

PENGENALAN KADAR TOTAL PADAT TERLARUT PADA BUAH BELIMBING MANIS BERDASAR CITRA RED-GREEN-BLUE DENGAN ANALISIS KOMPONEN UTAMA SEBAGAI EKSTRAKSI CIRI DAN JARAK EUCLIDEAN SEBAGAI PENGENAL POLA

Agus Buono¹ dan Irmansyah²

¹Departemen Ilmu Komputer, FMIPA, IPB, Kampus IPB Darmaga, Jawa Barat, Indonesia
pudesha@yahoo.co.id

²Departemen Fisika, FMIPA, IPB, Kampus IPB Darmaga, Jawa Barat, Indonesia
nnykusumo@yahoo.com

Abstrak

Pada *paper* ini, dilakukan pemilihan *feature* dari citra RGB (*Red-Green-Blue*) untuk memprediksi tingkat kemanisan buah belimbing yang dicirikan dengan kandungan TPT (Total Padat Terlarut). Dari *feature* terpilih, dilakukan transformasi komponen utama satu dimensi (1D-PCA) dan dua dimensi (2D-PCA) untuk mereduksi dimensi citra. Kemudian dilanjutkan dengan proses pengenalan tingkat kemanisan yang dalam *paper* ini dikelompokkan menjadi tiga, yaitu manis, sedang, dan asam. Nilai batas tiap kelompok didasarkan pada bentuk histogram nilai TPT. Dari 300 citra buah belimbing diperoleh hasil bahwa secara akurasi, teknik 1D-PCA maupun 2D-PCA memberikan hasil yang relatif sama. Namun dari segi kecepatan, 2D-PCA jauh lebih cepat dibanding 1D-PCA, khususnya pada bagian pembentukan sumbu. Model hubungan tingkat kemanisan sebagai fungsi dari nilai RGB memberikan tingkat determinasi terbesarnya 69.9%. Percobaan menunjukkan bahwa 1D-PCA maupun 2D-PCA mampu menerangkan sekitar 95% model hubungan tersebut yang dikembangkan pada ruang asal. Teknik PCA digabungkan dengan jarak Euclidean untuk pengenalan mampu mengenali buah kelompok manis dengan akurasi 100%. Sedangkan untuk kelompok asam dan sedang teknik yang dilakukan gagal melakukan pengenalan dengan baik.

Kata kunci : Analisis komponen utama 1 dimensi dan 2 dimensi, belimbing manis, total padat terlarut (TPT), jarak Euclidean.

1. Pendahuluan

Belimbing manis (*Averrhoa carambola L*) termasuk 1 dari 60 komoditas tanaman buah-buahan binaan Direktorat Jenderal Hortikultura Departemen Pertanian RI [1]. Dalam ilmu taksonomi, belimbing manis termasuk dalam divisi Spermatophyta, subdivisi Angiospermae, kelas Dicotyledonae, bangsa Geriales, dan suku Oxalidaceae. Buah yang di pasaran dikenal dengan nama *starfruit* dan terdapat di banyak daerah di Indonesia ini mempunyai khasiat sebagai obat batuk, dan obat tekanan darah tinggi [2]. Panjang buah berkisar dari 4 hingga 13 cm dengan warna hijau untuk buah muda dan kuning kehijauan untuk yang sudah tua.

Guna menjamin mutu dan meningkatkan daya saing produk, dilakukan penggolongan mutu terhadap belimbing manis. Sesuai dengan [3], dikenal 3 kelas mutu untuk belimbing manis, yakni: (1) kelas super, (2) kelas A, dan (3) kelas B. Hal ini penting agar produk yang dihasilkan dapat diterima konsumen sesuai segmennya. Oleh karena itu, salah



Gambar 1. Buah Belimbing Umur : (a) 40 Hari dengan (b) 70 Hari

satu penanganan pascapanen adalah melakukan sortasi buah sesuai mutu yang diinginkan. Sortasi secara konvensional, memakan waktu lama serta rentan menyebabkan kecacatan kepada buah. Sebagai contoh misalnya sortasi sesuai tingkat manisnya. Pada kasus ini untuk mengetahui tingkat kemanisan buah dilakukan dengan melakukan pemeriksaan laboratorium kandungan Total Padat Terlarutnya (TPT). Analisis laboratorium ini akan menyebabkan buah yang diperiksa akan rusak. Oleh karena itu diperlukan teknik yang mampu memprediksi kemanisan buah belimbing tanpa merusaknya.

