K-Means dikatakan dengan MIN(). Adapun fungsi obyektif K-Means sebagai berikut:

$$Perf_{KM}(\{x_i\}_{i=1}^N, \{m_l\}_{l=1}^K) = \sum_{i=1}^N \text{MIN} \{ \|x_i - m_l\|^2 \mid l = 1, \dots, K \} \tag{1}$$

Sedangkan pada KHM sebutan MIN() diganti dengan nama HA(). Berikut fungsi obyektif dari *K-Harmonic Means* :

$$Perf_{KHM}(\{x_i\}_{i=1}^N, \{m_l\}_{l=1}^K) = \sum_{i=1}^N \text{HA} \{ \|x_i - m_l\|^2 \mid l = 1, \dots, K \} = \sum_{i=1}^N \frac{K}{\sum_{l=1}^K \frac{1}{\|x_i - m_l\|^2}} \tag{2}$$

Menurut Zhang (1999), *K-Harmonic Means* direpresentasikan memiliki ciri khusus dengan nilai keanggotaan (*soft membership*) dan bobot dinamis (*dynamic weighting*). Dalam

proses memperbarui pusat kluster menggunakan nilai keanggotaan dan bobot dinamis dari semua titik data. (Dolfing, 2004)

Parameter untuk menghitung KHM adalah :

- X = Titik data
- C = Pusat *cluster*
- K = Banyaknya atribut pada centroid
- p = input parameter, biasanya  $\geq 2$ .
- i = data
- l = cluster
- m = nilai keanggotaan
- w = bobot

Adapun langkah-langkah Metode KHM adalah sebagai berikut : (Widiartha, 2011)

1. Inisialisasi posisi titik pusat kluster awal secara random
2. Hitung nilai fungsi tujuan dengan persamaan 2.4 dimana p adalah input parameter. Nilai p biasanya  $\geq 2$ .

$$KHM(X, C) = \sum_{i=1}^N \frac{K}{\sum_{l=1}^K \frac{1}{\|x_i - c_l\|^p}} \quad (3)$$

3. Untuk setiap data  $x_i$ , hitung nilai keanggotaan  $m(c_l|x_i)$  untuk setiap titik pusat kluster  $c_l$  berdasarkan persamaan 4.

$$m(c_l|x_i) = \frac{\|x_i - c_l\|^{-p-2}}{\sum_{l=1}^K \|x_i - c_l\|^{-p-2}} \quad (4)$$

4. Untuk setiap data  $x_i$ , hitung nilai bobot  $w(x_i)$  berdasarkan persamaan 5.

$$w(x_i) = \frac{\sum_{l=1}^K \|x_i - c_l\|^{-p-2}}{(\sum_{l=1}^K \|x_i - c_l\|^{-p-2})^2} \quad (5)$$

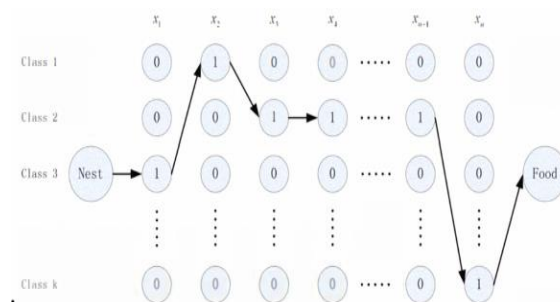
5. Untuk setiap titik pusat  $c_l$ , ulang kembali perhitungan untuk posisi titik pusat kluster dari semua data berdasarkan nilai keanggotaan dan bobot yang dimiliki tiap data.

$$c_l = \frac{\sum_{i=1}^N m(c_l|x_i)w(x_i)x_i}{\sum_{i=1}^N m(c_l|x_i)w(x_i)} \quad (6)$$

6. Ulangi 13angkah 2 sampai 5 sampai mendapatkan nilai fungsi tujuan yang tidak terdapat perubahan yang signifikan.
7. Tetapkan keanggotaan data  $x_i$  pada suatu kluster dengan titik pusat kluster  $c_l$  sesuai dengan nilai keanggotaan  $x_i$  terhadap  $c_l$ .  $x_i$  merupakan anggota dari kluster dengan titik pusat kluster  $c_l$  apabila nilai keanggotaan  $m(c_l|x_i)$  adalah yang terbesar dibandingkan dengan nilai keanggotaannya ke titik pusat kluster lain.

