

KLASIFIKASI KELOMPOK UMUR MANUSIA BERDASARKAN ANALISIS DIMENSI FRAKTAL *BOX COUNTING* DARI CITRA WAJAH DENGAN DETEKSI TEPI CANNY

Muchammad Al Amin

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, e-mail: much.al.amin67@gmail.com

Dwi Juniati

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, e-mail: dwi_juniati@unesa.ac.id

Abstrak

Klasifikasi kelompok umur manusia dalam penelitian ini dibagi menjadi empat kelompok yaitu kanak-kanak (5-11 tahun), remaja (12-25 tahun), dewasa (26-45 tahun), dan lansia (46-65 tahun). Klasifikasi kelompok umur manusia dapat didasarkan pada intensitas kerutan yang nampak pada citra wajah. Metode yang dapat digunakan untuk menganalisis intensitas kerutan tersebut salah satunya yaitu dimensi fraktal *box counting*. Untuk mendapatkan penampakan kerutan wajah yang lebih jelas pada citra wajah dapat digunakan deteksi tepi Canny dan beberapa pengolahan citra yang lain seperti konversi warna citra.

Dalam penelitian ini digunakan data 60 citra wajah individu yang diambil secara langsung dari warga desa Ngingas, Kecamatan Waru, Kabupaten Sidoarjo. Data tersebut terdiri dari empat kelompok sesuai dengan kelompok umur di depan dan masing-masing kelompok terdiri dari 15 citra. Data citra tersebut diolah menjadi citra grayscale yang kemudian dilakukan deteksi tepi Canny. Setelah didapat citra tepi wajah kemudian dilakukan penghitungan dimensi fraktal *box counting*. Nilai dimensi fraktal digunakan untuk klasifikasi. Data citra dibagi secara acak menggunakan metode *k-fold cross validation* ($k=5$) menjadi 5 partisi dan dilakukan 5 kali iterasi. Kemudian dilakukan klasifikasi dari tiap data citra menggunakan metode κNN (κ -Nearest Neighbor) dengan percobaan nilai $\kappa=1, 2, 3, \dots$, dan 12. Didapat nilai akurasi paling optimal yaitu 98,33% ketika nilai $\kappa=2$.

Kata Kunci : citra wajah, kelompok umur, deteksi tepi Canny, dimensi fraktal *box counting*.

Abstract

Classification of the human age group in this research can be divided into four groups: children (6-11 years old), teens (12-25 years old), adults (26-45 years old) and older adults (46-65 years old). The human age group classification can be based on the intensity of wrinkles that appear on the facial image. The method can be used to analyze an intensity of wrinkles is *box counting* fractal dimension. Then, to get an appearance of wrinkles on facial image can be used Canny edge detection and several other image processing such as image color conversion.

This research used 60 individual facial image data that taken from the villagers of Ngingas, subdistrict of Waru, Sidoarjo district. The data consists of four groups according to age group at the front and each group consisting of 15 images. The image data is processed into a grayscale image and then do Canny edge detection. After we get facial edge image, we can be calculated *box counting* fractal dimension. Fractal dimension value is then used for classification. The image data is divided randomly using *k-fold cross validation* ($k = 5$) into 5 partitions and do 5 iterations. Then do the classification of each image data using κNN (κ -Nearest Neighbor) with experimental value $\kappa = 1, 2, 3, \dots$, and 12. The most optimal accuracy is 98,33% when the value of $\kappa = 2$.

Keywords: facial image, age group, Canny edge detection, *box counting* fractal dimension.

PENDAHULUAN

Di era yang serba komputer seperti saat ini, banyak penelitian yang memanfaatkan komputer sebagai instrumen program dalam menyelesaikan berbagai masalah. Diantaranya yang banyak memunculkan topik menarik yaitu penelitian mengenai analisis citra wajah manusia. Topik tersebut muncul sejak diketahui bahwa citra wajah manusia mengandung banyak informasi yang penting seperti gender, ras, umur, dll. Beberapa penelitian

mengenai topik tersebut seperti pengenalan wajah manusia, prediksi wajah manusia beberapa tahun yang akan datang, klasifikasi gender manusia, dan lain sebagainya. Salah satu topik penelitian yang telah dan masih terus dilakukan dalam menganalisis citra wajah manusia adalah klasifikasi kelompok umur manusia.

Salah satu indikator yang dapat digunakan dalam klasifikasi kelompok umur manusia adalah kerutan di wajah. Kerutan pada wajah merupakan penurunan fungsi dari elastisitas wajah sehingga kulit mengalami

pengenduran (Kurniawan,2011). Hal itu disebabkan karena seiring bertambahnya umur maka kulit akan menjadi lebih tipis, lebih kering, serta mengalami pengurangan kelenturan dan kelembaban.

Dalam citra wajah cukup sulit untuk memperhatikan kerutan wajah secara detail. Oleh karena itu untuk membedakan intensitas kerutan wajah dari individu satu dengan yang lain dalam citra wajahnya diperlukan pengolahan citra yang dapat memperjelas penampakan kerutan pada citra wajah. Salah satu metode yang dapat digunakan yaitu deteksi tepi Canny.

Setelah didapat penampakan kerutan yang lebih jelas dari citra wajah, masih terdapat kesulitan untuk menyatakan intensitas kerutan wajah dalam nilai eksak. Salah satu ilmu matematika yang dapat digunakan untuk analisis intensitas kontur dalam suatu objek dua dimensi yaitu dimensi fraktal *box counting*. Oleh karena itu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis intensitas kerutan wajah pada citra wajah yaitu dimensi fraktal *box counting*.

Secara garis besar, penelitian ini akan melakukan klasifikasi kelompok umur manusia dari citra wajah dengan deteksi tepi Canny menggunakan analisis dimensi fraktal *box counting*. Untuk menguji akurasi klasifikasi tersebut digunakan metode *kNN* dengan pembagian data menggunakan *k-fold cross validation*.