Beberapa teknik pemrosesan citra telah

diterapkan untuk melakukan pemutuan terhadap buah. Zaki 2009 [4] melakukan pemutuan buah belimbing manis dengan *probabilistic neural networks* (PNN) dengan hasil klasifikasi sekitar 90.86%. Dengan JST *multi-layer perceptron*, Abdullah et al. (2005) [5] telah mengembangkan sistem sortasi buah belimbing dengan akurasi 90,5%. Teknik yang digunakan adalah dengan mengekstrak citra RGB (Red-Green-Blue) buah belimbing menjadi beberapa nilai ciri, seperti jumlah R, jumlah G, jumlah B, selisih R dengan G, R/G, ataupun nilai HSI-nya. Untuk satu buah, nilai ciri tersebut diperoleh dengan merata-ratakan atau menjumlahkan semua piksel yang ada, dan berdasar nilai inilah dilakukan pengenalan. Jadi dari teknik yang ada, proses pengenalan tidak berdasarkan semua piksel tetapi berdasarkan besaran yang merupakan rata-rata atau jumlah dari semua piksel. Hal ini akan menyebabkan hilangnya distribusi spasial nilai ciri sehingga pada akhirnya tingkat akurasi sistem rendah. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan proses pengenalan mutu buah berdasar tingkat kemanisan dengan menggunakan informasi dari nilai setiap piksel. Untuk itu dilakukan proses reduksi dimensi yang tetap mempertahankan informasi spasial maupun intensitasnya dari buah belimbing. Penelitian akan melakukan pembandingan dua teknik reduksi dimensi, yaitu analisis komponen utama satu dimensi (1D-PCA) dengan dua dimensi (2D-PCA).

Selanjutnya, *paper* ini disajikan dengan susunan sebagai berikut: Bagian 2 mengenai teknik reduksi dimensi yang terdiri dari 1D-PCA, 2D-PCA, dan proses pengenalan dengan jarak Euclidean. Deskripsi mengenai data buah belimbing yang digunakan dalam percobaan ini disajikan pada bagian 3. Bagian 4 akan menyajikan rancangan percobaan, data yang digunakan serta hasilnya. Akhirnya, kesimpulan serta saran untuk penelitian selanjutnya disajikan pada Bagian 5.

2. Reduksi Dimensi dengan Ruang Eigen

Prinsip dasar dari reduksi dimensi dengan ruang eigen adalah mentransformasi titik-titik pada ruang asal ke ruang baru yang dibentuk oleh sumbu-sumbu yang merupakan vektor eigen (ciri) dari matriks koragam sumbu-sumbu pembangkit ruang asal. Teknik ini dikenal dengan analisis komponen utama.

Analisis komponen utama merupakan salah satu analisis peubah ganda yang bertujuan untuk mereduksi dimensi data tanpa harus kehilangan informasi yang berarti. Peubah hasil transformasi ini merupakan kombinasi linear dari peubah asli, tidak berkorelasi antar sesama, serta tertata berdasar

informasi yang dikandungnya.

Hal yang mendasari analisis komponen utama ini adalah bahwa dari suatu obyek, diamati p peubah. Kemungkinan yang menjadi masalah adalah ukuran p mungkin sangat besar, seperti pada proses pengenalan wajah. Untuk citra wajah yang berukuran 50x40 piksel akan menghasilkan vektor amatan dengan dimensi 50x40=2000. Jika algoritma pengenalan harus memproses vektor yang berdimensi 2000 ini, kinerja akan turun. Oleh karena itu, perlu dilakukan transformasi ruang vektor dari dimensi 2000 (dimensi p) menjadi ruang lain yang berdimensi lebih rendah, namun informasi yang dikandung dari ruang baru masih menyimpan informasi dari ruang asli dengan baik.

2.1. Analisis Komponen Utama Satu Dimensi

Andaikan peubah asli adalah vektor \mathbf{x} yang berdimensi p :

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T, \quad (1)$$

maka peubah hasil transformasi adalah \mathbf{y} yang berdimensi q :

$$\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_q), \quad (2)$$

dengan $q < p$. Dalam hal ini y_i dirumuskan sebagai :

$$\begin{aligned} y_1 &= a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1p}x_p = \mathbf{a}_1^T \mathbf{x} \\ y_2 &= a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2p}x_p = \mathbf{a}_2^T \mathbf{x} \\ \dots & \dots \\ y_q &= a_{q1}x_1 + a_{q2}x_2 + \dots + a_{qp}x_p = \mathbf{a}_q^T \mathbf{x} \end{aligned} \quad (3)$$

Kalau matriks koragam (*covariance matrix*) dari vektor \mathbf{x} adalah Σ , maka ragam (*variance*) y_i dirumuskan sebagai :

$$\text{ragam}(y_i) = \sigma_{y_i}^2 = \mathbf{a}_i^T \Sigma \mathbf{a}_i \quad (4)$$

