

# PENGLASIFIKASIAN BUNGA DENGAN MENGGUNAKAN METODE ISOMAP DAN NAIVE BAYES CLASSIFIER

*Rifki Kosasih<sup>1</sup>, Achmad Fahrurozi<sup>2</sup>*

*<sup>1,2</sup>Fakultas Teknologi Industri, Universitas Gunadarma  
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat*

*<sup>1</sup>[rifki\\_kosasih@staff.gunadarma.ac.id](mailto:rifki_kosasih@staff.gunadarma.ac.id)*

*<sup>2</sup>[achmad\\_fahrurozi@staff.gunadarma.ac.id](mailto:achmad_fahrurozi@staff.gunadarma.ac.id)*

## **Abstrak**

*Pada setiap tumbuhan berbunga terdapat bunga yang berfungsi sebagai alat reproduksi seksual. Bunga-bunga tersebut beraneka ragam jenisnya sehingga untuk membedakan bunga-bunga tersebut dibutuhkan pengklasifikasian. Pengklasifikasian biasanya dilakukan dengan menggunakan anatomi pada susunan bunga seperti mahkota. Pada penelitian ini dilakukan pengklasifikasian bunga dengan metode baru menggunakan metode Isomap dan Naive Bayes Classifier yang diaplikasikan pada citra bunga. Dalam penelitian ini digunakan citra-citra yang terdiri dari 4 jenis bunga yaitu mawar, melati, sakura dan edelwais. Tahapan pertama dalam penelitian ini adalah melakukan pengenalan pola citra menggunakan isomap. Isomap dapat memisahkan jenis-jenis bunga tersebut yang dapat dilihat dari berkumpulnya citra-citra yang sejenis di satu tempat. Tahapan selanjutnya adalah melakukan pengklasifikasian dengan Naive bayes Classifier. Hasil klasifikasi dengan menggunakan 2 fitur maupun 3 fitur dari citra pada himpunan training adalah sama dan cukup baik, yaitu memiliki tingkat akurasi sebesar 80%.*

**Kata Kunci:** *Fitur, Klasifikasi Bunga, Metode Isomap, Naïve-Bayes Classifier.*

## **FLOWERS CLASSIFICATION BY USING ISOMAP METHOD AND NAIVE BAYES CLASSIFIER**

## **Abstract**

*In every flowering plant there is a flower which is has function as sexual reproduction tool. The flowers had various kinds so that to distinguish the flowers are required classification. Classification is usually done by using anatomy on the arrangement of flowers such as crowns. In this study, the classification done by new method using the Isomap method and Naive Bayes Classifier applied to the flower images. In this study, we used flowers images that consist 4 types of flowers namely roses, jasmine, sakura and edelwais. The first step in this research is to recognize the pattern of image using isomap. Isomap can separate the types of flowers that can be seen from the gathering of similar images in one place. The next step is to doing the classification using Naïve-Bayes Classifier. The classification results that used 2 features or 3 features of the image in the training set, is the same and good enough, that is has 80% accuracy rate.*

**Keywords:** *Features, Flowers Classification, Isomap Method, Naïve-Bayes Classifier*

## PENDAHULUAN

Dalam mengklasifikasikan bunga dibutuhkan beberapa parameter salah satunya adalah anatomi pada susunan bunga yang disebut dengan morfologi bunga [1]. Klasifikasi bunga yang sering digunakan adalah berdasarkan mahkota bunga dan berdasarkan cabang dan susunan bunga. Pengklasifikasian tersebut dilakukan secara manual dengan melihat langsung bunga yang akan diklasifikasikan. Dalam kasus data yang besar cara tersebut kurang efektif karena membutuhkan waktu yang lama dalam pengklasifikasian. Dalam penelitian ini dilakukan pengklasifikasian bunga yang mengacu pada data berupa citra bunga.