#### 4. ANT COLONY OPTIMIZATION

Algoritma ACO mengadopsi tingkah laku semut dalam menentukan jalan dari sarang menuju sumber makanan dan menyambungkan setiap node yang memiliki probabilitas tinggi (mendekati 1). Jarak terpendek yang dilalui dari sarang menuju makanan ditemukan oleh semut yang memiliki solusi optimal dalam proses pengelompokan. Algoritma ACO sangat cocok untuk menyelesaikan masalah pada masalah global optimum, algoritma ACO mengandalkan proses *update* feromon. Pada algoritma ACO setiap titiknya memiliki sarang dan makanan. Pada setiap titik yang bernilai 1 akan dipilih dan ditetapkan sebagai jalan yang dilalui semut. Sehingga jalan terpendek dari sarang menuju makanan ditemukan oleh semut pada solusi optimal dari hasil pengelompokan. (Xu, 2010). Berikut ditunjukkan gambar sistematis diagram proses penemuan solusi optimal ditunjukkan pada Gambar 3 :



Gambar 3. Sistematis Diagram Penemuan Solusi Optimal ACO

Dalam menghitung nilai probabilitas digunakan semut untuk mencari *path* terbaik. Probabilitas tertinggi akan digunakan untuk proses update pheromone. Sehingga nilai probabilitas ini digunakan oleh semut untuk berkomunikasi. Jika semut akan menempati semua path maka dihitung nilai probabilitasnya. Sedangkan jika semut menempati path terbaik maka probabilitas bernilai mendekati 1. Jika semut menempati bukan path terbaik maka probabilitas bernilai mendekati 0 (Xu, 2010). Berikut persamaan nilai probabilitas sebagai berikut :

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}}{\sum_{j=1}^k \tau_{ij}} & x_i \in X' \\ 1 & x_i \in X' \text{ and } j = \arg \max\{\tau_{ij}\} \\ 0 & x_i \in X' \text{ and } j \neq \arg \max\{\tau_{ij}\} \end{cases} \quad (7)$$

Keterangan :

$P_{ij}$  = probabilitas pada semut ke i iterasi j

$\tau_{ij}$  = pheromon pada semut ke i iterasi j

Selanjutnya adalah proses memperbarui feromon yang dilakukan hanya dari node yang memiliki jalan terbaik dalam iterasi saat itu. Update feromon mmemiliki dua bagian, penguapan secara alami (feromon menurun) dan dilepaskan oleh semut (feromon naik). Semua titik feromon pasti menguap namun hanya titik pada path terbaik yang dapat dilepaskan oleh semut. Semakin baik jalan yang dilalui, semakin banyak feromon yang didapatkan dan akan dilalui oleh semut lainnya. Setelah feromon diupdate maka maka memulai iterasi baru. Rumus update feromon pada persamaan berikut : (Xu, 2010)

$$\tau_{ij}^{new} = \begin{cases} \rho \tau_{ij}^{old} + \frac{Q}{f_{min}} y_{ij} & \text{adalah path terbaik} \\ \rho \tau_{ij}^{old} & y_{ij} \text{ adalah bukan path terbaik} \end{cases} \quad (8)$$

Keterangan

- $\tau_{ij}$  = Pheromone baru
- $\rho$  = Koefisien penguapan
- $\tau_{ij}^{old}$  = Inisialisasi pheromone
- Q = Kecepatan pheromone
- $f_{min}$  = Fungsi optimal (nilai fitness terkecil)

## 5. METODE

### 5.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data pada penelitian serupa yang dilakukan sebelumnya oleh Ihwanudian, Hanum dan Ardana tentang pengelompokan biji wijen berdasarkan warna cangkang biji dengan tiga metode yang berbeda. Proses pengambilan data warna dari persilangan tersebut menggunakan alat ukur chromameter dengan format CIELAB, sehingga data warna tersebut memiliki 3 atribut yaitu  $L^*$ ,  $a^*$ , dan  $b^*$ . (Robbani, 2017).

Data hasil persilangan kultivar ‘SBR2’ x ‘SBR3’ dan ‘SBR3’ x Turki ‘Det 36’ ditunjukkan pada Tabel 2. sebagai berikut :

**Tabel 2.** Jumlah data hasil persilangan wijen

Data ke-	$L^*$	$a^*$	$b^*$
1	31,7800	10,5700	13,3200
2	28,3900	11,0200	11,6700
3	51,8600	9,1850	18,2650
4	27,7900	5,2100	4,0350
5	28,2800	10,2900	10,3350
...	...	...	...
291	56,0750	11,9650	23,6350

Pada penelitian ini menggunakan sampel data persilangan SBR3 x SBR 2 yang berjumlah

291.