Dari penjabaran di atas terlihat bahwa permasalahan transformasi adalah bagaimana memilih koefisien dari kombinasi linear tersebut sehingga :

$$\text{informasi } y_1 > \text{informasi } y_2 > \dots > \text{informasi } y_q \quad (5)$$

dengan kata lain :

$$\text{ragam}(y_1) > \text{ragam}(y_2) > \dots > \text{ragam}(y_q) \quad (6)$$

Dari sudut pandang geometrik, unsur-unsur dalam vektor \mathbf{a}_i merupakan komponen-komponen penyusun sumbu koordinat. Oleh karenanya dapat dipilih vektor \mathbf{a}_i yang mempunyai panjang satu dan saling ortogonal (sumbu yang ortonormal). Dengan demikian permasalahan ini menjadi masalah optimisasi dengan fungsi tujuan memaksimumkan ragam (y_i) dengan kendala $\mathbf{a}_i^T \mathbf{a}_i = 1$ dan $\text{cov}(\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j) = 0$ untuk $i \neq j$.

Penentuan \mathbf{a}_1

Masalah optimisasi :

$$\text{Maksimumkan : ragam}(y_1) = \mathbf{a}_1^T \Sigma \mathbf{a}_1$$

$$\text{Kendala : } \mathbf{a}_1^T \mathbf{a}_1 = 1$$

Melalui pengganda *Lagrange*, fungsi yang dimaksimumkan adalah :

$$f(\mathbf{a}_1) = \mathbf{a}_1^T \Sigma \mathbf{a}_1 - \lambda (\mathbf{a}_1^T \mathbf{a}_1 - 1) \quad (7)$$

Optimasi dilakukan dengan cara menurunkan fungsi f terhadap peubah-peubah yang dicari, dan diperoleh:

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{a}_1} = 2\Sigma \mathbf{a}_1 - 2\lambda \mathbf{a}_1 = 0 \Leftrightarrow (\Sigma \mathbf{a}_1 - \lambda \mathbf{a}_1) = 0 \quad (8)$$

Ini berarti \mathbf{a}_1 adalah vektor eigen dari matriks Σ dengan nilai eigen λ . Berdasar hasil di atas, maka :

$$(\Sigma \mathbf{a}_1 - \lambda \mathbf{a}_1) = 0 \Leftrightarrow \Sigma \mathbf{a}_1 = \lambda \mathbf{a}_1 \Leftrightarrow$$

$$\mathbf{a}_1^T \Sigma \mathbf{a}_1 = \mathbf{a}_1^T \lambda \mathbf{a}_1 = \mathbf{a}_1^T \mathbf{a}_1 \lambda = 1\lambda = \lambda$$

Ini berarti ragam (y_1) adalah λ yang merupakan nilai eigen matriks Σ . Karena diinginkan peubah hasil transformasi tertata berdasar 'pentingnya', vektor \mathbf{a}_1 adalah vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar pertama.

Penentuan \mathbf{a}_2

Masalah optimisasi:

$$\text{maksimumkan : ragam}(y_2) = \mathbf{a}_2^T \Sigma \mathbf{a}_2$$

$$\text{kendala : } \mathbf{a}_2^T \mathbf{a}_2 = 1 \text{ dan } \mathbf{a}_1^T \mathbf{a}_2 = 0$$

Melalui pengganda *lagrange*, fungsi yang dimaksimumkan adalah :

$$f(\mathbf{a}_1) = \mathbf{a}_2^T \Sigma \mathbf{a}_2 - \lambda_2 (\mathbf{a}_2^T \mathbf{a}_2 - 1) - \delta (\mathbf{a}_1^T \mathbf{a}_2) \quad (10)$$

Setelah didiferensialkan, diperoleh :

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{a}_2} = 2\Sigma \mathbf{a}_2 - 2\lambda_2 \mathbf{a}_2 - \delta \mathbf{a}_1 = 0 \quad (11)$$

Dengan mengalikan \mathbf{a}_2^T pada ruas kiri dan kanan diperoleh :

$$2\mathbf{a}_2^T \Sigma \mathbf{a}_2 - 2\lambda_2 \mathbf{a}_2^T \mathbf{a}_2 - \delta \mathbf{a}_2^T \mathbf{a}_1 = 0 \Leftrightarrow \mathbf{a}_2^T \Sigma \mathbf{a}_2 = \lambda_2 \quad (12)$$

Oleh karena itu $\Sigma \mathbf{a}_2 = \lambda_2 \mathbf{a}_2$ yang berarti bahwa vektor \mathbf{a}_2 merupakan vektor eigen dari Σ yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar kedua, λ_2 .

