

ANALISIS KEPADATAN TULANG MANUSIA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

HUMAN BONE DENSITY ANALYSIS USING SUPPORT VECTOR MACHINE

Thariq Auzan Arkani¹, Rita Magdalena², Raditiana Patmasari³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung

¹auzans@student.telkomuniversity.ac.id, ²ritamagdalen@telkomuniversity.ac.id,

³raditiana@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Kepadatan tulang manusia sangatlah penting karena tulang berfungsi sebagai penopang tubuh. Pengeroposan tulang dapat terjadi pada setiap orang dan juga tidak dapat diketahui oleh penderita karena tidak ada gejala spesifik yang ditimbulkan. Oleh karena itu, pendeteksian perlu dilakukan agar pengeroposan tulang dapat ditangani dengan segera sebelum menjadi fatal. Dalam makalah ini, telah dirancang sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan tulang normal dan tulang osteoporosis. Data yang digunakan adalah hasil *x-ray* tulang normal dan tulang osteoporosis pada bagian tulang belakang yang akan diolah dengan citra digital. Sistem ini menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi ciri dan *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi data. Hasil yang didapat pada makalah ini adalah sebuah sistem yang dapat mengklasifikasikan kepadatan tulang menjadi dua jenis tulang, yaitu tulang normal dan tulang osteoporosis. Sistem ini memiliki akurasi sebesar 83,333%.

Kata Kunci: Kepadatan Tulang, Citra Digital, *Gray Level Co-occurrence Matrix*, *Support Vector Machine*

Abstract

The density of human bones is very important because bones function as a support for the body. Bone loss can occur to everyone and also cannot be known by patients because there are no specific symptoms caused. Because of that, detection needs to be done so that bone loss can be treated immediately before it becomes fatal. In this paper, a system that can classify normal bone and osteoporosis bone has been designed. The data used is the result of x-ray on normal bone and osteoporosis bone in the backbone, which will be processed with digital images. This system uses the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method to extract features and Support Vector Machine (SVM) to classify data. The results obtained from this paper is a system simulation that can classify bone density into two types of bones, namely normal bone and osteoporosis bone. This system has an accuracy of 83,333%.

Keywords: *Bone Density, Digital Image, Gray Level Co-occurrence Matrix, Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

Tubuh manusia terdiri dari banyak organ yang saling berkaitan, salah satunya adalah tulang. Tulang harus memiliki tingkat kepadatan yang baik sehingga dapat berfungsi sesuai dengan fungsinya tanpa ada masalah. Osteoporosis merupakan suatu penyakit yang terjadi pada bagian tulang, khususnya pada kepadatan tulang. Penyakit ini rentan menyerang wanita di usia empat puluh keatas karena kepadatan tulang mulai menurun, tetapi tidak menutup kemungkinan untuk menyerang semua orang dengan jenis kelamin tertentu dan usia tertentu[1]. Penyakit osteoporosis sangat berbahaya bagi tulang karena dampak yang akan ditimbulkannya sangat fatal, yaitu tulang menjadi keropos dan rentan patah[2].

Dual Energy X-Ray Absorptiometry (DEXA) adalah alat yang biasa digunakan untuk mendeteksi penyakit osteoporosis. Akan tetapi di Indonesia ketersediaan alat ini masih terbatas dibandingkan *X-Ray* yang sudah banyak tersedia dan biayanya yang tidak semahal DEXA[3]. Namun, hasil dari *X-Ray* hanya berupa foto rontgen yang perlu diproses lebih lanjut untuk mengetahui tingkat kepadatan tulang.

Pada makalah [4], telah dibuat sistem klasifikasi kepadatan tulang dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang memiliki tingkat akurasi sistem sebesar 76,9231%. Pada makalah ini menggunakan citra hasil *X-Ray* bagian tulang belakang sebagai data latih dan uji, metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi ciri, dan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi data.