KAJIAN TEORI

Secara ilmiah telah diketahui bahwa wajah mengandung banyak informasi penting dari seorang individu seperti gender, ras, dan umur. Banyak perubahan yang dapat terjadi pada wajah manusia, bisa bersifat sementara ataupun permanen. Salah satu contoh perubahan tersebut adalah kerutan. Menurut Hardiantara (2011), kerutan merupakan proses alami penuaan, seiring dengan bertambahnya usia maka kulit akan menjadi lebih tipis, lebih kering, dan berkurang elastisitasnya.

Umur manusia dapat dibagi menjadi beberapa rentang atau kelompok dimana masing-masing kelompok menggambarkan tahap pertumbuhan manusia tersebut. Salah satu pembagian kelompok umur atau kategori umur dikeluarkan oleh Departemen Kesehatan RI (2009) dalam situs resminya yaitu depkes.go.id sebagai berikut:

1. Masa balita = 0 – 5 tahun,
2. Masa kanak-kanak = 6 – 11 tahun.
3. Masa remaja Awal = 12 – 16 tahun.
4. Masa remaja Akhir = 17 – 25 tahun.
5. Masa dewasa Awal = 26 – 35 tahun.
6. Masa dewasa Akhir = 36 – 45 tahun.
7. Masa Lansia Awal = 46 – 55 tahun.
8. Masa Lansia Akhir = 56 – 65 tahun.
9. Masa Manula = 65 – atas

Citra

Citra dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi $f(x,y)$, dimana x dan y adalah koordinat bidang, dan fungsi f pada setiap koordinat (x,y) adalah intensitas atau tingkat keabuan citra pada titik tersebut (Gonzalez,2004:2). Warna citra dapat dibagi menjadi tiga jenis yaitu citra RGB (*Red Green Blue*), BW (*Black and White*), dan *grayscale*.

Dalam pengolahan citra, seringkali digunakan citra *grayscale*. Hal ini disebabkan karena citra yang berwarna atau citra RGB memiliki tiga layer matriks yang tentu akan memakan waktu lebih lama dalam proses pengolahan citra selanjutnya. Untuk mengubah citra RGB menjadi citra *grayscale* dilakukan dengan menghitung rata-rata dari matriks *Red*, *Green*, dan *Blue* pada citra RGB yang dapat ditunjukkan sebagai berikut:

$$I = \frac{R+G+B}{3} \quad (1)$$

dimana:

I = nilai piksel pada matriks citra *grayscale*

R = nilai piksel pada matriks *red* citra RGB

G = nilai piksel pada matriks *green* citra RGB

B = nilai piksel pada matriks *blue* citra RGB

Ruang Warna HSV

Ruang warna ini dipandang lebih baik daripada ruang warna RGB dalam menggambarkan sensasi warna (Gonzalez,2004:205). Ruang warna HSV terdiri dari tiga komponen, yaitu *Hue* (corak/warna), *Saturation* (kejenuhan), dan *Value* (nilai). *Hue* adalah komponen yang meliputi warna seperti merah, hijau, dan biru. *Saturation* adalah intensitas dari masing-masing warna. Dan yang terakhir, *value* adalah kecerahan dari masing-masing warna. Untuk mengkonversi citra RGB menjadi citra HSV dapat digunakan persamaan menurut Fajar (2016) berikut:

$$V = \max(R, G, B) \quad (2)$$

$$S = \frac{V - \min(R, G, B)}{V} \quad (3)$$

$$H = \frac{G-B}{65} ; \text{jika } V = R \quad (4)$$

$$H = \frac{1}{3} + \frac{B-R}{65} ; \text{jika } V = G \quad (5)$$

$$H = \frac{1}{3} + \frac{R-G}{65} ; \text{jika } V = B \quad (6)$$

Interval hasil dari komponen warna *Hue* (H) adalah $[0,255]$, komponen *Saturation* (S) $[0,1]$, dan komponen *Value* (V) $[0,255]$.

Tepi Citra

Tepi citra merupakan perubahan signifikan dari nilai keabuan pada suatu citra. Oleh karena itu, tepi berada pada perbatasan antara dua daerah piksel yang memiliki perbedaan warna yang kontras. Menurut Rama, M (2009), tepi citra memberikan informasi tentang konten citra karena dapat digunakan untuk mengidentifikasi struktur objek.

Deteksi Tepi Canny

Salah satu metode deteksi tepi yang terbaik karena prosesnya yang paling lengkap adalah deteksi tepi Canny (Juneja et al,2009:620). Proses dalam metode ini dapat diuraikan sebagai berikut (Gonzalez,2004:389):

1. Citra dihaluskan menggunakan filter Gaussian dengan standar deviasi yang ditentukan, yaitu σ , untuk mengurangi *noise*. Tepi dan transisi ketajaman intensitas seperti *noise* dalam citra berkontribusi secara signifikan terhadap isi frekuensi tinggi dalam transformasi Fourier. Penghalusan (*smoothing*) dicapai dalam domain frekuensi dengan pelemahan frekuensi tinggi, yang disebut dengan *lowpass filter*. Filter Gaussian merupakan salah satu tipe filter *lowpass* yang memiliki *range* pemfilteran sangat halus. Fungsi filter, $H(u,v)$, merupakan fungsi diskrit berukuran $P \times Q$, variabel diskrit frekuensi dalam *range* $u = 0, 1, 2, \dots, P - 1$ dan $v = 0, 1, 2, \dots, Q - 1$. Bentuk filter Gaussian dalam dua dimensi didefinisikan sebagai berikut:

$$H(u,v) = e^{-D^2(u,v)/2\sigma^2} \quad (7)$$

Dimana $D(u,v)$ adalah jarak antara titik (u dan v) dalam domain frekuensi dan pusat persegi panjang frekuensi yang dapat dijabarkan sebagai berikut:

$$D(u,v) = [(u - P/2)^2 + (v - Q/2)^2]^{1/2} \quad (8)$$

Dengan mengganti $\sigma = D_0$, maka bisa digunakan filter dengan notasi lain:

$$H(u,v) = e^{-D^2(u,v)/2D_0^2} \quad (9)$$

Dimana D_0 adalah *cut-off frequency*. *Cut-off frequency* adalah titik transisi antara $H(u,v)=1$ dan $H(u,v)=0$