Penentuan \mathbf{a}_i

Analog cara di atas, vektor \mathbf{a}_i merupakan vektor eigen dari matriks Σ yang bersesuaian dengan nilai eigen terbesar ke i , λ_i . Atau dengan kata lain berlaku [6]:

$$\Lambda = \mathbf{R}^T \Sigma \mathbf{R} \quad (13)$$

dengan matriks $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_i\}$ dan $\mathbf{R} = [\mathbf{a}_1 \mathbf{a}_2 \dots \mathbf{a}_p]^T$.

Teknik reduksi di atas dikenal dengan analisis komponen utama atau *principle component analysis* (PCA). Gambar 2 memberikan ilustrasi proses transformasi dengan PCA. Dalam hal ini setiap citra mxn dibaca dari piksel demi piksel, sehingga menjadi vektor dengan $p=mxn$ komponen. Dengan cara pembacaan citra seperti ini, maka teknik reduksi tersebut dikenal dengan 1D-PCA.

2.2 Analisis Komponen Utama Dua Dimensi

Pada 1D-PCA di atas, sebuah citra berdimensi mxn dibaca sebagai vektor dengan $p=m*n$ elemen, sehingga dari dari N citra akan diperoleh matriks data, X , berdimensi $N \times p$. Berdasar matriks X ini diduga matriks koragam yang berdimensi $p \times p$. Dengan mengambil r vektor ciri yang bersesuaian dengan r akar ciri terbesar sebagai sumbu transformasi, diperoleh matriks transformasi R yang berdimensi $p \times r$. Dari matrik R , maka sebuah vektor citra x_{1xp} akan ditransformasi menjadi $y_{1xr} = x_{1xp} R_{p \times r}$.

Pada 2D-PCA, sebuah citra berdimensi mxn akan dibaca sebagai matriks A berdimensi mxn dan tidak diubah menjadi bentuk vektor. Berikutnya, matriks A ini ditransformasi menggunakan matriks $Q_{n \times r}$ menjadi Y dengan bentuk :

$$Y_{mxr} = A_{mxn} Q_{n \times r} \text{ dengan } r < n \quad (14)$$

Terlihat bahwa hasil transformasi adalah juga berupa matriks dengan dimensi mxq , dengan $r < n$ (r jauh lebih kecil dari n). Seperti pada sebelumnya, permasalahan yang harus dijawab adalah bagaimana menemukan matriks transformasi Q . Seperti pada 1D-PCA, bentuk transformasi, Q , yang dipilih adalah yang memaksimalkan persebaran Y . Persebaran Y dapat dikarakterisasi oleh teras matriks koragamnya, S , yang dirumuskan sebagai, [7] :

$$\begin{aligned} S &= E \{ (Y - E(Y))(Y - E(Y))^T \} \\ &= E \{ (AQ - E(AQ))(AQ - E(AQ))^T \} \\ &= E \{ ((A - E(A))Q)((A - E(A))Q)^T \} \end{aligned} \quad (15)$$

Oleh karena itu teras matriks S adalah :

$$tr(S) = X^T \{ E(A - E(A))^T (A - E(A)) \} X \quad (16)$$

Nilai :

$$G = \{ E(A - E(A))^T (A - E(A)) \} \quad (17)$$

diduga dari N data citra training dengan formula :

$$G = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (18)$$

Oleh karena itu, matriks transformasi, Q , yang

dipilih adalah :

$$Q = [q_1, q_2, q_3, \dots, q_r] \quad (19)$$

dengan q_i merupakan vektor ciri yang bersesuaian dengan akar ciri terbesar ke i dari matriks G .

2.3 Pengenalan Obyek dengan Jarak Euclid

Setelah matriks transformasi diperoleh, maka setiap obyek pada data training ditransformasi, dan dilanjutkan dengan penghitungan pusat setiap kelas obyek, yaitu :

$$1D-PCA : \bar{P}(k)_{1xr} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in \omega_k} Y(i) \quad (20)$$

$$2D-PCA : \bar{P}(k)_{mrx} = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in \omega_k} Y(i) \quad (21)$$

$Y(i)$ adalah hasil transformasi citra ke i ke ruang baru, n_k adalah banyaknya contoh yang termasuk kelas k , $k=1, 2, 3, \dots, K$, K adalah banyaknya kelas.