### 5.2 Tahapan Metode

Beberapa proses yang dilakukan dalam penyelesaian masalah pengelompokan biji wijen berdasarkan warna cangkang biji dengan menggunakan algoritma ACOKHM. Proses pertama yaitu menghitung hasil pengelompokan menggunakan algoritma K-means. Proses kedua yaitu menentukan nilai fitness. Proses ketiga yaitu menentukan nilai probabilitas. Proses keempat yaitu menetapkan nilai pheromone untuk mendapatkan path terbaik sebagai komunikasi antar semut. Nilai feromon di update berdasarkan fungsi probabilitas terbaik hingga konvergen.

Berikut beberapa tahapan untuk menyelesaikan permasalahan pengelompokan biji wijen berdasarkan warna cangkang biji sebagai berikut:

#### 1. Inisialisasi Parameter Awal

Inisialisasi parameter awal dibagi menjadi dua. Data warna cangkang biji wijen dan parameter algoritma ACOKHM.

- a. Data warna cangkang biji wijen meliputi 3 variabel yaitu  $L^*$ ,  $a^*$ , dan  $b^*$ .
- b. Parameter ACOKHM meliputi jumlah kelompok, jumlah koloni semut, standart devisiasi awal, standart devisiasi akhir, limit, dan nilai parameter KHM.

#### 2. Proses tahapan ACOKHM

- a. Inisialisasi posisi koloni semut secara acak menggunakan persamaan 9.

$$x_i^j = x_{min}^j + rand(0,1)(x_{max}^j - x_{min}^j) \quad (9)$$

$x_i^j$  = data random cluster j, data i.

$x_{min}^j$  = batas nilai minimal

$x_{max}^j$  = batas nilai maksimal

- b. Menentukan keanggotaan data menggunakan algoritma K-Harmonic Means.
- c. Menentukan nilai fitness setiap data pada setiap cluster.
- d. Menentukan rata – rata nilai fitness setiap cluster.
- e. Menentukan nilai fitness tiap koloni semut pada persamaan 10.

$$fitness(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{j=i}^N \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_j - y_j)^2 \right) \quad (10)$$

Dimana,

x = nilai x ke cluster j

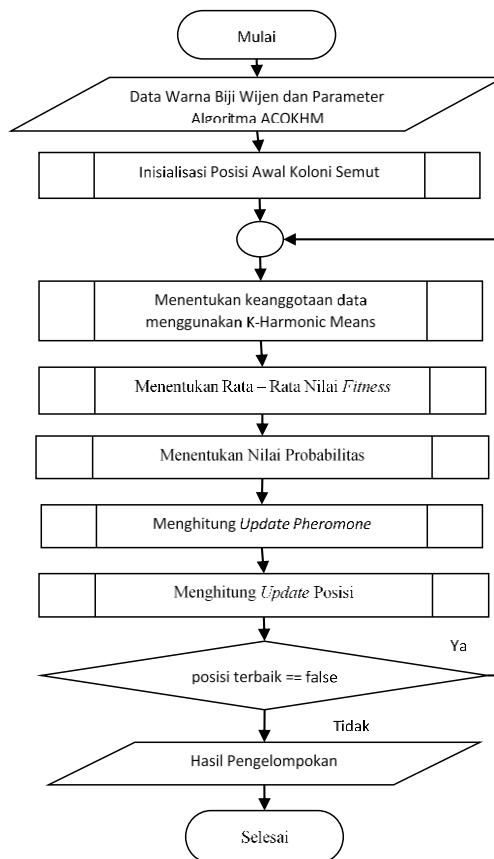
y = nilai y ke cluster j

- M = banyaknya titik pusat
- N = banyaknya data
- f. Menentukan nilai probabilitas tiap koloni semut menggunakan persamaan 7.
- g. Menetapkan inisialisasi *pheromone* awal bernilai 1.
- h. Menghitung *update pheromone* pada iterasi saat ini menggunakan persamaan 8.
- i. Melakukan *update* posisi semut berdasarkan hasil *update pheromone* terbaik.
- j. Pada *update* posisi semut di iterasi selanjutnya, memiliki dua kondisi yaitu untuk *pheromone* terbaik *update* posisi semut pada iterasi selanjutnya tidak berubah, sedangkan pada semut yang bukan *pheromone* terbaik posisinya berubah dan dihitung berdasarkan nilai mean semut pada *pheromone* terbaik menggunakan persamaan 11.