2. Gradien lokal, $g(x,y) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2}$, dan arah tepi $\alpha(x,y) = \tan^{-1}(G_x/G_y)$, dihitung pada setiap piksel. Untuk penghitungan G_x dan G_y dapat digunakan metode operator Sobel.
3. Titik-titik tepi ditentukan dalam langkah (2) memberikan kemunculan terhadap pertemuan dua permukaan yang melereng (*ridge*) dalam jarak gradien citra, algoritma kemudian melacak sepanjang puncak *ridge* dan memberikan nilai nol pada semua piksel yang sebenarnya tidak berada di atas puncak *ridge* sehingga memberikan sebuah garis tipis dalam keluarannya. Proses ini disebut *nonmaximal suppression*. Piksel *ridge* kemudian di-*threshold* menggunakan dua *threshold*, T_1 dan T_2 , dengan $T_1 < T_2$. Piksel *ridge* dengan nilai yang lebih besar daripada T_2 disebut piksel tepi yang "kuat". Piksel *ridge* dengan nilai di antara T_1 dan T_2 disebut piksel tepi yang "lemah".
4. Terakhir, dilakukan *linking* tepi dengan mengganti piksel lemah menjadi piksel kuat.

Contoh hasil dari citra tepi wajah menggunakan deteksi tepi Canny ditunjukkan oleh gambar berikut:



(a) Citra asli



(b) Citra hasil deteksi tepi Canny

Gambar 1. Citra tepi wajah dari citra wajah asli

Geometri Fraktal

Geometri fraktal mempelajari himpunan yang tidak regular atau fungsi yang tidak mulus. Sifat Fraktal menurut Mandelbrot adalah kemiripan diri pada semua skala. Munculnya geometri fraktal diawali dari analisis yang dilakukan terhadap fungsi Weierstrass, himpunan Cantor, segitiga Sierpinski, dan kurva salju Koch. Menurut Peitgen et al (1992), geometri fraktal dianggap lebih dapat menjelaskan bentuk benda-benda dalam kehidupan sehari-hari dibandingkan dengan Geometri Euclid. Hal itu dikarenakan fraktal memiliki beberapa karakteristik yang lebih luas. Di antara karakteristik tersebut adalah *self similarity*, *self affinity*, *self, inversi*, dan *self squaring*.

Dimensi Fraktal Box Counting

Karakteristik lain dari fraktal adalah dimensinya, atau bisa disebut dimensi fraktal. Dimensi fraktal sangat berbeda dengan dimensi pada geometri Euclid yang memiliki nilai bilangan bulat. Dimensi fraktal memungkinkan suatu objek fraktal memiliki dimensi berupa bilangan real. Salah satu metode atau algoritma yang cukup terkenal untuk menghitung dimensi fraktal adalah metode *box counting*. *Box counting* telah digunakan secara luas karena algoritmanya yang cukup mudah dan dapat digunakan untuk menghitung dimensi fraktal pada objek-objek yang kompleks, seperti citra. Dimensi fraktal suatu objek dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\delta = \frac{\log N(r)}{\log (1/r)} \quad (10)$$

Dimana δ adalah nilai dimensi fraktal, $N(r)$ adalah jumlah kotak yang ditutup oleh objek, dan r adalah ukuran kotak yang digunakan untuk menutup objek. Berdasarkan Backes & Bruno (2008) secara lengkap langkah-langkah yang harus dilakukan untuk menghitung dimensi fraktal suatu objek yang telah direpresentasikan dalam suatu citra menggunakan metode *box counting* dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Tutup citra dengan kotak-kotak persegi dimana tiap ruas persegi dibuat bervariasi untuk tiap iterasi dengan membagi menjadi r bagian. Nilai r diubah-

ubah dengan rumus $r = 2^k$, dimana $k = 0, 1, 2, \dots$ dan 2^k tidak boleh lebih besar dari ukuran citra. Bila citra berukuran $2^m \times 2^m$ maka nilai k akan berhenti sampai m .

2. Menghitung banyaknya kotak ($N(r)$) yang terisi oleh citra. Nilai N sangat tergantung pada r .
3. Menghitung nilai $\log(1/r)$ dan $\log N(r)$.
4. Membuat garis lurus menggunakan nilai $\log(1/r)$ dan $\log N(r)$.
5. Menghitung kemiringan (*slope*) dari garis lurus tersebut dengan Persamaan (11) (Backes & Bruno, 2008) dan nilai dimensi fraktal (FD) citra tersebut ditunjukkan oleh Persamaan (12) berikut ini:

$$\alpha = \frac{(\sum_{k=1}^n xy) - \frac{(\sum_{k=1}^n x)(\sum_{k=1}^n y)}{n}}{(\sum_{k=1}^n x^2) - \frac{(\sum_{k=1}^n x)^2}{n}} \quad (11)$$

$$FD = -\alpha \quad (12)$$

dimana α adalah nilai kemiringan (*slope*), n adalah banyaknya data yang digunakan, x adalah nilai $\log(1/r)$, y adalah nilai $\log N(r)$, dan FD adalah nilai dimensi fraktal.

κ NN (κ -Nearest Neighbour)

Menurut Bhatia (2010), κ -Nearest Neighbour (κ NN) *algorithm* atau dapat disebut algoritma κ -tetangga terdekat adalah metode pengklasifikasian data yang sudah digunakan secara luas dalam pengenalan pola, pengkategorian teks, pengenalan objek, dan lain sebagainya. Algoritma ini termasuk dalam proses data mining. Data mining sendiri menurut Berry et al (2004) adalah suatu proses eksplorasi dan analisis secara otomatis maupun semi otomatis terhadap data dalam jumlah besar dengan tujuan menemukan pola atau aturan yang berarti. Algoritma ini melakukan klasifikasi data baru untuk dimasukkan dalam suatu kelas dengan memilih sejumlah data yang jaraknya paling dekat dengan data baru tersebut. Kelas terbanyak dari data terdekat dipilih sebagai kelas yang diprediksikan untuk data yang baru. Dalam hal ini jumlah data atau tetangga terdekat ditentukan oleh user yang dinyatakan dengan k .