Setelah diperoleh pusat setiap kelas, obyek baru, O , yang akan dikenali ditransformasi ke dalam ruang eigen dengan matriks transformasi R (untuk 1D-PCA) atau Q (2D-PCA) menjadi U :

$$1D-PCA : U_{1xr} = O_{1xp} R_{pxr}$$

$$2D-PCA : U_{mrx} = O_{mrx} Q_{nxr}$$

Berikutnya dilakukan penghitungan jarak Euclid dari U ke pusat setiap kelas. Keputusan yang diambil adalah kelas W dengan :

$$W = \arg \min_{k \in \{1, 2, 3, \dots, K\}} d(U, \bar{P}(k)) \quad (22)$$

Dengan rumus jarak sebagai berikut :

$$1D-PCA : d(U, \bar{P}(k)) = \|U - \bar{P}(k)\| \quad (23)$$

$$2D-PCA : d(U, \bar{P}(k)) = \sum_{j=1}^r \|u_j - p(k)_j\| \quad (24)$$

$$U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_r] \quad (25)$$

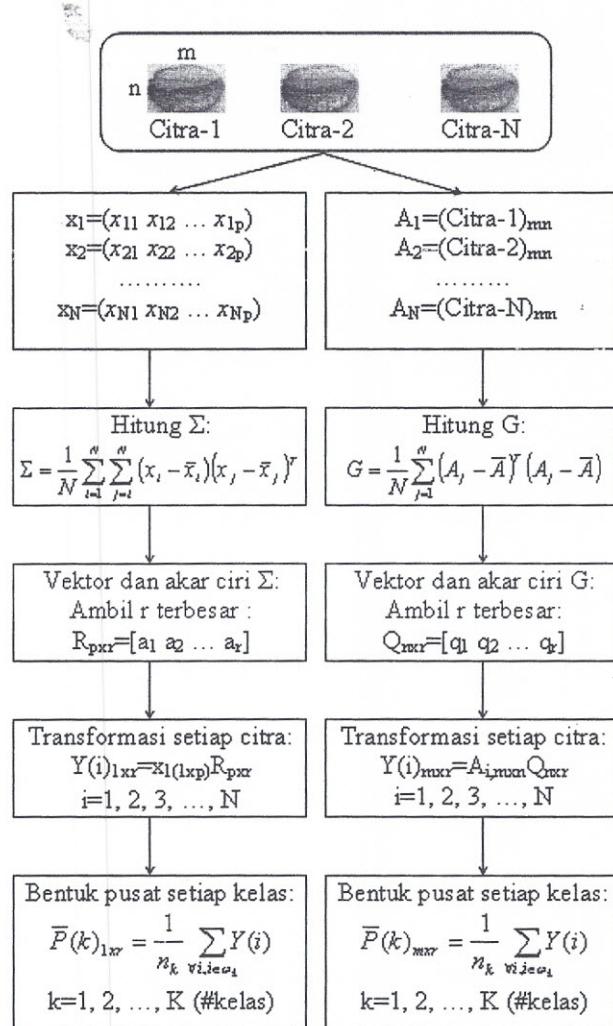
$$\bar{P}(k) = [p(k)_1 \ p(k)_2 \ \dots \ p(k)_r] \quad (26)$$

Gambar 2 memberikan ilustrasi dari proses pembentukan pusat setiap kelas dengan ekstraksi ciri 1D-PCA dan dengan 2D-PCA.

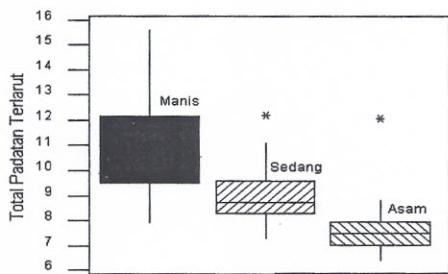
3. Data dan Pemilihan Feature

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari [8], yang terdiri dari 4 tahap

pemanenan (usia 40, 50, 60, dan 70 hari), masing-masing 75 buah. Sesuai dengan permintaan konsumen, pengelompokan yang akan dilakukan adalah didasarkan pada tingkat kemanisan buah belimbing, yang dapat dikarakterisasi oleh Total Padatan Terlarut (TPT) yang diukur melalui pengamatan laboratorium. Dalam hal ini makin tinggi nilai TPT maka rasa buah makin manis. Gambar 3 menyajikan perbandingan boxplot nilai TPT antara buah manis, sedang dan asam dari beberapa buah yang diuji cita rasa kemanisannya oleh konsumen.

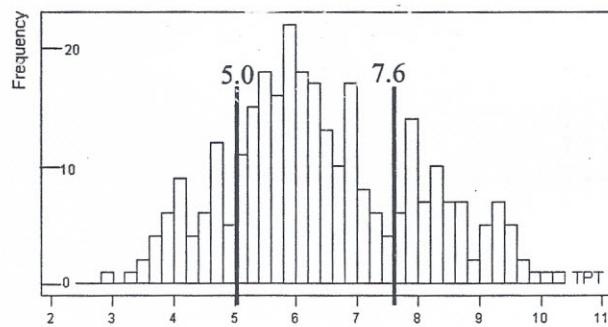


Gambar 2. Perbandingan Pembentukan Pusat Kelas dengan Ekstraksi antara 1D-PCA dengan 2D-PCA



Gambar 3. Boxplot Tiga Cita Rasa Manis Belimbing

Gambar tersebut menyebutkan tingkat kemanisan buah belimbing dapat dikarakterisasi oleh nilai TPT. Untuk mengetahui batas nilai TPT dalam melakukan kategori, berikut disajikan histogram nilai TPT.