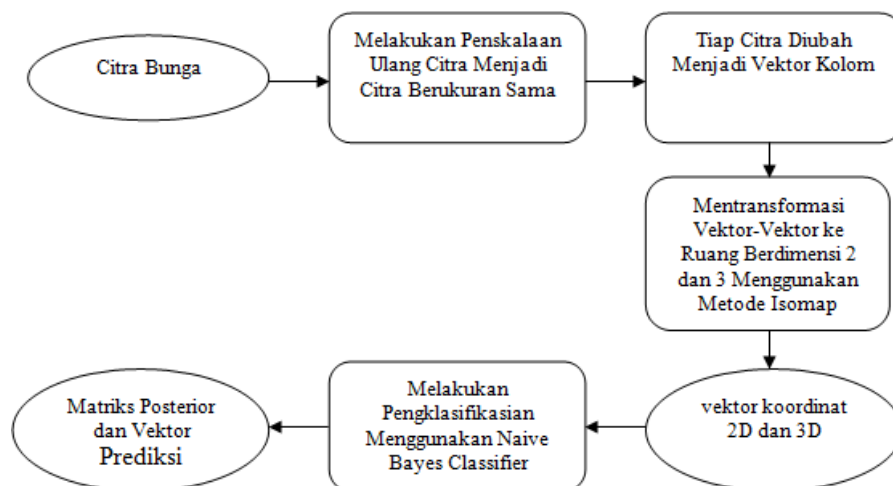
Metode *isomap* pertama kali diperkenalkan oleh Tenenbaum J. B pada tahun 2000. Tenenbaum menggunakan *isomap* untuk melihat pola pergerakan wajah [2]. *Isomap* adalah salah satu metode manifold learning yang digunakan dalam pengenalan pola. Pada tahun 2002, Xu dkk menggunakan *Isomap* untuk mengekstrak fitur, setelah itu menggunakan neural network untuk menghasilkan output berupa parameter transformasi *affine*. Berdasarkan hasil penelitian oleh [3], maka metode *isomap* dapat digunakan sebagai metode untuk mengekstraksi fitur. Fitur-fitur tersebut kemudian dapat digunakan untuk proses

klasifikasi. Salah satu alat untuk klasifikasi adalah Naïve-Bayes classifier. Naïve-Bayes classifier menggunakan perhitungan probabilitas bersyarat untuk melakukan klasifikasi terhadap objek tertentu.

Pada tahun 2009, Kusumadewi menggunakan prinsip Naïve-Bayes untuk melakukan klasifikasi terhadap status gizi [4]. Selanjutnya Fahrurrozi dkk menggunakan Naïve-Bayes untuk mengklasifikasikan kayu berdasarkan kualitasnya [5]. Pada tahun 2014, Kosasih melakukan pengenalan pola dengan menggunakan metode *Isomap* pada berbagai jenis bunga [2], akan tetapi belum melakukan pengklasifikasian bunga. Untuk itu dalam penelitian ini dilakukan pengklasifikasian bunga dengan menggunakan metode Naive Bayes.

## METODE PENELITIAN

Dalam bab ini dijelaskan tahapan pengklasifikasian bunga dengan menggunakan metode *isomap* sebagai ekstraksi fiturnya dan Naïve-Bayes classifier sebagai pengklasifikasinya. Tahapan dalam melakukan klasifikasi tersebut dirangkum dan disajikan pada Gambar 1.