2. Dasar Teori

2.1 Osteoporosis

Osteoporosis adalah salah satu penyakit tulang yang menyebabkan pengeroposan tulang yang ditandai oleh kepadatan tulang mulai berkurang dan kualitas tulang menurun, penyakit ini termasuk ke dalam golongan *silet disease* karena terjadi penurunan kepadatan tulang yang sangat progresif namun tidak menampilkan gejala yang spesifik[5].

Adanya gangguan pada metabolisme tulang adalah penyebab terjadinya osteoporosis. Pada keadaan normal, sel pembangun (osteoblas) dan sel pembongkar (osteoklas) bekerja secara bergiliran dan teratur sehingga tidak terjadi kelainan pada tulang. Tetapi apabila kerja osteoklas melebihi kerja osteoblas, maka tulang akan berkurang kepadatannya dan menjadi keropos[6].

2.2 Citra Digital

Pengolahan citra digital secara umum menunjuk pada pengolahan gambar 2 dimensi menggunakan komputer. Citra digital merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai real maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit. Suatu citra dapat dikatakan sebagai fungsi $f(x, y)$ berukuran M baris dan N kolom, dengan x dan y adalah koordinat spasial. Nilai dari suatu irisan antara baris dan kolom (pada posisi x, y) disebut dengan *picture elements*, *image elements*, *pels*, atau *pixels*. Tetapi istilah yang sering digunakan dalam citra digital adalah *pixel*[7].

2.2.1 Citra Biner

Citra biner adalah citra digital yang hanya memiliki dua nilai, yaitu 0 dan 1. Nilai 0 mewakili warna hitam dan nilai 1 mewakili warna putih. Hanya dibutuhkan 1 bit untuk mewakili nilai setiap *pixel* dari citra biner. Citra biner juga dapat disebut dengan citra monokrom atau *Black and White* (B&W)[7].

2.2.2 Citra Grayscale

Citra *grayscale* adalah salah satu citra digital yang hanya memiliki satu nilai kanal pada setiap *pixel*, yang berarti nilai bagian *Red=Green=Blue*. Nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan tingkat intensitas warna. Pada setiap *pixel* mewakili derajat keabuan dimulai dari 0 hingga 255, yang berarti setiap *pixel* memiliki kedalaman warna 8 bit atau 1 *byte*[7].

2.2.3 Citra Warna

Pada citra warna setiap *pixel* memiliki warna merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*). Masing-masing warna memiliki nilai 8 bit sehingga setiap warna memiliki *range* dari 0 hingga 255. Variasi yang dihasilkan oleh citra warna ini adalah 255^3 karena memiliki 3 warna dasar, sehingga dapat menghasilkan 16,581,375 variasi warna berbeda[8].

2.3 Histogram Citra

Histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran nilai-nilai intensitas *pixel* dari suatu citra atau bagian tertentu di dalam citra. Dari sebuah histogram dapat diketahui frekuensi kemunculan *relative* dari intensitas pada citra tersebut. Histogram juga dapat menunjukkan banyak hal tentang *brightness* dan *contrast* dari sebuah citra[9].

2.3.1 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE merupakan metode peningkatan *contrast* adaptif yang didasarkan pada *Adaptive Histogram Equalization* (AHE), histogram dihitung untuk wilayah kontekstual suatu *pixel*. Intensitas *pixel* diubah menjadi nilai dalam rentang tampilan yang proporsional dengan peringkat intensitas *pixel* dalam histogram intensitas lokal[10]. CLAHE membatasi penguat dengan memotong histogram pada nilai yang ditentukan pengguna yang disebut dengan *cliplimit*. *Cliplimit* ini menentukan berapa banyak *noise* dalam histogram yang akan dihaluskan dan berapa banyak *contrast* yang akan ditingkatkan[11].