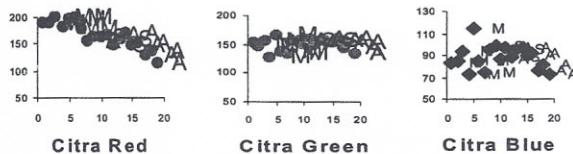
Gambar 4. Histogram Nilai TPT Buah Belimbing

Berdasarkan gambar tersebut, pengkategorian kemanisan buah sesuai nilai TPT menggunakan aturan berikut :

Manis : $TPT > 7.6$

Sedang : $5.0 < TPT < 7.6$

Asam : $TPT < 5.0$



Gambar 5. Perbandingan Nilai Reflektan antar Tingkat Kemanisan (M=Manis, S=Sedang, A=Asam)

Pada penelitian ini, pengenalan tingkat kemanisan buah belimbing didasarkan pada citra yang diperoleh dari pemotretan buah. Oleh karena itu perlu ditentukan warna atau *feature* apa yang dipergunakan. Gambar 5 menyajikan pola hubungan antara nilai reflektan *Red*, *Green*, dan *Blue* terhadap tingkat kemanisan. Terlihat bahwa warna merah lebih mampu memberikan perbedaan antar buah sesuai kemanisan dibanding warna lain (G maupun

B). Tabel 1 menyajikan nilai koefisien determinasi (R^2) dari persamaan regresi antara TPT sebagai fungsi dari R, G atau B.

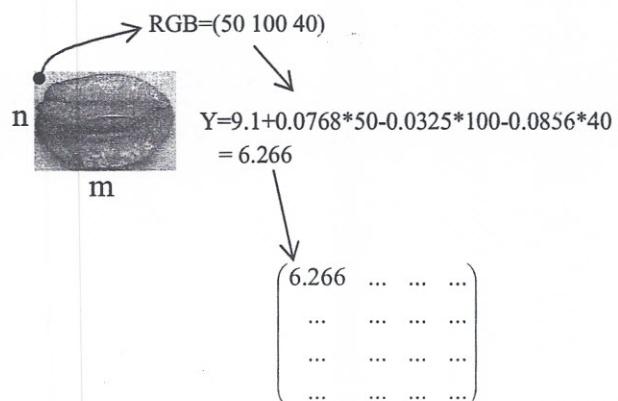
Tabel 1. Model Regresi dan Nilai R^2 Hubungan TPT dengan R, G, dan B

Model : $TPT = f(R, G, B)$	R^2
$9.1 + 0.0768 * R - 0.0325 * G - 0.0856 * B$	69.9%
$-3.02 + 0.073 * R$	44.2%
$25.8 - 0.109 * G$	19.2%
$17.7 - 0.0951 * B$	19.7%
$-3.22 + 11.4 * (R/G)$	61.6%

Berdasarkan Tabel 1, formula yang akan dipilih adalah model pertama, sehingga nilai RGB setiap piksel dikonversi ke nilai tertentu dengan rumus:

$$Y = 9.1 + 0.0768 * R - 0.0325 * G - 0.0856 * B$$

Seperti diilustrasikan pada Gambar 6.



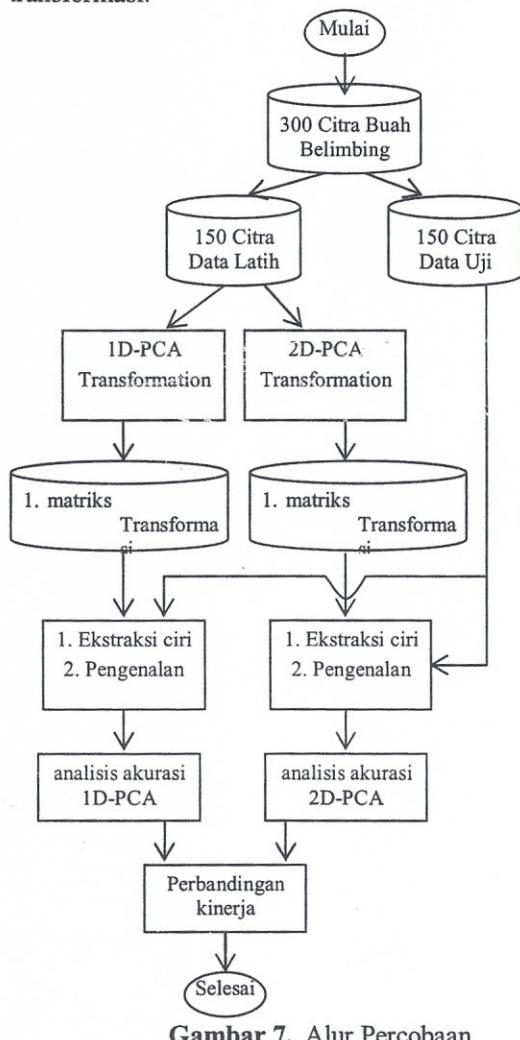
Gambar 6. Ilustrasi Transformasi RGB setiap Piksel