$$x = \text{RANDBETWEEN} \left( \frac{(Mean - St.Dev) * 10000 ; (Mean + St.Dev) * 10000}{10000} \right) \quad (11)$$

- k. Ulangi proses iterasi koloni semut hingga letak nilai *pheromone* terbaik dan konvergen sebanyak n (limit). Jika belum konvergen maka lakukan langkah a dan jika sudah konvergen maka hasil pengelompokan cluster telah didapatkan dan iterasi berhenti

Berikut flowchart tahapan algoritma ACOKHM ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Diagram Alir Proses Pengelompokan Biji Wijen menggunakan Metode ACOKHM

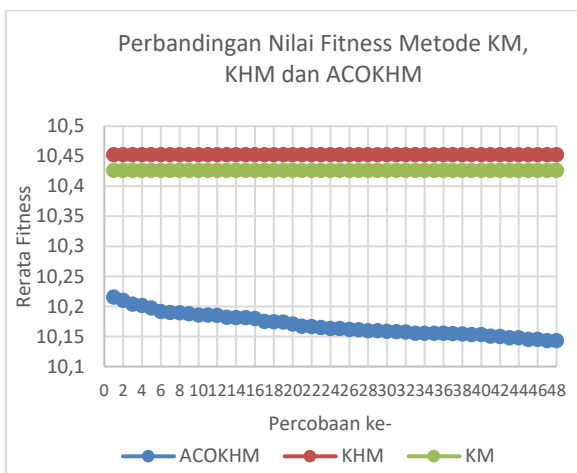
## 6. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengelompokan dengan metode ACOKHM memperoleh nilai parameter optimal yaitu dengan jumlah koloni sebanyak 350, standar deviasi awal bernilai 1, standar deviasi akhir bernilai 0,001, limit sebanyak 15, dan input parameter bernilai 2,5. Dari parameter terbaik tersebut dilakukan pengujian untuk mengetahui performa metode ACOKHM dengan metode pada penelitian terdahulu.

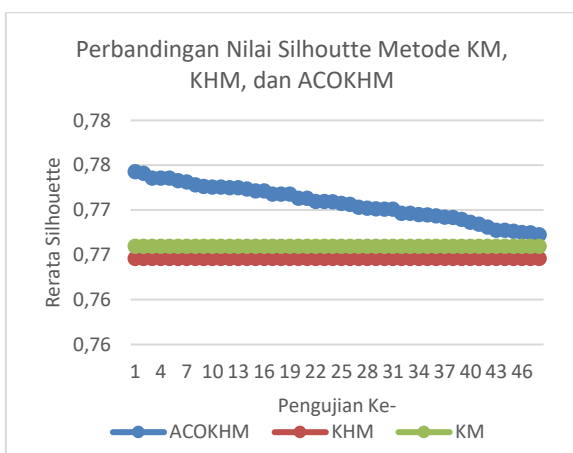
### 6.1 Perbandingan Metode KM, KHM, dan ACOKHM

Hasil pengujian oleh ketiga algoritma tersebut diketahui hasil nilai *fitness* dan nilai kekompakan setiap algoritma sehingga dapat disimpulkan bahwa metode ACOKHM memiliki performa yang lebih baik jika dibandingkan dengan metode KM dan KHM. Nilai *fitness* KHM berhenti dan tidak lebih baik dari 10,4522. Sedangkan nilai *fitness* KM berhenti dan tidak bisa lebih baik dari 10,4262. Namun jika ditambahkan algoritma ACO, maka nilai *fitness*nya berhenti pada angka yang lebih baik

dari kedua algoritma tersebut yaitu mencapai 10,14311. Bahkan nilai *fitness* KM yang terendah pun tidak lebih baik dari nilai *fitness* ACOKHM yang terendah yaitu 10,14311. Sehingga rata – rata nilai *fitness* ACOKHM jauh lebih baik dari metode KM dan KHM yang memiliki hasil rata – rata nilai *fitness* yang mencapai 10,16899.