2.4 Otsu Thresholding

Metode Otsu merupakan metode dalam segmentasi citra yang menghitung nilai *threshold* secara otomatis berdasarkan citra masukan. Pendekatan yang digunakan oleh metode Otsu adalah dengan analisis diskriminan yaitu menentukan suatu variabel yang dapat membedakan antara dua atau lebih kelompok yang muncul secara alami. Analisis diskriminan akan memaksimumkan variabel tersebut agar dapat membagi objek latar depan dan latar belakang. Tujuan dari metode Otsu adalah membagi histogram citra *gray level* ke dalam dua daerah yang berbeda secara otomatis tanpa membutuhkan bantuan user untuk memasukkan nilai *threshold*[12].

2.5 Filling Holes

Tujuan dari *filling holes* adalah mengisi keseluruhan region dengan nilai 1. Operasi ini menggunakan acuan berdasarkan nilai *pixel* tetangganya. Citra masukan merupakan citra biner yang memiliki lubang, kemudian dilakukan proses *filling holes* sehingga diperoleh segmen objek yang pejal/solid[13].

2.6 Morfologi

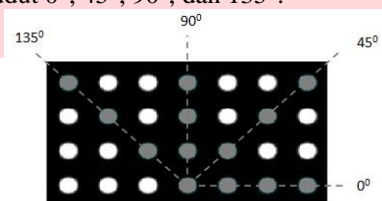
Morfologi di dunia digital dapat diartikan sebagai sebuah cara untuk mendeskripsikan ataupun menganalisa bentuk dari suatu objek digital[7]. Pada operasi morfologi, nilai dari tiap *pixel* pada citra keluaran didasarkan pada perbandingan dari *pixel* pada citra masukan dengan *pixel* di sekitarnya[13]. Morfologi mempunyai dua operator dasar, yaitu dilasi dan erosi yang biasa digunakan untuk mengekstrak komponen yang diinginkan dalam sebuah citra. Dalam penggunaannya, Morfologi selalu melibatkan sebuah citra dan *structuring element* (strel). Strel adalah bentuk dasar dari suatu objek yang digunakan untuk menganalisis struktur geometri dari objek lain yang lebih besar dan kompleks[14].

2.6.1 Dilasi

Dilasi merupakan suatu proses penambahan *pixel* pada batasan dari objek dalam suatu citra sehingga citra akan menjadi lebih besar ukurannya dibandingkan dengan citra sebelum dilakukannya proses dilasi. Dilasi bertujuan untuk memperbesar ukuran segmen objek dengan menambah lapisan di sekeliling objek[13].

2.7 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM merupakan salah satu metode ekstraksi ciri. GLCM memiliki sekumpulan informasi intensitas keabuan dari suatu *pixel* dengan tetangganya pada jarak dan orientasi yang tetap. Citra di *scan* untuk mencari tanda intensitas keabuan dari setiap dua buah *pixel* yang terpisah dengan jarak d dan sudut θ yang tetap[15]. Gambar 1 menampilkan 4 arah dari sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° .



Gambar 1 Arah dari Sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° [16]

2.7.1 Ciri Statistik pada GLCM

Pada makalah ini akan menggunakan 4 ciri statistik dari total 14 ciri, yaitu[17]:

1. *Contrast*, merupakan sebuah pengukuran intensitas keabuan antara *pixel* yang berbeda dengan dengan *pixel* tetangganya, yang didefinisikan dengan persamaan

$$CON = \sum_i \sum_j p_{i,j}(i,j)^2. \quad (2.1)$$

2. *Energy (Angular Second Moment)*, digunakan untuk mengukur konsentrasi pasangan intensitas pada matriks *co-occurrence*, dan didefinisikan dengan persamaan

$$ASM = \sum_i \sum_j p_{i,j}^2. \quad (2.2)$$

3. *Homogeneity (Inverse Different Moment)*, kebalikan dari *contrast*, yaitu untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas dalam citra yang didefinisikan dengan persamaan

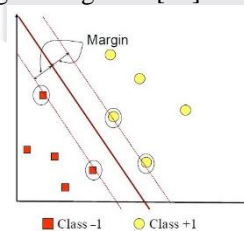
$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{p_{i,j}}{1+(i-j)^2}. \quad (2.3)$$