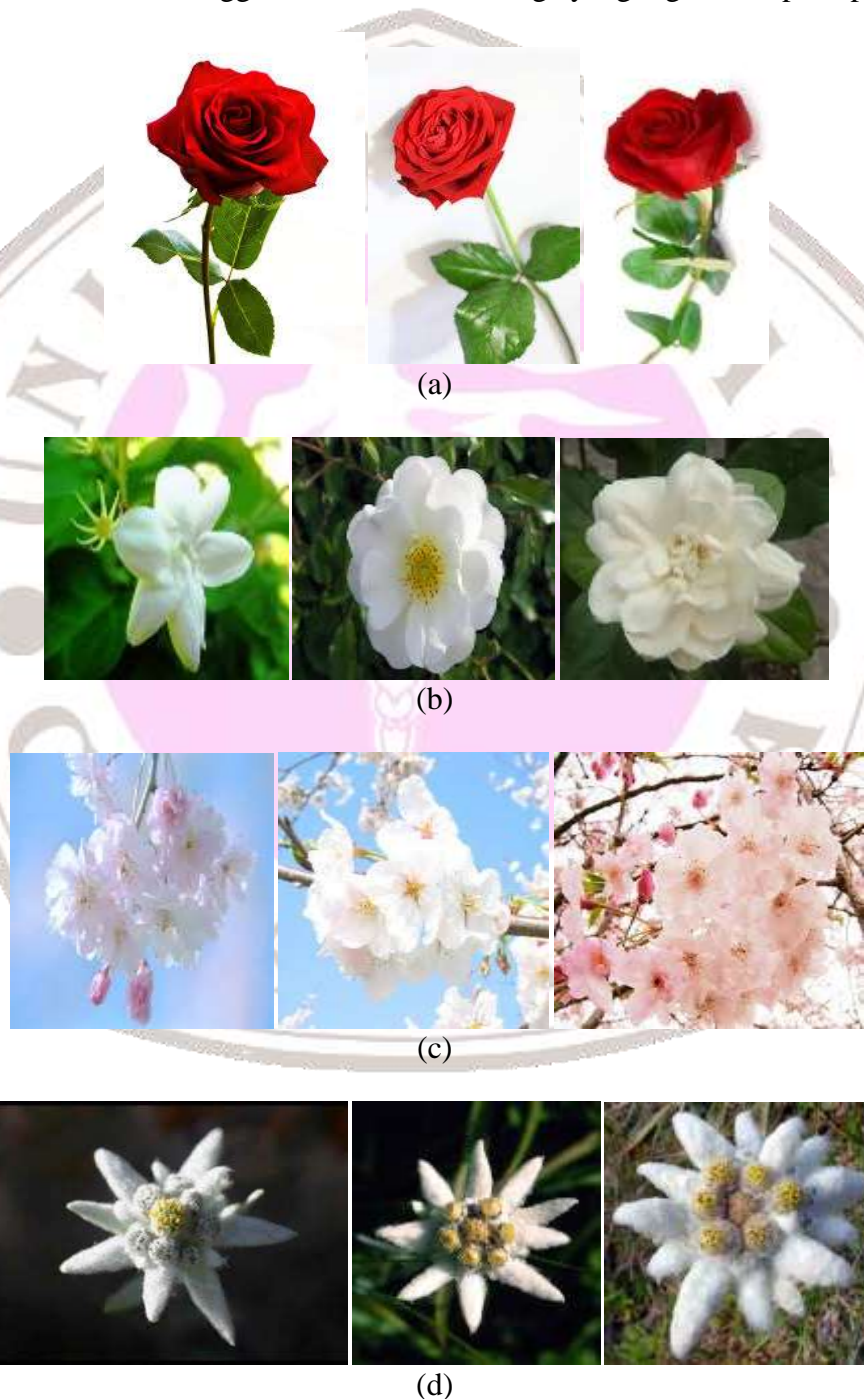
Gambar 1. Tahapan Penelitian Klasifikasi Bunga Berbasis Citra Bunga

## Citra Bunga

Pada penelitian ini digunakan 4 buah jenis bunga yang diwakili citra bunga yang berjumlah 40 sampel, terdiri dari 10 sampel bunga mawar, 10 sampel bunga melati, 10 sampel bunga sakura dan 10 sampel bunga edelwais. Pada tahapan *preprocessing* dilakukan penskalaan ulang pada citra-citra tersebut sedemikian sehingga matriks

representasi dari tiap citra sampel berukuran sama.

Pada tahap selanjutnya tiap citra yang telah berukuran sama itu diubah menjadi vektor-vektor kolom. Setelah itu dilakukan transformasi vektor-vektor kolom ke ruang berdimensi 2 dan 3 dengan menggunakan metode Isomap. Gambar 2 menampilkan contoh citra bunga yang digunakan pada penelitian.



**Gambar 2. Contoh Citra Bunga yang Digunakan**  
(a) Mawar, (b) Melati, (c) Sakura, (d) Edelwais



## Metode Isomap

Metode isomap merupakan pengembangan dari metode *Multidimensional Scaling* (MDS) yang merupakan metode klasik untuk memberikan informasi yang serupa kedalam ruang *euclid* [2]. Berikut ini adalah input, output, dan langkah-langkah dari metode *isomap*:

Input :  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  dengan  $x_i$  adalah vektor-vektor kolom ke  $i$

1. Menkonstruksi graf *neighborhood* dengan menghitung matriks *euclidian distance*  $D_x \in R^{n \times n}$  dimana  $D_x(i, j)$  adalah *euclidian distance* antara  $x_i$  dan  $x_j$ .