Gambar 5. Perbandingan Nilai *Fitness* Metode KM, KHM, dan ACOKHM



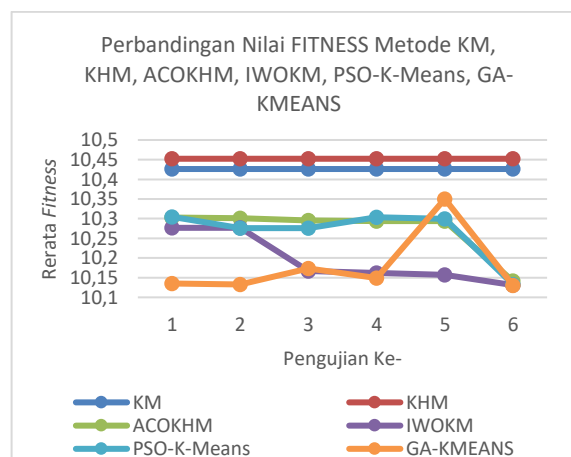
Gambar 6. Perbandingan Nilai *Silhouette* Metode KM, KHM, dan ACOKHM

Hasil perbandingan yang dilakukan berdasarkan pengujian ketiga algoritma dan pada Gambar 6 dapat disimpulkan bahwa metode ACOKHM memiliki performa yang lebih baik jika dibandingkan dengan metode KM dan KHM. Nilai kekompakan kelompok menggunakan *silhouette coefficient* KHM berhenti dan tidak lebih baik dari 0,7646. Sedangkan nilai kekompakan KM berhenti dan tidak bisa lebih baik dari 0,7659. Nilai kekompakan KHM sedikit lebih kecil daripada KM sehingga kurang baik dalam pengelompokan wijen. Namun jika ditambahkan algoritma ACO, maka nilai

kekompakannya berhenti pada angka yang lebih baik dibandingkan kedua algoritma tersebut yaitu mencapai 0,770765. Sehingga rata – rata nilai kekompakan ACOKHM jauh lebih baik dari metode KM dan KHM yang memiliki hasil rata – rata nilai kekompakan yang mencapai 0,770765.

### 6.2 Perbandingan Metode KM, KHM, ACOKHM, IWOKM, PSO-K-Means, dan GA-KMEANS

Hasil perbandingan metode yang dilakukan berdasarkan pengujian 6 algoritma dan pada Gambar 7 dapat disimpulkan bahwa metode ACOKHM memiliki performa yang cukup baik dalam mengelompokkan data wijen. Berdasarkan hasil pengujian nilai *fitness* metode ACOKHM dan metode sebelumnya yaitu menunjukkan bahwa metode ACOKHM lebih baik dari pada metode PSO-K-Means namun tidak lebih baik dari pada metode IWOKM dan GA-Kmeans. Walaupun demikian, metode ACOKHM tetap terbaik dalam mengelompokkan data wijen karena hanya memiliki selisih sangat kecil. Pada metode ACOKHM memiliki rata – rata nilai *fitness* sebesar 10,16899, metode IWOKM memiliki rata – rata nilai *fitness* sebesar 10,1461, metode GA-Kmeans memiliki rata – rata nilai *fitness* sebesar 10,2084, metode PSO-K-Means memiliki rata – rata nilai *fitness* sebesar 10,4136.

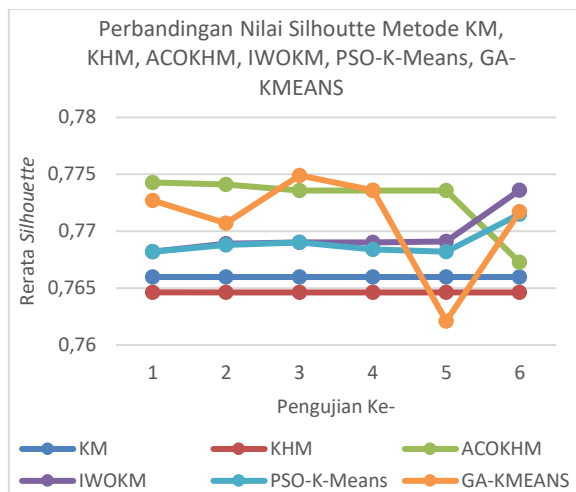


Gambar 7. Perbandingan Nilai *Fitness* Metode KM, KHM, ACOKHM, IWOKM, PSO-K-Means, dan GA-KMEANS