Sebelum dilakukan klasifikasi, data biasanya dibagi secara acak menjadi dua kelompok, yaitu data latih dan data uji. Kemudian untuk mendefinisikan jarak antara dua titik yaitu titik data latih (x) dan titik data uji (y) digunakan rumus jarak Euclidean, seperti yang ditunjukkan pada persamaan di bawah ini:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2} \quad (13)$$

D adalah jarak antara titik data latih x dan titik data uji y yang akan diklasifikasi, dimana $x = x_1, x_2, \dots, x_i$ dan $y = y_1, y_2, \dots, y_i$ serta n merupakan dimensi atribut.

Algoritma κ NN dapat dijelaskan secara ringkas sebagai berikut:

1. Tentukan parameter κ (jumlah data tetangga terdekat)
2. Hitung jarak antara data uji dengan semua data latih menggunakan persamaan (13)
3. Urutkan data-data tersebut ke dalam kelompok dari yang memiliki jarak terkecil
4. Tentukan jarak terdekat sampai urutan κ
5. Pasangkan kelas yang bersesuaian
6. Cari jumlah kelas dari tetangga yang terdekat dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan diklasifikasi.

***k*-fold Cross validation**

Kumpulan data yang akan diolah tentu telah dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji. *k-fold cross validation* digunakan dalam metode pembelajaran pada data latih untuk menentukan keakuratan suatu sistem sehingga dapat menguji data yang tidak terlatih (data uji). Dengan metode ini data dikelompokkan menjadi k kelompok. Langkah-langkah yang dapat dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Lakukan pembagian data yang ada menjadi k kelompok
2. Untuk setiap k , buat T himpunan data yang memuat semua data latih kecuali yang berada di kelompok ke- k
3. Lakukan klasifikasi dengan metode yang dimiliki dengan sejumlah T data latih
4. Uji algoritma tersebut dengan menggunakan data pada kelompok “ k ” sebagai data uji
5. Catat hasil algoritma yang telah dijalankan

Klasifikasi Kelompok Umur Manusia Berdasarkan Dimensi Fraktal *Box counting* dari Citra Wajah dengan Deteksi Tepi Canny

Dalam penelitian ini akan digunakan beberapa kelompok umur yang didasarkan kelompok umur menurut Depkes RI (2009) yang telah dijelaskan di depan dan beberapa modifikasi. Modifikasi tersebut meliputi menggabungkan beberapa kelompok umur menurut Depkes RI (2009) yang dibagi menjadi dua tahap (tahap awal dan akhir) yaitu kelompok remaja, dewasa, dan lansia. Selain itu, pada penelitian ini tidak digunakan kelompok umur balita dan manula. Alasan penulis yaitu mengingat hubungan antara rentang umur dari kedua kelompok tersebut dengan intensitas kerutan, dimana untuk balita kerutan yang tampak pada citra wajah tentu akan sangat sedikit, sedangkan untuk manula kerutan yang tampak pada citra wajah tentu akan sangat banyak. Oleh karena itu, berdasarkan kelompok umur menurut Depkes RI (2009) yang telah dijelaskan di depan dan beberapa modifikasi tersebut, pada penelitian ini hanya akan melakukan klasifikasi kelompok umur dengan rincian sebagai berikut:

1. Kelompok kanak-kanak : 6 – 11 tahun
2. Kelompok remaja : 12 – 25 tahun

3. Kelompok dewasa : 26 – 45 tahun
 4. Kelompok lansia : 46 – 65 tahun.

Klasifikasi kelompok umur manusia tersebut dapat didasarkan pada intensitas kerutan yang nampak pada citra wajah. Metode yang dapat digunakan untuk menganalisis intensitas kerutan tersebut salah satunya yaitu dimensi fraktal *box counting*. Namun, untuk mendapatkan penampakan kerutan wajah pada citra wajah terlebih dahulu dapat dilakukan pengolahan citra diantaranya konversi citra RGB menjadi citra HSV dan konversi menjadi citra *grayscale*, serta metode utama untuk memperjelas penampakan kerutan pada citra wajah yaitu deteksi tepi Canny.

METODE PENELITIAN

Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data citra wajah yang diambil dengan menggunakan kamera smartphone ASUS Zenfone 4s beresolusi 8 MP. Citra wajah tersebut diambil dari penduduk Desa Ngingas, Kecamatan Waru, Kabupaten Sidoarjo, yang merupakan tempat tinggal penulis, pada bulan Juli-Agustus 2016. Individu yang diambil citra wajahnya dalam keadaan wajah yang polos dan bersih (tanpa tata rias atau yang lain). Pengambilan gambar/citra tersebut dilakukan dalam ruangan yang cukup mendapat cahaya. Citra yang dihasilkan mempunyai format JPEG (*.JPG) dan merupakan citra RGB. Posisi wajah yang diambil tepat pada bagian muka depan. Pengambilan wajah pada posisi muka bertujuan untuk mendapatkan penampakan kerutan wajah yang maksimal.

Data citra tersebut berjumlah 60 dengan rincian sebagai berikut:

1. 15 citra wajah individu dengan rentang usia 6 – 11 tahun
2. 15 citra wajah individu dengan rentang usia 12 – 25 tahun
3. 15 citra wajah individu dengan rentang usia 26 – 45 tahun
4. 15 citra wajah individu dengan rentang usia 46 – 65 tahun.

Selanjutnya untuk setiap kelompok umur tersebut secara berturut-turut diberi nama kelompok 1, kelompok 2, kelompok 3, dan kelompok 4.

Penarikan sampel data dilakukan dengan menggunakan teknik penarikan *nonprobability sampling design* yaitu dengan *purposive sampling*. *Nonprobability sampling* adalah teknik pengambilan sampel yang tidak memberi peluang atau kesempatan sama bagi setiap unsur atau anggota populasi untuk dipilih menjadi sampel (Sugiyono,2012:84). Sedangkan *purposive sampling* adalah teknik penentuan sampel dengan pertimbangan tertentu (Sugiyono,2012:85).