4. *Correlation*, menunjukkan bagaimana *pixel* referensi dihubungkan dengan tetangganya, dan didefinisikan dengan persamaan

$$COR = \sum_i \sum_j \frac{(i-\mu_r)(j-\mu_c)p_{i,j}}{\sqrt{\sigma_r^2 \sigma_c^2}}. \quad (2.4)$$

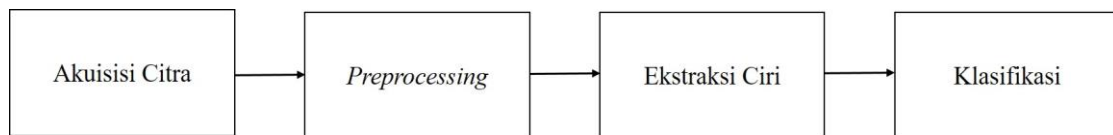
2.8 Support Vector Machine (SVM)

SVM adalah suatu *classifier* yang dapat menganalisis data dan mengenali pola. himpunan data input diambil oleh SVM untuk diprediksi, kemungkinan input adalah anggota dari salah satu kelas dari total dua kelas yang ada, karena itu SVM termasuk sebagai *classifier* non-probabilistik linier biner[18]. Dengan mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya, *hyperplane* terbaik dapat ditemukan. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan pola terdekat dari masing-masing kelas[19]. Gambar 2 menampilkan *hyperplane*.



Gambar 2 *Hyperplane* SVM Memisahkan dua kelas[19]

3. Perancangan Sistem

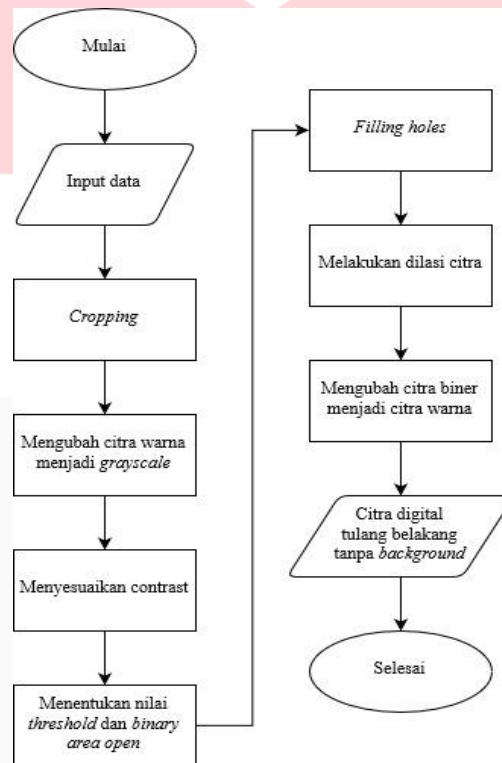


Gambar 3 Diagram Blok Sistem Klasifikasi Kepadatan Tulang

3.1 Akuisisi Citra

Akuisisi Citra merupakan proses untuk mendapatkan data yang selanjutnya akan digunakan untuk menjadi data latih dan data uji dari sistem. Pada makalah ini menggunakan citra digital yang didapat dari hasil rontgen pada bagian tulang belakang. citra digital yang digunakan memiliki format *.bmp.

3.2 Preprocessing



Gambar 4 Diagram Alir Preprocessing

Tahapan yang dilakukan pada preprocessing ini yaitu:

1. Data input berupa citra digital yang memiliki format *.bmp.
2. Melakukan *cropping* untuk memfokuskan pada bagian tulang belakang.
3. Mengubah citra warna menjadi citra *grayscale*.
4. Menyesuaikan *contrast* dengan metode CLAHE.
5. Menentukan nilai dari *threshold* dan *Binary area open* agar bagian tulang belakang dapat dipisahkan dengan *background*, dan mengubah menjadi citra biner.
6. Menggunakan metode *fills holes* agar bagian yang kosong pada tulang belakang tidak salah terdeteksi sebagai *background*.
7. Melakukan dilasi pada citra yang telah melewati proses *fills holes*.
8. Mengubah citra biner menjadi citra warna.
9. Didapat citra digital tulang belakang tanpa *background*.