Hasil perbandingan metode yang dilakukan berdasarkan pengujian 6 algoritma dan pada Gambar 6.27 dapat disimpulkan bahwa metode ACOKHM memiliki performa yang cukup baik dalam mengelompokkan data wijen. Berdasarkan hasil pengujian nilai kekompakan



kelompok menggunakan *silhouette coefficient* pada metode ACOKHM dan metode sebelumnya yaitu menunjukkan bahwa metode ACOKHM lebih baik dari pada metode PSO-K-Means dan GA-Kmeans. Hanya memiliki selisih yang sangat kecil dengan metode IWOKM. Pada metode ACOKHM memiliki rata – rata nilai kekompakan sebesar 0,770765, metode IWOKM memiliki rata – rata nilai kekompakan sebesar 0,7714, metode GA-Kmeans memiliki rata – rata nilai kekompakan sebesar 0,7701, metode PSO-K-Means memiliki rata – rata nilai kekompakan sebesar 0,7686.



**Gambar 8.** Perbandingan Nilai Rerata *Silhouette* KM, KHM, ACOKHM, IWOKM, PSO-K-Means dan GA-KMEANS

Perbandingan hasil pengelompokan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji menggunakan metode ACOKHM dengan metode terdahulu dapat dilihat pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Perbandingan hasil pengelompokan dengan penelitian terdahulu

Metode	C1	C2
Kualitatif	54	237
Kuantitatif	60	231
KMeans	60	231
IWOKM	58	233
PSO-K-Means	58	233
GA-KMeans	58	233
KHM	60	231
ACOKHM	58	233

Dilihat dari Gambar 7 dan gambar 8 dapat disimpulkan yaitu

1. Hasil perbandingan metode ACOKHM dengan metode IWOKM, PSO-K-Means dan GA-KMEANS yaitu metode ini memiliki rata - rata nilai *FITNESS* dan nilai

kekompakan kelompok pada posisi ketiga terbaik setelah IWOKM dan GA-KMEANS. Namun perbedaan selisih nilai tersebut tidak begitu signifikan dan tidak cukup jauh sehingga metode ini cukup baik dalam mengelompokkan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji.

2. Pengelompokan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji dengan metode ACOKHM maupun KM, KHM dan metode terdahulu menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda dengan hasil pada penelitian Adikadarsih, sehingga metode ini dapat digunakan sebagai metode alternatif untuk mengelompokkan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji.
3. Pada hasil penelitian ini dapat diketahui bahwa hasil pengelompokan pada penelitian terdahulu menunjukkan hasil pengelompokan yang tidak berbeda jauh dengan penelitian ini.

## 7. KESIMPULAN

Pada penelitian pengelompokan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji menggunakan metode ACOKHM, diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Performa metode ACOKHM diukur menggunakan nilai *fitness* dan nilai *silhouette* sehingga diketahui metode tersebut dapat diterapkan untuk mengelompokkan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang bijinya. Selain itu metode ACOKHM dapat digunakan sebagai metode kuantitatif alternatif lain dalam mengelompokkan biji wijen berdasarkan sifat warna cangkang biji.
2. Hasil pengelompokkan dengan metode ACOKHM sama dengan hasil penelitian sebelumnya yang menggunakan metode IWOKM, PSO-K-Means dan GA-Kmeans yaitu 233 : 58. Nilai parameter optimal metode ACOKHM yaitu dengan jumlah koloni sebanyak 350, standar deviasi awal bernilai 1, standar deviasi akhir bernilai 0,001, limit sebanyak 15, dan input parameter bernilai 2,5. Sedangkan hasil pengelompokan dengan metode pada penelitian Adikadarsih tidak jauh berbeda yaitu 237 : 54 untuk metode kualitatif dan 231 : 60 untuk metode kuantitatif.
3. Berdasarkan hasil pengujian perbandingan metode ACOKHM dengan metode K-Means dan K-Harmonic Means

menunjukkan bahwa metode ACOKHM lebih baik dalam mengelompokkan biji wijen berdasarkan warna cangkang bijinya. Hal ini dibuktikan dengan rata – rata nilai *fitness* pada metode ACOKHM mencapai 10,16899 (semakin kecil nilai *fitness* maka semakin baik) sedangkan pada *K-Means* mencapai 10,4262 dan pada *K-Harmonic Means* mencapai 10,4522. Selain itu juga dibuktikan dengan rata – rata nilai kekompakan kelompok menggunakan nilai *silhouette coefficient* pada metode ACOKHM mencapai 0,770765, sedangkan pada *K-Means* mencapai 0,7659 dan pada *K-Harmonic Means* mencapai 0,7646.