Sampel yang akan diambil adalah 60 citra wajah manusia yang dibagi menjadi empat kelompok dengan rincian seperti yang dijelaskan di depan. Dari tiap kelompok tersebut pengambilan sampel dengan teknik *purposive sampling* dilakukan dengan mengambil citra wajah individu dengan umur yang merata dari setiap rentang umur dalam masing-masing kelompok tersebut. Dalam kata lain dalam setiap rentang kelompok umur diusahakan setiap umur dalam rentang tersebut diwakili oleh 1 data.

Data dari setiap kelompok umur ditentukan secara *purposive sampling* dan dapat dilihat sebagai berikut:

1. Kelompok 1 (6 – 11 tahun): umur 6 tahun sebanyak 2 data, umur 7 tahun sebanyak 3 data, umur 8 tahun sebanyak 3 data, umur 9 tahun sebanyak 3 data, umur 10 tahun sebanyak 2 data, dan umur 11 tahun sebanyak 2 data.
2. Kelompok 2 (12 – 25 tahun): umur 12 tahun sebanyak 2 data, umur 13 tahun sebanyak 1 data, umur 14 tahun sebanyak 1 data, umur 15 tahun sebanyak 1 data, umur 16 tahun sebanyak 1 data, umur 17 tahun sebanyak 1 data, umur 18 tahun sebanyak 1 data, umur 19 tahun sebanyak 1 data, umur 20 tahun sebanyak 1 data, umur 21 tahun sebanyak 1 data, umur 22 tahun sebanyak 1 data, umur 23 tahun sebanyak 1 data, umur 24 tahun sebanyak 1 data, dan umur 25 tahun sebanyak 2 data.
3. Kelompok 3 (26 – 45 tahun): umur 26 tahun sebanyak 1 data, umur 27 tahun sebanyak 1 data, umur 28 tahun sebanyak 1 data, umur 29 tahun sebanyak 1 data, umur 30 tahun sebanyak 1 data, umur 33 tahun sebanyak 1 data, umur 35 tahun sebanyak 1 data, umur 36 tahun sebanyak 1 data, umur 38 tahun sebanyak 1 data, umur 40 tahun sebanyak 1 data, umur 41 tahun sebanyak 1 data, umur 42 tahun sebanyak 1 data, umur 43 tahun sebanyak 1 data, umur 44 tahun sebanyak 1 data, dan umur 45 tahun sebanyak 1 data.
4. Kelompok 4 (46 – 65 tahun): umur 46 tahun sebanyak 1 data, umur 47 tahun sebanyak 1 data, umur 48 tahun sebanyak 1 data, umur 49 tahun sebanyak 1 data, umur 50 tahun sebanyak 1 data, umur 53 tahun sebanyak 1 data, umur 55 tahun sebanyak 1 data, umur 56 tahun sebanyak 1 data, umur 58 tahun sebanyak 1 data, umur 60 tahun sebanyak 1 data, umur 61 tahun sebanyak 1 data, umur 62 tahun sebanyak 1 data, umur 63 tahun sebanyak 1 data, umur 64 tahun sebanyak 1 data, dan umur 65 tahun sebanyak 1 data.

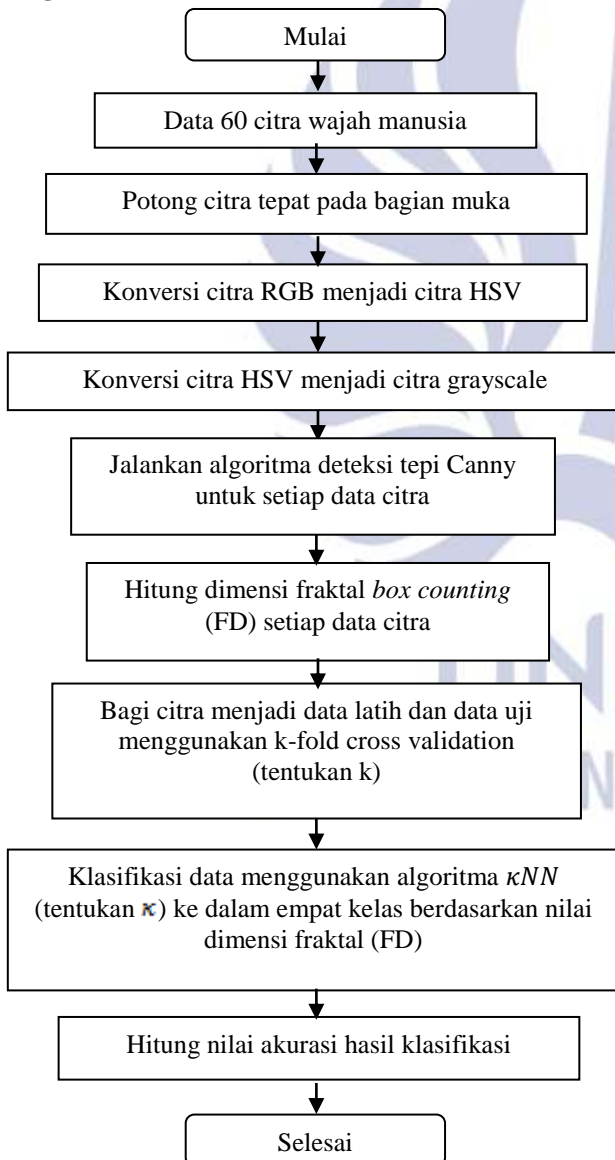
Kemudian dalam penentuan umur individu yang diambil citra wajahnya, dibuat ketentuan sebagai berikut: misalkan individu tersebut berumur x, y tahun, jika $y \geq 5$

maka umur individu tersebut dinyatakan $x+1$ tahun. Sedangkan jika $y < 5$ maka umur individu tersebut tetap dinyatakan x tahun.

Pra-pemrosesan Data

Data berupa foto yang telah dikumpulkan terlebih dahulu diseleksi dengan memperhatikan factor pencahayaan. Citra yang terlalu gelap ataupun terlalu terang akan disisihkan. Proses seleksi tersebut dilakukan sampai mendapat 60 citra yang terdiri dari 15 citra kelompok 1, 15 citra kelompok 2, 15 citra kelompok 3, dan 15 citra kelompok 4. Setelah itu, hal yang perlu dilakukan yaitu memotong citra tepat pada bagian muka dan seluruh bagian citra tertutup oleh wajah. Hal itu dilakukan karena pada saat pengambilan data citra sangat sulit untuk mendapatkan posisi tepat pada bagian muka. Sampai pada tahap ini citra masih berupa citra RGB.