3.3 Ekstraksi Ciri Dengan GLCM

Pada tahap ini, data citra digital akan di ekstraksi menggunakan metode GLCM agar setiap data dapat dikenali dan dapat dibedakan antara satu data dengan data lainnya. Ciri-ciri yang didapat dimasukkan ke dalam *database* yang akan digunakan oleh *classifier* untuk menentukan jenis kepadatan tulang.

3.4 Klasifikasi Dengan SVM

Setelah sistem selesai melakukan ekstraksi ciri, selanjutnya sistem akan mengklasifikasi data. SVM adalah metode yang digunakan pada makalah ini, SVM akan dilatih terlebih dahulu dan akan membuat *hyperplane* untuk memisahkan tulang normal dengan tulang penderita osteoporosis sebagai acuan SVM untuk mengklasifikasikan

data uji, hasil yang diperoleh pada saat latih akan dimasukkan ke dalam *database*. SVM akan mengklasifikasi data dengan cara melihat posisi ciri tulang uji terhadap *hyperplane* yang terdapat di dalam *database*.

3.5 Parameter Performa

Hasil dari makalah ini adalah sistem yang mampu membedakan tulang manusia normal dengan tulang manusia penderita osteoporosis dengan tingkat akurasi tinggi. Tingkat akurasi adalah parameter performa dari sistem yang dapat dihitung dengan persamaan

$$Akurasi = \frac{TruePositif + TrueNegative}{TruePositif + TrueNegative + FalseNegative + FalsePositif} \times 100\%$$

4. Pengujian Sistem dan Analisis

Pada tahap ini akan dicari nilai parameter yang paling sesuai agar sistem menghasilkan performa terbaik.

4.1 Pengujian Threshold

Tabel 1 Hasil Pengujian *Threshold* Terhadap Akurasi Sistem

Nilai Pengali <i>Threshold</i>	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
0.9	76,666%	1.5625
0.97	83,333%	1.1093
1	73,333%	1.09375
1.03	66,666%	1.171875
1.3	56,666%	1.3593

Dari tabel 1, dapat disimpulkan tingkat akurasi paling baik yang akan digunakan pada penelitian ini didapat pada saat hasil *threshold* Otsu dikali dengan 0.97.

4.2 Pengujian Binary Area Open

Tabel 2 Hasil Pengujian *binary area open* Terhadap Akurasi Sistem

<i>Binary Area Open</i>	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
60	83,333%	1.1093
70	83,333%	1.46875
80	73,333%	1.671875
90	76,666%	1.15625
100	70%	1.453125

Dari tabel 2, dapat disimpulkan tingkat akurasi paling baik yang akan digunakan pada penelitian ini didapat pada saat *binary area open* bernilai 60 dan 70.

4.3 Pengujian Dilasi

Tabel 3 Hasil Pengujian Radius *Disk* Terhadap Akurasi Sistem

Radius <i>Disk</i>	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
1	66,666%	1.890625
2	80%	1.21875
3	83,333%	1.1093
4	80%	1.546875

Dari tabel 3, dapat disimpulkan tingkat akurasi paling baik yang akan digunakan pada penelitian ini didapat pada saat radius *disk* bernilai 3.

4.4 Pengujian GLCM

Tabel 4 Hasil Pengujian Jarak dan Arah Sudut GLCM Terhadap Akurasi Sistem

GLCM		Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
Arah	Jarak		
0°	1	83,333%	1.1093
	2	83,333%	1.453125
	3	76,666%	1.28125
45°	1	76,666%	1.4375
	2	73,333%	1.234375
	3	66,666%	1.390625
90°	1	66,666%	1.203125
	2	66,666%	1.703125
	3	66,666%	1.34375
135°	1	76,666%	1.46875
	2	76,666%	1.375

	3	73,333%	1.671875
--	---	---------	----------

Dari tabel 4, dapat disimpulkan tingkat akurasi paling baik yang akan digunakan pada penelitian ini didapat pada saat GLCM menggunakan arah 0° dan jarak *pixel* tetangganya bernilai 1 dan 2.