Kemudian tentukan himpunan dari neighbors untuk tiap titik dengan *k-nearest neighbors* [6] atau dengan menggunakan radius  $\epsilon$ . Antara titik  $x_i$  dengan tiap titik tetangga  $x_j$  dibuat  $e(i, j)$  yang merupakan *edge* dengan bobot jarak *euclid* antara 2 titik. Sehingga terbentuk *weighted undirected neighborhood graph*  $G=(V, E)$ , dimana  $V$  berkorespondensi dengan titik  $x_i$ .

2. Mengestimasi jarak geodesi berdasarkan pada jalur terpendek antara titik  $x_i$  dan  $x_j$  yang berada pada graf  $G$  yang dapat dinyatakan dalam bentuk matriks  $D_G \in R^{n \times n}$ .

3. *Mengembed* ke dimensi yang lebih rendah dengan mengubah matriks  $D_G$  menjadi matriks  $B_G$  dengan rumus berikut:

$$B_G = - \left( I - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T \right) D_G^2 \left( I - \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T \right) / 2$$

dimana:

$I \in R^{n \times n}$  adalah matriks identitas

$\mathbf{1} \in R^{n \times 1}$  adalah vektor yang semua anggotanya adalah 1

$D_G^2$  adalah matriks yang setiap anggotanya adalah kuadrat dari  $D_G$

Output dari isomap adalah  $Y$ .  $Y$  didapat dari eigen dekomposisi yaitu:

$$Y = [\sqrt{\lambda_1} v_1 \quad \sqrt{\lambda_2} v_2 \quad \dots \quad \sqrt{\lambda_m} v_m]^T$$

dengan  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$  adalah  $m$ -nilai eigen tertinggi yang berkorespondensi dengan vektor eigen  $v_1, v_2, \dots, v_m$ .

## Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes *classifier* adalah suatu pengklasifikasi yang menggunakan prinsip probabilitas bersyarat pada bidang statistic, yaitu prinsip Naïve-Bayes, untuk menghitung probabilitas bahwa suatu kejadian/objek masuk ke dalam salah satu dari beberapa kelas atau kategori yang tersedia/diberikan. Dalam menghitung probabilitas bersyarat, hal yang diperlukan oleh Naïve-Bayes classifier adalah fitur dari kejadian/objek yang ingin diamati. Fitur-fitur tersebut lah yang dijadikan “pertimbangan” dalam menentukan probabilitas bersyarat dari suatu kejadian/objek masuk ke dalam tiap kelas yang tersedia.

Prinsip perhitungan probabilitas tersebut dapat dijelaskan secara ringkas pada contoh berikut: Misal terdapat tiga buah kelas tersedia, yaitu  $K_1$ ,  $K_2$  dan  $K_3$ , dengan  $n$  buah fitur  $f_1, f_2, \dots, f_n$ . Jika diberikan suatu kejadian/objek  $x$ , maka perhitungan probabilitas  $x$  untuk masuk ke tiga buah kelas yang tersedia masing-masing adalah sebagai berikut:

$$Pr(K_1|x) = Pr(K_1|f_1) * Pr(K_1|f_2) * \dots * Pr(K_1|f_n)$$

$$Pr(K_2|x) = Pr(K_2|f_1) * Pr(K_2|f_2) * \dots * Pr(K_2|f_n)$$

$$Pr(K_3|x) = Pr(K_3|f_1) * Pr(K_3|f_2) * \dots * Pr(K_3|f_n)$$

Probabilitas bersyarat dari ruas kanan pada persamaan di atas dihitung dengan menggunakan rumus fungsi kepadatan probabilitas/*probability density function* (pdf) untuk himpunan data yang dimiliki pada tiap kelas. Distribusi dari suatu himpunan data dapat dianalisa ataupun diestimasi. Distribusi dari suatu data, misal himpunan data  $D$ , erat kaitannya dengan fungsi kepadatan

probabilitas (disingkat pdf), yaitu suatu fungsi yang menyatakan kepadatan probabilitas bahwa suatu data anggota himpunan  $D$  tersebut memenuhi kondisi tertentu. Distribusi yang biasa digunakan adalah distribusi Normal.