4. Rancangan Percobaan dan Hasil

Percobaan pada penelitian ini dilakukan mengikuti alur seperti disajikan pada Gambar 7. Setelah melakukan analisis PCA satu dimensi, dengan memilih 5 komponen utama, ruang yang dibentuk mampu menangkap 89.7% keragaman data asli. Dengan PCA dua dimensi, hal ini cukup dengan 3 komponen saja. Hasil klasifikasi baik dengan 1D-PCA maupun 2D-PCA disajikan pada Gambar 8. Dari gambar tersebut terlihat bahwa teknik yang dikembangkan mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi rata-rata sekitar 66%. Kalau dikaitkan dengan keeratan citra RGB dengan tingkat kemanisan seperti pada model regresi dengan koefisien determinasi 69.9% (Tabel 1), teknik yang dibangun secara relatif memberikan hasil yang sepadan ($66/69.9 = 94.4\%$).

Ada dua hal yang bisa disimpulkan dari Gambar

8, yang pertama adalah bahwa secara relatif hasil yang ditunjukkan antara teknik 1D-PCA dengan 2D-PCA adalah sama, yaitu dengan akurasi sekitar 60% dan 66%. Namun demikian dari segi kecepatan, teknik 2D-PCA ternyata jauh lebih cepat dibanding 1D-PCA, khususnya dalam hal pembuatan sumbu transformasi.

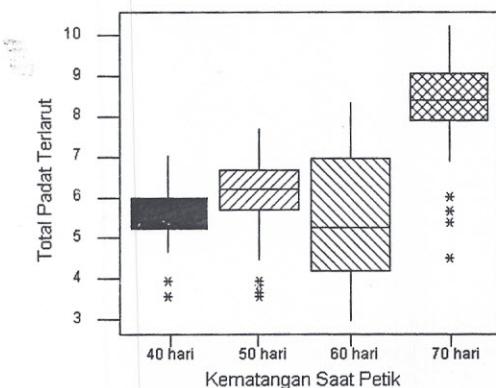


(a). 1D-PCA				(b). 2D-PCA			
	manis	sedang	asam		manis	sedang	asam
manis	100	0	0	manis	100	0	0
sedang	20	18	61	sedang	22	10	68
asam	17	13	71	asam	17	13	71

Gambar 8. Matriks Confussion Hasil Klasifikasi

Hal menarik dari Gambar 8 adalah bahwa untuk belimbing yang memang betul-betul manis, akurasi yang dihasilkan adalah 100% (baik dengan 1D-PCA maupun 2D-PCA). Hal ini berarti bahwa untuk menjaga kualitas kelas belimbing yang manis, teknik ini bisa diandalkan. Untuk kelas sedang dan

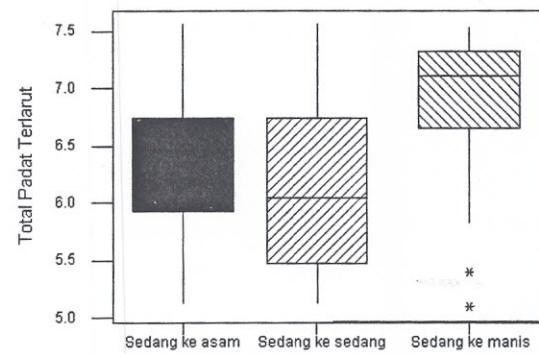
kelas asam, teknik ini tidak bisa dipergunakan. Dengan kata lain berdasarkan tingkat kemanisan saat petik dari umur 40 hingga 70 hari, buah belimbing dikelompokkan menjadi 2 kelas, yaitu manis dan tidak manis. Kalau hal ini yang dilakukan, teknik ini mampu melakukan klasifikasi dengan baik (100%). Pada dasarnya, belimbing dengan pemetikan saat umur 70 hari, maka kandungan TPT lebih banyak, sehingga lebih manis seperti ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Perbandingan Boxplot TPT antar Umur Pemetikan

Gambar tersebut juga mendukung bahwa sesuai dengan tingkat kemanisan. Buah belimbing dapat dikelompokkan menjadi dua kelas, yaitu manis dan tidak manis.