4.5 Pengujian Kombinasi Ciri Statistik GLCM

Tabel 5 Hasil Pengujian Kombinasi Ciri Statistik GLCM Terhadap Akurasi Sistem

Kombinasi	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
<i>Contrast Correlation Energy Homogeneity</i>	83,333%	1.4375
<i>Contrast Correlation Energy</i>	73,333%	1.828125
<i>Contrast Correlation Homogeneity</i>	70%	1.984375
<i>Correlation Energy Homogeneity</i>	80%	1.640625
<i>Correlation Energy Homogeneity</i>	76,666%	1.65625
<i>Contrast Correlation</i>	56,666%	1.796875
<i>Contrast Energy</i>	66,666%	1.34375
<i>Contrast Homogeneity</i>	73,333%	1.390625
<i>Correlation Energy</i>	60%	1.609375
<i>Correlation Homogeneity</i>	73,333%	1.73
<i>Energy Homogeneity</i>	83,333%	1.1093

Dari tabel 4, dapat disimpulkan tingkat akurasi paling baik yang akan digunakan pada penelitian ini didapat pada saat GLCM menggunakan kombinasi ciri statistik (*contrast correlation energy homogeneity*) dan (*energy homogeneity*).

4.6 Pengujian Kernel SVM

Tabel 6 Hasil Pengujian Kernel SVM Terhadap Akurasi Sistem

Kernel SVM	Akurasi	Waktu Komputasi (detik)
<i>Linear</i>	60%	2.046875
<i>Gaussian</i>	83,333%	1.1093
<i>Polynomial</i>	73,333%	1.640625

Dari tabel 6, dapat disimpulkan tingkat akurasi paling baik yang akan digunakan pada penelitian ini didapat pada saat SVM menggunakan kernel *gaussian*.

5. Kesimpulan

Dari hasil analisis terhadap pengujian sistem analisis kepadatan tulang manusia menggunakan metode SVM, dapat disimpulkan bahwa:

1. Pengaturan kekuatan daya tembus dan kapasitas radiasi yang digunakan oleh alat rontgen untuk mengambil citra tulang akan mempengaruhi tingkat akurasi.
2. Sistem yang telah dirancang mampu menganalisis kepadatan tulang dengan akurasi yang cukup tinggi.
3. Pada saat nilai *threshold* otsu 0.97, dengan *binary open area* bernilai 60 atau 70, dan radius *disk* pada dilasi sebesar 3, didapatkan akurasi yang paling tinggi, yaitu 83,333%.
4. Parameter GLCM paling baik adalah saat menggunakan arah sudut 0° dan jarak *pixel* 1 atau 2.
5. Kombinasi ciri statistik GLCM paling baik adalah saat menggunakan 4 ciri statistik (*contrast, correlation, energy, dan homogeneity*) dan 2 ciri statistik (*energy dan homogeneity*).
6. Parameter SVM yang paling baik pada sistem ini adalah saat menggunakan kernel *gaussian*.

6. Saran

Saran yang dapat diberikan oleh penulis untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan penambahan pada tahap *preprocessing* agar proses ekstraksi ciri dapat dilakukan lebih optimal, dan perancangan sistem dengan metode lain sehingga dapat dibandingkan performa sistem yang lebih tinggi.