Syarat yang diperlukan untuk menerapkan prinsip Naïve-Bayes adalah bahwa fitur-fitur yang digunakan saling independen satu sama lain. Pada praktiknya dan berdasarkan pengalaman eksperimen, walaupun syarat independensi antar fitur yang digunakan tidak terpenuhi, namun Naïve-Bayes *classifier* tetap dapat bekerja dengan baik. Adapun keluaran dari Naïve-Bayes *classifier* adalah:

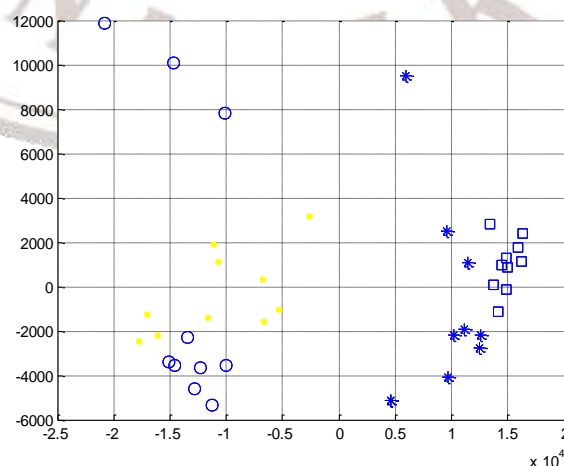
1. matriks posterior, yaitu matriks yang entri-entrinya menyatakan probabilitas tiap anggota test set masuk ke tiap kelas yang tersedia.
2. Vektor prediksi, yaitu vektor yang komponennya menyatakan prediksi kelas untuk tiap anggota test set. Komponen dari vektor ini mengacu pada matriks posterior, yaitu suatu kelas dengan probabilitas tertinggi pada tiap baris matriks posterior.

Dalam melakukan klasifikasi dengan menggunakan Naïve-Bayes *classifier*, diperlukan dua himpunan utama, yaitu himpunan training dan

himpunan test. Himpunan training digunakan untuk melatih *classifier* agar dapat mengidentifikasi objek serupa yang ingin diklasifikasi, sedangkan himpunan test digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dan ketepatan dari *classifier* dalam mengklasifikasikan objek yang ingin diamati. Pada penelitian ini, pembagian untuk himpunan training dan himpunan test dilakukan dengan membagi rata citra sampel bunga yang dimiliki dari masing-masing jenis bunga, dimana masing-masing jenis terdiri dari 10 citra. Dengan demikian, himpunan training berisi 20 citra bunga, dimana masing-masing jenis bunga diwakili oleh 5 citra bunga. Hal yang sama berlaku untuk himpunan test, dimana 20 citra sampel adalah sisa citra yang tidak terambil dalam himpunan training.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

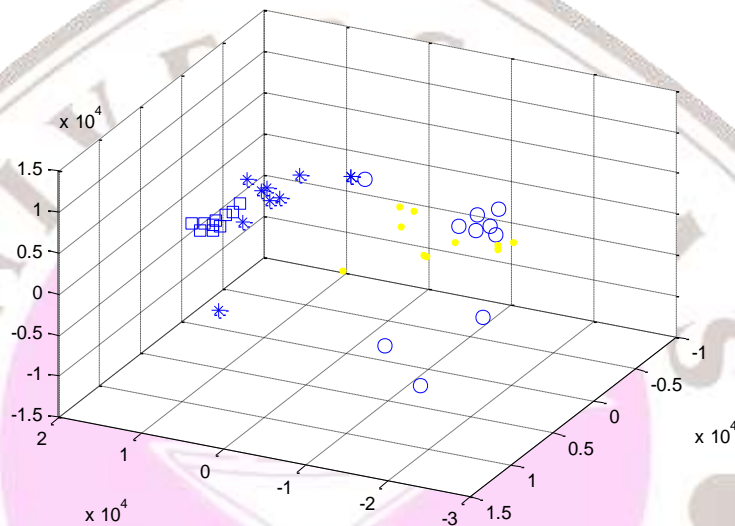
Pengenalan pola pada 4 jenis citra bunga dilakukan dengan menggunakan metode Isomap. Dalam penelitian ini hasil pengenalan pola menggunakan metode isomap adalah vektor-vektor di ruang berdimensi 2 dan ruang berdimensi 3. Jika komponen dari vektor-vektor tersebut dipandang sebagai suatu koordinat, maka hasil pemetaannya disajikan pada Gambar 3 dan Gambar 4.