Setelah dilakukan kajian lanjut terhadap hasil klasifikasi pada buah belimbing dengan kategori sedang, diperoleh hasil seperti disajikan pada Gambar 10.



Gambar 10. Perbandingan Boxplot TPT pada Belimbing Kelompok Sedang

Dari gambar tersebut terlihat salah klasifikasi dari belimbing sedang ke manis terjadi hampir semuanya pada buah belimbing dengan TPT yang sebenarnya tinggi. Namun tidaklah demikian pada kasus salah klasifikasi dari sedang ke asam.

Belimbing sedang yang dikelompokkan ke asam belum tentu TPT-nya rendah. Fenomena ini semakin memperjelas bahwa sesuai tingkat kemanisan, buah belimbing dikelompokkan menjadi dua kelas. Dari fakta pertama, yaitu bahwa salah klasifikasi kelas sedang ke kelas manis adalah untuk buah belimbing yang nilai TPT-nya relatif tinggi pada kelas sedang, menunjukkan bahwa titik potong nilai TPT antara kelas manis dan sedang sebesar 7.6 (Gambar 4) dinilai kurang tepat. Nilai *threshold* ini masih bisa diperkecil mendekati 7. Dari fakta ini juga bisa disebutkan bahwa teknik pengenalan yang berdasar jarak Euclidean kurang bisa diandalkan untuk kelas sedang maupun manis.

5. Kesimpulan dan Saran

Dari pembahasan yang telah dilakukan dapat diambil beberapa kesimpulan, yaitu :

1. Untuk mengenali kandungan TPT pada buah belimbing, nilai *feature* yang sesuai adalah :

$$Y=9.1+0.0768*50-0.0325*100-0.0856*40$$
2. Teknik 1D-PCA dan 2D-PCA dapat dipergunakan untuk reduksi dimensi, dan mampu menerangkan hingga sekitar 95% dari model yang diformulasikan pada ruang asal.
3. Pengelompokan buah belimbing berdasar kandungan TPT dapat dikelompokkan menjadi dua kelas, yaitu manis dan tidak manis dengan nilai *threshold* sekitar 7.0 hingga 7.6.
4. Teknis pengenalan dengan jarak Euclidean kurang mampu membedakan antar kelas khususnya untuk obyek yang berada pada daerah batas.

Untuk penelitian selanjutnya ada dua hal yang bisa disarankan, yaitu melakukan kajian lanjut terhadap variabel penentu kualitas buah belimbing dikaitkan dengan minat konsumen, melakukan teknik pengenalan yang lebih handal dan tidak hanya didasarkan pada jarak Euclidean.

6. Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Dr. Irmansyah, Dosen Departemen Fisika FMIPA IPB, atas penggunaan data buah belimbing pada penelitian ini.

REFERENSI

- [1] Departemen Pertanian, Kepmentan No 511/Kpts/Pd.310/9/2006 tentang Jenis Komoditi Tanaman Binaan Ditjen Perkebunan, Ditjen Tanaman Pangan dan Ditjen Hortikultura, <http://ditbuah.hortikultura.go.id/docdownload/kepmentri-511-06binaan.pdf> [di akses pada Februari, 2006].
- [2] Warintek, Averrhoa Carambola L, http://www.warintek.ristek.go.id/pangan_kesehatan/tanaman_obat/depkes/1-038.pdf [diakses pada Februari 2008], 2006.
- [3] Departemen Pertanian, *Rancangan Standar Nasional Indonesia (RSNI) Buah Belimbing Manis (Averrhoa Carambola L.)*, <http://agribisnis.deptan.go.id/Pustaka/Belimbing-g-1.htm> [diakses pada Februari 2008], 2007.
- [4] Zaki F, "Pengembangan probabilistic neural networks untuk penentuan kematangan belimbing manis", Skripsi Jurusan Ilmu Komputer, tidak dipublikasikan, 2009.
- [5] Abdullah M.Z., M. Saleh J., F. Syahir, dan M. Azemi, "Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L) using automated machine vision system", *Journal of Food Engineering*, 2005.
- [6] W.R. Dillon dan M. Goldstein, *Multivariate Analysis : Methods and Applications*, New York: John Wiley & Sons, Inc., 1984.
- [7] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi dan Jing-yu Y, "Two-dimensional PCA : a new approach to appearance-based face representation and recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(1), 2004, 131-137.
- [8] Irmansyah, "Evaluasi mutu belimbing dengan pengolahan citra dan logika fuzzy", Disertasi Departemen Keteknikan Pertanian, Fakultas Teknologi Pertanian IPB, Bogor, 2008.