Daftar Pustaka

- [1] Y. Syam, D. Noersasongko, and H. Sunaryo, "Fraktur akibat osteoporosis," *J. e-CliniC*, vol. 2, no. 2, 2014.
- [2] N. M. S. D. Lestari, "LATIHAN FISIK DAN OSTEOPOROSIS PADA WANITA POSTMENOPAUSE," pp. 92–101, 2016.
- [3] M. Ramadani, "Faktor-Faktor Resiko Osteoporosis Dan Upaya Pencegahannya," *J. Kesehat. Masy.*, vol. 4, no. 2, pp. 111–115, 2010.
- [4] A. Dayan, A. Ratri Dwi, and F. Hilman, "Simulasi dan Analisis Sistem Klasifikasi Kepadatan Tulang Menggunakan Citra X-Ray," 2018.
- [5] F. F. Dieny and D. Y. Fitranti, "Faktor risiko osteoporosis pada wanita usia 40-80 tahun: status menopause dan obesitas," *J. Gizi Klin. Indones.*, vol. 14, no. 2, pp. 45–55, 2017, doi: 10.22146/ijcn.24872.
- [6] Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI, *Data & Kondisi Penyakit Osteoporosis di Indonesia*. 2015.
- [7] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*. Penerbit Andi, 2010.
- [8] R. Kusumanto and A. N. Tompunu, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK MENDETEKSI OBYEK MENGGUNAKAN PENGOLAHAN WARNA MODEL NORMALISASI RGB," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011 (Semantik 2011)*, 2011, doi: 10.1016/S0166-1116(08)71924-1.
- [9] R. Munir, *Pengolahan CITRA DIGITAL dengan pendekatan algoritmik*. Penerbit Informatika, 2004.
- [10] J. Majumdar and S. Kumar, "Modified Clahe: an Adaptive Algorithm for Contrast Enhancement of Aerial, Medical and Underwater Images," *Int. J. Comput. Eng. Technol.*, vol. 5, no. 11, pp. 32–47, 2014.
- [11] S. Sajeev, M. Bajger, and G. Lee, "Segmentation of Breast Masses in Local Dense Background Using Adaptive Clip Limit-CLAHE," in *Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), Proceedings*, 2015, doi: 10.1109/DICTA.2015.7371305.
- [12] W. M. Nabella, J. Sampurno, and . Nurhasanah, "Analisis Citra Sinar-X Tulang Tangan Menggunakan Metode Thresholding Otsu Untuk Identifikasi Osteoporosis," *Positron*, vol. 3, no. 1, pp. 12–15, 2013, doi: 10.26418/positron.v3i1.4763.
- [13] Arini, F. Fahrianto, A. Agusta, and A. T. Muharam, "PENDETEKSIAN POSISI PLAT NOMOR MOBIL MENGGUNAKAN METODE MORFOLOGI DENGAN OPERASI DILASI, FILLING HOLES, DAN OPENING," *J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 10–15, 2015.
- [14] Sutrisno, A. A. Supianto, and I. Cholissodin, "Implementasi Teknik Watershed Dan Morfologi Pada Citra Satelit Untuk Segmentasi Area Universitas Brawijaya," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 5–13, 2014, doi: 10.25126/jtiik.20141198.
- [15] A. Harmoko S, B. Kusumoputro, and M. Rangkuti, "EKSTRAKSI CIRI GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX DAN PROBABILISTIC NEURAL NETWORK UNTUK PENGENALAN CACAT PENGELASAN." .
- [16] A. Kadir and A. Susanto, *Pengolahan Citra Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta, 2012.
- [17] M. T. Hastuti, A. W. Widodo, and C. Dewi, "Identifikasi Kondisi Kesehatan Ayam Petelur Berdasarkan Ciri Warna HSV Dan Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) Pada Citra Jengger Dengan Klasifikasi K- Nearest Neighbour," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 1054–1062, 2018.
- [18] S. K. Lidya, O. S. Sitompul, and S. Efendi, "Sentiment Analysis Pada Teks Bahasa Indonesia Menggunakan Support Vector Machine (Svm) dan K - Nearest Neighbour (K-NN)," in *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2015 (SNATI 2015)*, 2015, vol., no., pp. 1–8.
- [19] A. S. Nugroho, A. B. Wirarto, and D. Handoko, "Support vector machine." 2003, doi: 10.1002/wics.149.