**Gambar 3. Hasil Pemetaan Oleh Metode Isomap Ke Ruang Berdimensi Dua Terhadap Tiap Citra Sampel Bunga (Kotak: Mawar, Lingkaran: Melati, Bintang: Sakura, Dan Titik: Edelwais).**

Pada Gambar 3, dapat dilihat bahwa kelompok citra bunga mawar (kotak) cenderung berkumpul pada satu area dengan jarak saling berdekatan. Hal ini menandakan bahwa antar citra sampel bunga (kotak) memiliki kemiripan satu sama lain. Dengan demikian, klasifikasi terhadap citra bunga mawar (kotak) kemungkinan akan lebih akurat, dimana hasil uji klasifikasinya akan disajikan

pada pembahasan selanjutnya. Sementara, kelompok citra bunga lainnya cenderung menyebar dengan beberapa diantaranya memiliki jarak yang cukup jauh dibanding kelompoknya. Dalam hal ini, kelompok yang memiliki penyebaran paling “acak” adalah kelompok citra bunga melati (lingkaran), dimana terdapat 3 buah objek yang terlihat “terpisah” dari kelompok besarnya.



**Gambar 4. Hasil Pemetaan Oleh Metode Isomap Ke Ruang Berdimensi Tiga Terhadap Tiap Citra Sampel Bunga (Kotak: Mawar, Lingkaran: Melati, Bintang: Sakura, Dan Titik: Edelwais).**

Jika dibandingkan dengan Gambar 3, dalam Gambar 4 merupakan representasi posisi tiap citra sampel dalam ruang dengan dimensi lebih tinggi. Secara umum, dalam hal penyebaran sampel, interpretasi yang diperoleh dari Gambar 4 tidak terlalu berbeda dengan interpretasi yang diperoleh dari Gambar 3. Kelompok citra bunga mawar (kotak) masih cenderung mengelompok dengan baik, sementara kelompok citra bunga melati (lingkaran) dan bunga sakura (bintang) memiliki beberapa anggota yang menjauh dari kelompok dominannya. Untuk melihat perbandingan antara pemetaan oleh metode Isomap ke ruang berdimensi dua dan tiga secara lebih jelas, maka dilakukan klasifikasi citra sampel

menggunakan Naïve-Bayes classifier.

Berdasarkan pembahasan pada bab sebelumnya, maka jumlah anggota himpunan test yang akan diklasifikasi menggunakan Naïve-Bayes classifier adalah 20 citra yang terdiri dari 5 citra yang berasal dari 4 jenis bunga yang diamati. Matriks posterior dan vektor prediksi dari hasil klasifikasi menggunakan Naïve-Bayes classifier dan metode isomap dimensi dua dan tiga berturut-turut dirangkum pada Tabel 1 dan Tabel 2. Pada implementasi Naïve-Bayes classifier, masing-masing jenis bunga diberi kode ED untuk Edelwais, MT untuk Melati, MW untuk Mawar, dan SK untuk Sakura.