Diagram Alir Penelitian



Gambar 2 Diagram alir penelitian



HASIL DAN PEMBAHASAN



Pra-pemrosesan Data

Seperti yang telah dijelaskan, input data yang digunakan yaitu 60 citra wajah manusia. 60 citra tersebut diperoleh dengan menyeleksi citra-citra yang telah dikumpulkan. Hal itu dikarenakan banyak di antara citra-citra yang dikumpulkan tersebut yang kurang sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini. Seperti kurang cerah ataupun terlalu cerah. Oleh karena itu perlu dilakukan seleksi terlebih dahulu untuk mendapat citra yang baik dalam hal kecerahan dan ketajaman. Setelah dilakukan seleksi, data citra wajah yang dapat digunakan untuk proses selanjutnya yaitu 60 citra yang terdiri dari 15 citra individu dengan umur 6—11 tahun, 15 citra individu dengan umur 12—25 tahun, 15 citra individu dengan umur 26—45 tahun, dan 15 citra individu dengan umur 46—65 tahun. Rincian data citra yang digunakan dalam penelitian ini dicantumkan pada lampiran. Untuk penamaan data citra tersebut dapat ditunjukkan sebagai berikut:

1. Kelompok 1 (umur 6—11 tahun): Citra1-01, Citra1-02, Citra1-03, ..., dan Citra1-15
2. Kelompok 2 (umur 12—25 tahun): Citra2-01, Citra2-02, Citra2-03, ..., dan Citra2-15
3. Kelompok 1 (umur 26—45 tahun): Citra3-01, Citra3-02, Citra3-03, ..., dan Citra3-15
4. Kelompok 1 (umur 46—65 tahun): Citra4-01, Citra4-02, Citra4-03, ..., dan Citra4-15

Tabel 1. Contoh data citra wajah dari setiap kelompok yang digunakan pada penelitian

No.	Citra Wajah	Kelompok
1.		Kelompok 1
2.		Kelompok 2

3.		Kelompok 3
4.		Kelompok 4

Setelah data citra terkumpul, dilakukan pemotongan (*cropping*) setiap citra tepat pada bagian wajah. Pemotongan tersebut dilakukan bertujuan untuk memfokuskan pendeteksian kerutan hanya dari penampakan kulit wajah. Karena dalam pengambilan data (citra), belum tentu didapat posisi yang sempurna tepat pada wajah.



(a) Citra asli

(b) Citra hasil pemotongan

Gambar 3. Hasil pemotongan citra dari salah satu data citra

Segmentasi Citra dari Data Citra

Proses segmentasi citra dalam penelitian ini dilakukan dengan tujuan mengubah data citra yang merupakan citra RGB (*Red Green Blue*) menjadi citra tepi Canny. Proses ini diawali dengan mengkonversi data citra menjadi citra HSV (*Hue Saturation Value*), selanjutnya dikonversi lagi menjadi citra *grayscale*. Kemudian input data citra yang sudah berupa citra *grayscale* dilakukan deteksi tepi Canny.

Penghitungan Dimensi Fraktal Citra

Berikut diberikan contoh perhitungan dimensi fraktal untuk citra1-08. Seperti yang telah dijelaskan di bab sebelumnya, proses penghitungan diawali dengan menutup citra dengan kotak-kotak persegi berukuran $r \times r$. Kemudian dihitung banyaknya kotak yang tertutup oleh kontur berwarna putih pada citra atau $N(r)$. Hitung

pula nilai $\log(1/r)$ dan $\log(N(r))$. Berikut beberapa nilai r yang digunakan beserta nilai $N(r)$, $\log(1/r)$, dan $\log(N(r))$ yang dihasilkan ditunjukkan pada Tabel 4.3 berikut:

Tabel 2. Nilai r , $N(r)$, $\log(1/r)$, dan $\log(N(r))$ untuk

citra "citra1-08"

R	N(r)	$\log(1/r)$	$\log(N(r))$
1	1	0	0
2	4	-0,301	0,602
4	14	-0,602	1,146
8	43	-0,903	1,633
16	139	-1,204	2,143
32	488	-1,505	2,688
64	1482	-1,806	3,171

Selanjutnya dari nilai $\log(1/r)$ dan $\log(N(r))$ tersebut dibuat garis lurus serta dihitung kemiringannya menggunakan persamaan (11)

$$\alpha = \frac{[(0,0) + (-0,301, 0,602) + (-0,602, 1,146) + (-0,903, 1,633) + (-1,204, 2,143) + (-1,505, 2,688) + (-1,806, 3,171)] - [(0 - 0,301 - 0,602 - 0,903 - 1,204 - 1,505 - 1,806) \cdot (-0,602 + 1,146 + 1,633 + 2,143 + 2,688 + 3,171)]}{[0^2 + (-0,301)^2 + (-0,602)^2 + (-0,903)^2 + (-1,204)^2 + (-1,505)^2 + (-1,806)^2] - [(0 - 0,301 - 0,602 - 0,903 - 1,204 - 1,505 - 1,806)^2]}$$

$$\alpha = \frac{-14,698131 - \frac{[-6,321, 12,318]}{7}}{8,244691 - \frac{[-6,321]^2}{7}}$$

$$\alpha = \frac{-14,698131 + 11,123154}{8,244691 - 5,707863}$$

$$\alpha = \frac{-3,574977}{2,536826}$$

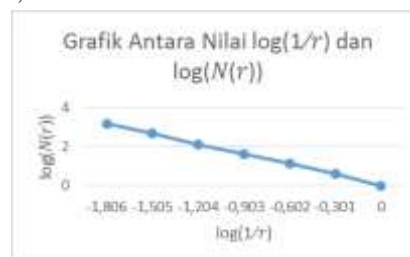
$$\alpha = -1,4092311$$

$$FD = -\alpha$$

$$FD = -(-1,4092311)$$

$$FD = 1,4092311$$

Jadi, nilai dimensi fraktal dari "citra1-08" adalah 1,4092.