4. Berdasarkan hasil pengujian perbandingan metode ACOKHM dengan metode IWOKM, PSO-*K-Means* dan GA-Kmeans menunjukkan bahwa metode ACOKHM lebih baik dari pada metode PSO-*K-Means* dan GA-Kmeans. Sedangkan perbedaan selisih dengan metode IWOKM sangat kecil yang tidak berpengaruh pada hasil pengelompokan data. Berikut rata – rata nilai *fitness* ACOKHM mencapai 10,16899 dengan nilai kekompakan kelompok mencapai 0,770765. Sedangkan metode IWOKM rata – rata nilai *fitness* mencapai 10,1461 dan nilai kekompakan kelompok mencapai 0,7714. Metode GA-KMeans untuk rata – rata nilai *fitness* sebesar 10,2084 dan nilai kekompakan kelompok sebesar 0,7701. Metode PSO-*K-Means* untuk rata – rata nilai *fitness* hanya mencapai 10,4136 dan nilai kekompakan kelompok hanya mencapai 0,7686.

Berdasarkan hasil penelitian maka menunjukkan bahwa metode ACOKHM terbukti dapat menghasilkan proses pengelompokan yang optimal sehingga metode ini dapat digunakan pada data lain untuk proses pengelompokan data dengan kemungkinan hasil yang lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan metode KM atau KHM saja.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Adikadarsih, S., 2015. *Pewarisan Sifat Warna Cangkang Biji Pada Persilangan Wijen (Sesamum Indicum) Kultivar 'SBR2' x 'SBR3' dan 'SBR3' x Turki 'Det 36'*.
- Astawan, M., 2009. *Sehat dengan Hidangan Kacang dan Biji - Bijian*. Cetakan 1 ed. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Boryczka, U., 2008. Intelligent Information System. *Ant Clustering Algorithm*, pp. 377-386.
- Devi, A. P., 2017. *Pengelompokan Biji Wijen Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji dengan Menggunakan Metode PSO – K-Means*.
- Dolfing, H., 2004. *K-Harmonic Means Clustering Algorithm*.
- Islam, F. e. a., 2016. Sesame. In: S. K. Gupta, ed. *Breeding Oilseed Crops for Sustainable Production*. s.l.:Academic Press, pp. 135 - 144.
- Jiang, H., 2010. *Ant Clustering Algorithm with K-Harmonic Means Clustering*.
- Laurentin, H. a. T. B., 2014. Inheritance of Seed Coat Color in Sesame. Volume 49, p. 290.
- Maulida, H., 2017. *Pengelompokan Biji Wijen Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji dengan Menggunakan Metode PSO – K-Means*.
- Ortega, J. P. e. a., 2009. *Research issues on K-Means Algorithm : An Experimental Trial Using Matlab*.
- Pandey, S. e. a., 2013. *Genetic of Seed Coat Color in sesame (Sesamum Indicum L)*.
- Robbani, I. H., 2017. *Pengelompokan Biji Wijen Berdasarkan Sifat Warna Cangkang Biji dengan Menggunakan Metode IWOKM*.
- Wicaksana, I. M. K. & I. M. W., 2012. *Penerapan Metode Ant Colony Optimization Pada Metode K-Harmonic Means untuk Klasterisasi Data*, Volume 5, p. 61.
- Widiartha, I. M., 2011. *Studi Komparasi Metode Klasterisasi Data K-Means dan K-Harmonic Means*, April.
- Xu, S. e. a., 2010. Hyperspectral Image Clustering Using Ant Colony Optimization (ACO) Improved by K-means Algorithm.
- Yang, F. T. S. Z., 2009. *An Efficient Hybrid Data Clustering Method Based on K-Harmonic Means and Particle Swarm optimization*, p. 9847.
- Zhang, B. H. M. & D. U., 1999. *K-Harmonic Means. A Data Clustering Algorithm*.

Zhang, H. e. a., 2013. *Genetic Analysis and QTL Mapping of Seed Coat Color in Sesame (Sesamum Indicum L.)*.