**Tabel 1. Matriks Posterior Dan Vector Prediksi Dari Hasil Klasifikasi Pada Representasi Dua Dimensi Citra Sampel Oleh Metode Isomap**

Himpunan test	Matriks posterior				Vektor prediksi
	ED	MT	MW	SK	
MW	2.91E-08	4.62E-13	0.992301	0.007699	MW
MW	2.8E-08	8.4E-13	0.959815	0.040185	MW
MW	1.69E-06	3.21E-10	0.518278	0.48172	MW
MW	3.18E-08	7.05E-13	0.990754	0.009246	MW
MW	2.02E-06	3.17E-11	0.699621	0.300377	MW
MT	0.677645	0.322353	1E-134	1.65E-06	ED
MT	0.215129	0.784871	6.9E-168	2.57E-08	MT
MT	0.385078	0.614922	7.4E-192	2.65E-10	MT
MT	0.700121	0.299879	1.2E-168	3.28E-09	ED
MT	0.504173	0.495826	7.3E-159	4.58E-08	ED
SK	6.31E-09	0.00046	3.84E-41	0.99954	SK
SK	2.34E-05	1.9E-08	1.73E-13	0.999977	SK
SK	9.21E-06	6.29E-10	6.08E-05	0.99993	SK
SK	8.31E-05	1.04E-08	2.61E-07	0.999917	SK
SK	1.26E-05	5.64E-10	0.001736	0.998251	SK
ED	0.803482	0.196518	2.2E-136	1.49E-07	ED
ED	0.419084	0.580916	2E-223	1.44E-12	MT
ED	0.584724	0.415276	8.4E-212	3.89E-12	ED
ED	0.814701	0.136685	2.28E-64	0.048614	ED
ED	0.839894	0.160106	6.7E-148	3.85E-08	ED

**Tabel 2. Matriks Posterior Dan Vector Prediksi Dari Hasil Klasifikasi Pada Representasi Tiga Dimensi Citra Sampel Oleh Metode Isomap**

Himpunan test	Matriks posterior				Vektor prediksi
	ED	MT	MW	SK	
MW	1.75E-09	2.42E-14	0.999173	0.000827	MW
MW	9.2E-09	1.24E-13	0.985098	0.014902	MW
MW	8.27E-07	6.9E-11	0.737905	0.262095	MW
MW	1.34E-09	3.48E-14	0.999145	0.000855	MW
MW	1.1E-06	7.07E-12	0.82622	0.173779	MW
MT	0.849861	0.150137	1.9E-134	2.06E-06	ED
MT	0.334928	0.665072	6.4E-167	5.15E-08	MT
MT	0.767471	0.232529	2.4E-206	3.85E-10	ED
MT	0.934973	0.065027	9E-172	2.53E-09	ED
MT	0.881988	0.118011	1.2E-164	4.21E-08	ED
SK	1.06E-10	0.000954	2.03E-44	0.999046	SK
SK	4.42E-05	4.82E-09	6.84E-21	0.999956	SK
SK	1.5E-05	1.84E-10	3.34E-07	0.999985	SK
SK	0.000123	3.23E-09	9.04E-09	0.999877	SK
SK	2.08E-05	1.64E-10	7.18E-06	0.999972	SK
ED	0.928051	0.071949	1.5E-136	1.53E-07	ED
ED	0.750303	0.249697	3.2E-224	1.91E-12	ED
ED	0.84372	0.15628	2.1E-212	4.39E-12	ED
ED	0.530445	0.317769	3.72E-63	0.151786	ED
ED	0.940933	0.059067	5.7E-148	3.95E-08	ED

Dari Tabel 1 dan Tabel 2, dapat dilihat bahwa matriks posterior menyajikan probabilitas tiap citra sampel dalam himpunan test masuk ke dalam tiap kelas/kelompok yang diamati, yaitu kelas ED, MT, MW, dan SK. Sebagai contoh, pada baris pertama dalam Tabel

2, dapat dilihat bahwa probabilitas objek pada baris tersebut, yang sebenarnya adalah citra bunga Mawar, masuk ke dalam kelas ED dan MT adalah sangat kecil, yaitu berturut-turut adalah 2.91E-08 dan 4.62E-13. Begitu juga probabilitas objek tersebut masuk ke

dalam kelas SK hanya 0.007699. Sementara, probabilitas objek tersebut masuk ke dalam kelas MW adalah 0.992301. Hal tersebut menandakan bahwa peluang untuk objek tersebut diklasifikasikan sebagai bunga Edelwais, Melati, maupun Sakura sangatlah kecil, sedangkan peluangnya untuk diklasifikasikan sebagai bunga Mawar adalah sangat besar. Kolom vector prediksi menyajikan hasil prediksi tiap objek dalam himpunan test, dengan cara mengambil probabilitas terbesar pada tiap baris dalam matriks posterior.