Gambar 4. Grafik antara nilai $\log(1/r)$ dan $\log(N(r))$ untuk "citra1-08" (kelompok 1)

Selanjutnya, untuk menghitung nilai dimensi fraktal untuk setiap data citra, dilakukan menggunakan bantuan matlab.

Klasifikasi

Tahap klasifikasi diawali dengan pembagian data menggunakan metode *cross validation*, lebih tepatnya yaitu *k-fold cross validation*. Metode ini akan membagi data menjadi k partisi/kelompok secara acak. Nilai k yang digunakan adalah $k=5$. Pemilihan nilai $k=5$ pada metode ini salah satunya akan digunakan sebagai banyaknya partisi/kelompok yang akan dibentuk. Oleh karena itu, nilai 5 dipilih agar partisi/kelompok yang dibentuk nantinya tidak terlalu banyak ataupun terlalu sedikit dan data citra dapat terbagi dengan rata.

Kemudian pada tahap klasifikasi dilakukan dengan metode κ -Nearest Neighbor (κ NN). Setelah dilakukan pengelompokan data secara acak menjadi 5 partisi/keolompok menggunakan metode *5-fold cross validation*, selanjutnya dilakukan 5 kali percobaan/iterasi dalam proses klasifikasi menggunakan metode κ NN. Iterasi dilakukan sebanyak 5 kali sesuai dengan nilai k yang dipilih dalam metode *k-fold cross validation*. Dalam setiap iterasi, 4 partisi digunakan sebagai data latih dan 1 partisi sebagai data uji. Oleh karena itu untuk mendapatkan kelompok dari setiap data maka setiap partisi harus menjadi data uji sehingga harus dilakukan 5 kali iterasi. Berikut contoh salah satu proses klasifikasi menggunakan metode κ NN dengan $\kappa = 5$.

Misal akan ditentukan kelompok dari data ke-28 (Citra2-13) dengan $\kappa = 5$. Data ke-28 mempunyai nilai dimensi sebesar 1,4942. Data ke-28 terdapat pada partisi 5, artinya data uji terdapat pada partisi 5 sehingga partisi 1, 2, 3, dan 4 menjadi data latih. Berikut langkah-langkah dalam menentukan kelompok dari data ke-28:

1. Menentukan nilai κ yaitu 5. Artinya jumlah tetangga terdekat yang akan diambil adalah 5.
2. Menghitung jarak Euclid antara data ke-28 dengan masing-masing data latih dengan menggunakan persamaan (2.41), yaitu:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2}$$

Karena jarak yang dihitung yaitu dari data ke-28 dengan data pada partisi ke 1, 2, 3, dan 4 maka persamaan (2.41) dapat diubah menjadi:

$$D(x, y) = \sqrt{(x_{28} - y_n)^2} \quad n = \text{urutan data pada partisi data latih}$$

Berikut diberikan contoh penghitungan jarak data ke-28 dengan beberapa data latih:

- Jarak antara data ke-28 (Citra2-13) dengan data ke-1 (Citra1-01) pada partisi ke-1:

$$D(28,1) = \sqrt{(1,4942 - 1,3244)^2} \\ = 0,1698$$

- Jarak antara data ke-28 (Citra2-13) dengan data ke-4 (Citra1-04) pada partisi ke-2:

$$D(28,1) = \sqrt{(1,4942 - 1,3772)^2} \\ = 0,117$$

3. Seterusnya penghitungan tersebut dilakukan sampai diperoleh nilai jarak data ke-28 dengan semua data pada partisi 1, 2, 3, dan 4 sebagai data latih.
4. Mengurutkan semua data latih dari data yang mempunyai nilai jarak Euclid terkecil ke data yang mempunyai nilai jarak Euclid terbesar. Berdasarkan urutan tersebut, 5 tetangga terdekat dengan data ke-28 yaitu data ke-25, data ke-26, data ke-27, data ke-29, dan data ke-30.
5. Dari 5 tetangga terdekat data ke-28 tersebut, 4 data diantaranya termasuk kelompok 2. Jadi, dapat disimpulkan bahwa data ke-28 termasuk dalam kelompok 2.

Selanjutnya proses klasifikasi kelompok umur dari tiap citra pada partisi 5 menggunakan metode κ NN dengan $\kappa = 5$ dilakukan menggunakan matlab.

Penghitungan Nilai Akurasi Hasil Klasifikasi

Selanjutnya dilakukan penghitungan nilai akurasi hasil klasifikasi menggunakan metode κ NN dengan $\kappa = 5$ untuk data uji partisi 5. Penghitungan akurasi tersebut dapat ditunjukkan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{banyaknya data benar}}{\text{banyaknya data keseluruhan}} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{11}{12} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 91,67\%$$

Sedangkan untuk error dapat dihitung sebagai berikut:

$$\text{Error} = \frac{\text{banyaknya data salah}}{\text{banyaknya data keseluruhan}} \times 100\%$$

$$\text{Error} = \frac{1}{12} \times 100\%$$

$$\text{Error} = 8,33\%$$

Jadi, nilai akurasi dan error dari klasifikasi data citra menggunakan metode κ NN dengan $\kappa = 5$ dan proses pengujian menggunakan *5-fold cross validation* untuk data uji partisi 5 berturut-turut adalah 91,67% dan 8,33%.

Pembahasan

Setelah itu dilakukan proses klasifikasi menggunakan κ NN, dimana telah dipaparkan proses klasifikasi menggunakan κ NN dengan $\kappa = 5$. Kemudian dilakukan lima kali iterasi dalam klasifikasi menggunakan 5NN. Hal itu dikarenakan nilai $k=5$ sehingga terdapat 5 partisi data dan dalam setiap iterasi salah satu partisi digunakan sebagai data uji dan partisi yang lain sebagai data latih. Tiap iterasi yang dilakukan menghasilkan error sebagai berikut:

$$E_1 = 0,1667; E_2 = 0,1667; E_3 = 0,25; E_4 = 0,1667; E_5 = 0,0833$$

. Kemudian dapat dihitung rata-rata errornya yaitu:

$$E = \frac{E_1 + E_2 + E_3 + E_4 + E_5}{5}$$

$$E = \frac{0,1667 + 0,1667 + 0,25 + 0,1667 + 0,0833}{5}$$

$$E = \frac{0,8333}{5}$$

$$E = 0,1667$$

Nilai akurasi yang dihasilkan yaitu: $1 - 0,1667 = 0,8333$. Apabila dijadikan bentuk persen

maka nilai akurasinya yaitu 83,33%. Jadi, klasifikasi kelompok umur manusia berdasarkan analisis dimensi fraktal menggunakan 5NN dan pembagian data menggunakan *5-fold cross validation* memiliki akurasi 83,33%. Berikut rincian hasil klasifikasi menggunakan 5NN yang telah dilakukan dengan 5 kali iterasi.

Selanjutnya untuk mendapatkan hasil akurasi yang optimal, dilakukan percobaan menggunakan nilai κ yang berbeda untuk proses klasifikasi menggunakan κNN dengan langkah-langkah klasifikasi sama dengan yang telah dipaparkan sebelumnya.

Tabel 3. Hasil percobaan klasifikasi dengan κNN , $\kappa = 1$ sampai $\kappa = 12$

Nilai κ	Error	Akurasi (%)
1	0,1	90
2	0,0166	98,34
3	0,05	95
4	0,0833	91,67
5	0,1667	83,33
6	0,05	95
7	0,1334	86,66
8	0,0833	91,67
9	0,1333	86,67
10	0,0833	91,67
11	0,1	90
12	0,0666	93,34

Dari percobaan penggunaan nilai κ yang berbeda-beda yaitu $\kappa = 1$ sampai $\kappa = 12$ didapat bahwa hasil akurasi tertinggi diperoleh ketika nilai $\kappa = 2$ yaitu dengan persentase 98,34%. Oleh karena itu, untuk mendapat hasil klasifikasi yang optimal dapat digunakan $\kappa = 2$ untuk metode klasifikasi menggunakan κNN . Sedangkan persentase akurasi paling kecil didapat ketika $\kappa = 5$ yaitu dengan persentase 83,33%. Dari hasil percobaan dengan 12 nilai κ yang berbeda dan persentase akurasi optimal sebesar 98,34%, dapat disimpulkan bahwa analisis

dimensi fraktal *box counting* cocok digunakan untuk klasifikasi kelompok umur manusia dari citra wajah dengan deteksi tepi Canny sebagai parameter untuk menganalisis intensitas kerutan wajah.

PENUTUP

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis hasil penelitian dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Citra tepi wajah yang telah dihitung nilai dimensi fraktalnya menggunakan metode *box counting* memiliki nilai dimensi yang semakin besar seiring dengan umur individu yang ada di citra tepi wajah tersebut. Dalam kata lain nilai dimensi fraktal suatu citra tepi wajah berbanding lurus dengan umur individu dalam citra tersebut.
2. Klasifikasi kelompok umur manusia berdasarkan analisis dimensi fraktal *box counting* menggunakan κNN menghasilkan persentase akurasi sebesar 95% dengan nilai $\kappa = 1, 2, \text{ dan } 4$. hal itu menunjukkan bahwa analisis dimensi fraktal *box counting* dapat digunakan untuk klasifikasi kelompok umur manusia dari citra tepi wajah menggunakan deteksi tepi Canny.

Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya berdasarkan penelitian ini yaitu agar dihimpun lebih banyak data citra untuk mendapat akurasi yang lebih baik serta penelitian dapat lebih meyakinkan pembaca.

DAFTAR PUSTAKA

- Anonim. 2013. *Empat Tipe Dasar Citra Digital*. Termuat di: <https://catatanpeneliti.wordpress.com/2013/06/04/empat-tipe-dasar-citra-digital/>. (Diakses pada tanggal 17 Mei 2016, pukul 08.05)
- Bhatia, Nitin dan Vandana. 2010. *Survey of Nearest Neighbor Techniques*. *Journal of Computer Science and Information Security*. Vol. 8: pp 302-305.
- Cattin, Philippe. 2016. *Digital Image Fundamentals*. Termuat di: <https://miac.unibas.ch/SIP/02-Fundamentals.html>. (Diakses pada tanggal 16 Mei 2016, pukul 07.40).
- Fajar. 2016. *JS: Mengubah Warna RGB Menjadi HSV*. Termuat di: <https://meramukoding.jar2.net/js-mengubah-warna-rgb-menjadi-hsv/>. (Diakses pada tanggal 16 Mei 2016, pukul 07.47).
- Gonzalez, R. C. (2004). *Digital Image Processing using Matlab* (1st ed.). United State of America: Pearson Prentice Hall.
- Hardiantara, Kurniawan. 2011. *Pencegahan Keriput*. Termuat di: http://kurniawan-h-fisip08.web.unair.ac.id/artikel_detail-37227-keehatan-pencegahan%20keriput.html. (Diakses

pada tanggal 3 Mei 2016, pukul 07:05).

- Juneja, Mamta dan Sandhu, Parvinder Singh. 2009. *Performance Evaluation of Edge Detection Techniques for Images in Spatial Domain*. International Journal of Computer Theory and Engineering. Vol. 1: pp 614-621.
- Kadir, Abdul. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi.
- Peitgen H. O., Jurgens H., Saupe D., Hosselbarth C., Maletsky E.. 1992. *Fractal for Classroom Part 1: Introduction to fractal and Chaos*. New York: Springer-Verlag.
- Prasetyo, Eko. 2011. *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Raman, M. dan Himanshu, A., 2009. *Study and comparison of various image edge detection techniques*. Internasional Journak of Image Process. Vol. 3(1): pp 1–11.
- Riyanto. (2009). *Praktikum 3. Dasar Pengolahan Citra (2)*. Surabaya: eepis.
- Sugiyono. 2012. *Metode Penelitian Kombinasi (Mixed Methods)*. Bandung: CV Alfabeta.
- Yarlagadda, Anuradha, Murthy, J.V.R., dan Prasad, M.H.M. Krishna. 2014. *A novel method for human age group Classification based on Correlation Fractal Dimension of facial edges*. *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences* (2015). Vol. 27: pp 468–476.