Jika dilihat tingkat akurasi, maka hasil klasifikasi dengan menggunakan 2 fitur maupun 3 fitur (berturut-turut pada Tabel 1 dan Tabel 2) dari citra pada himpunan training adalah sama dan cukup baik, yaitu sebesar 80%, dengan kelompok citra yang paling sering salah diklasifikasi adalah kelompok citra bunga Melati. Hasil klasifikasi dengan menggunakan 3 buah fitur memberikan akurasi yang lebih baik pada kelompok citra bunga Sakura jika dibanding dengan hanya menggunakan 2 buah fitur, namun tingkat akurasi pada kelompok bunga Melati mengalami penurunan. Dari kedua tabel tersebut, dapat dilihat juga bahwa citra bunga Melati seringkali salah dikenali sebagai citra bunga Edelwais, dan kadang sebaliknya.

## SIMPULAN DAN SARAN

Dalam bidang biologi, pengklasifikasian bunga sangat penting untuk mengetahui beragam jenis bunga. Pengklasifikasian bunga dilakukan dengan menggunakan anatomi pada susunan bunga seperti mahkota. Pada penelitian ini dilakukan pengklasifikasian bunga dengan metode baru menggunakan metode Isomap dan Naive Bayes Classifier pada citra bunga. Dalam penelitian ini digunakan citra-citra yang terdiri dari 4 jenis bunga yaitu mawar,

melati, sakura dan edelwais. Citra-citra bunga tersebut harus berukuran sama, sehingga dilakukan penskalaan ulang agar ukuran citra menjadi sama. Setelah itu citra tersebut diubah menjadi vektor-vektor.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan pengenalan pola citra menggunakan metode isomap. Isomap mentransformasikan vektor-vektor berdimensi  $n$  ke ruang berdimensi 2 dan 3. Dari hasil penelitian diperoleh bahwa Isomap dapat memisahkan jenis-jenis bunga tersebut yang dapat dilihat dari berkumpulnya citra-citra yang sejenis di satu tempat. Tahapan selanjutnya adalah melakukan pengklasifikasian dengan Naive Bayes Classifier. Dari hasil klasifikasi dengan menggunakan 2 fitur maupun 3 fitur (Tabel 1 dan Tabel 2) dari citra pada himpunan training adalah sama dan cukup baik, yaitu sebesar 80%.

Untuk penelitian selanjutnya, dapat digunakan representasi dimensi yang lebih tinggi menggunakan metode Isomap. Selain itu, dapat juga dilakukan penambahan jumlah sampel uji dan peningkatan jumlah fitur yang diambil untuk klasifikasi menggunakan Naive-Bayes. Tidak menutup kemungkinan juga untuk melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi dengan menggunakan metode lain.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] [Kosasih, 2014] Kosasih, R. 2014. *Pengenalan Pola Citra Jenis Bunga dengan Menggunakan Isomap*. Prosiding Seminal Ilmiah Ilmu Komputer IPB, pp. 34 – 38.
- [2] [Tenenbaum, et al, 2000] Tenenbaum, J.B., Silva, D.V., dan Langford, J.C. 2000. “A Global Geometric Framework For Nonlinear Dimensionality Reduction”. *Science*, Vol. 290 (5500), pp. 2319 – 2323.
- [3] [Xu dan Guo, 2006] Xua, A. Dan Guo, P. 2006. *Isomap and Neural*



- Networks Based Image Registration Scheme*. Proceedings of the Third International Conference on Advance in Neural Networks, pp. 486 – 491.
- [4] [Kusumadewi, 2009] Kusumadewi, S. 2009. “Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naïve Bayesian Classification”. *CommIT*, Vol. 3, No. 1, pp. 6 – 11.
- [5] [Fahrurozi, 2016] Fahrurozi, A. 2016. “Wood Classification Based on Edge Detections and Texture Features Selection”. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, Vol. 6, No. 5, pp. 2167 – 2175.
- [6] [Han dan Kamber, 2006] Han, J. dan Kamber, M. 2006. *Data Mining: Concept and Techniques*. New York: Morgan Kaufmann Publisher.

