

**DETEKSI ANEMIA MELALUI CITRA SEL DARAH MENGGUNAKAN
METODE DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) DAN KLASIFIKASI
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)
ANEMIA DETECTION BY MEANS OF BLOOD CELLS IMAGE USING
DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) AND SUPPORT VECTOR
MACHINE (SVM)**

Andi Ade Yustika¹, Efri Suhartono, S.T., M.T.², Rissa Rahmania, S.T., M.T.³
^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
Jl. Telekomunikasi no. 1, Ters. Buah Batu, Bandung 40257 Indonesia
¹ adheyustikaandi@gmail.com, ² efrisuhartono@telkomuniversity.ac.id ,
³ saniarahmani@telkomuniversity.ac.id.

Abstrak

Sel darah merah merupakan komponen mendasar pada tubuh manusia yang berfungsi mengikat oksigen untuk oksidasi jaringan-jaringan tubuh. Tingkat sel darah merah yang tidak normal menjadi pertanda penyakit anemia. Proses deteksi penyakit anemia ini dapat dilakukan secara manual dengan memeriksa sampel darah menggunakan mikroskop di rumah sakit. Namun, metode ini mempunyai kelemahan yaitu bergantung pada ketelitian dokter dan petugas laboratorium yang dipengaruhi oleh kondisi fisik dan keterbatasan alat, sehingga membuat akurasi dari hasil diagnosa kurang maksimal.

Pada tugas akhir ini telah dibuat sistem untuk membantu mendeteksi anemia melalui citra sel darah merah. Secara garis besar, deteksi anemia yang dilakukan oleh sistem ini melalui empat tahapan yaitu akuisisi citra, *pre-processing* dimana dilakukan *cropping* manual, *resize* citra, dan konversi RGB ke *greyscale*, selanjutnya proses ekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Hasil dari proses ekstraksi ciri DWT akan menjadi masukan pada proses klasifikasi SVM.

Performansi sistem ini dianalisis berdasarkan parameter akurasi dan waktu komputasi. Dengan menggunakan metode DWT dan SVM didapatkan akurasi tertinggi dalam sistem yaitu sebesar 96,6667% dengan waktu komputasi 0,0113s.

Kata Kunci : sel darah merah, anemia, DWT, SVM.

Abstract

Red blood cells are a fundamental component of the human body that functions to bind oxygen to oxidize body tissues. Abnormal levels of red blood cells are a sign of anemia. The process of detecting this anemia can be done manually by examining blood samples using a microscope in the hospital. However, this method has a weakness that is dependent on the accuracy of doctors and laboratory staff who are affected by physical conditions and limitations of the equipment, making accuracy of the diagnostic results less than optimal.

In this research, a system has been created to help detect anemia through image of red blood cells. Broadly speaking, anemia detection carried out by this system through four stages, namely image acquisition, *pre-processing* where manual *cropping*, image *resize*, and RGB to *Greyscale* conversion, then feature extraction process uses the *Discrete Wavelet Transform* (DWT) and *Support Vector classification Machine* (SVM). The results of the DWT feature extraction process will be input to the SVM classification process.

System detection anemia performance from red blood cell image analyse based accuracy parameter and time computation. By using DWT and SVM method result high accuracy in system 96,6667% with time computation 0,0113s.

Keywords: red blood cells, anemia, DWT, SVM

1. Pendahuluan

Sel darah merah merupakan komponen mendasar pada tubuh manusia, yang berfungsi mengikat oksigen dan zat-zat lain yang diperlukan untuk oksidasi jaringan di dalam tubuh. Dalam sel darah merah terdapat zat warna darah yang disebut hemoglobin (HB), dimana hemoglobin sebagai protein yang berkombinasi dengan senyawa heme, yang menghasilkan zat besi [1]. Penyakit yang menyerang sel darah merah salah satunya adalah anemia. Pada tugas akhir ini dilakukan simulasi untuk mendeteksi anemia dengan pengolahan citra digital menggunakan sel darah merah. Pengolahan citra digital telah diterapkan diberbagai bidang, salah satunya pada bidang kesehatan.

Pada penelitian ini dilakukan simulasi untuk mendeteksi anemia, penulis menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT), metode paling umum digunakan karena lebih mudah diimplementasikan dan memiliki waktu komputasi yang lebih sederhana. Citra hasil ekstraksi ciri diklasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) yang dibagi menjadi dua bagian, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian.

2. Dasar Teori

2.1 Anemia

Anemia adalah kondisi dimana sel darah merah (eritrosit) dan hemoglobin (Hb) didalam tubuh seseorang berada dibawah nilai normal (kurang darah). Jika seseorang kekurangan sel darah merah atau hemoglobin maka sel-sel dalam tubuh tidak akan mendapatkan oksigen yang baik, akibatnya gejala anemia akan muncul. Gejala anemia dapat dilihat dari tingkat kekebalan tubuh yang menurun karena organ-organ di dalam tubuh tidak berfungsi dengan baik [2].

2.2 Citra Digital [3]

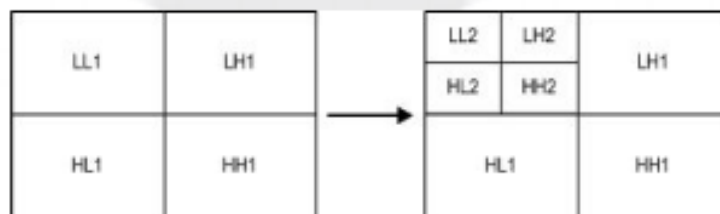
Citra digital merupakan suatu matriks indeks baris dan kolom menyatakan suatu titik pada suatu citra dan elemen matriksnya (gambar/ pixel/ piksel/ pels/ picture element) yang menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut.

Citra digital didefinisikan $f(x, y)$ dimana diskritisasi koordinat sampling/ spasial dan diskritisasi tingkat kwantisasi (kabuan/ kecermerlangannya). Citra digital merupakan fungsi intensitas cahaya $f(x, y)$, dimana harga x dan harga y adalah koordinat spasial. Harga fungsi di setiap titik (x, y) merupakan tingkat kecermerlangan citra pada suatu titik [4].

2.3 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Discrete Wavelet Transform (DWT) adalah transformasi sinyal (sinyal). Dekomposisi citra digital menggunakan *Discrete Wavelet Transform* dilakukan dengan mengambil koefisien wavelet dari citra tersebut.

Citra awal (asli) ditransformasi (didekomposisi) menjadi 4 *sub-image* baru. Setiap *sub-image* citra transformasi berukuran lebih kecil dari citra asli. *Sub-image* yang berada di kanan atas, kiri bawah, dan kanan bawah terlihat lebih kasar dari citra asli karena berisi komponen frekuensi yang tinggi dari citra asli. Dan untuk *sub-image* yang berada pada posisi kiri atas terlihat seperti citra asli dan lebih halus, karena berisikan komponen frekuensi yang rendah dari citra aslinya[5].

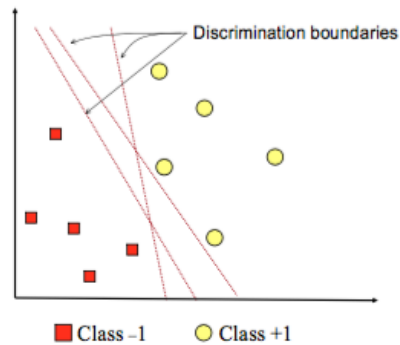


Gambar 1 Proses Dekomposisi Citra dengan Level Dekomposisi Satu dan Dua[5]

2.4 Support Vector Machine (SVM)

SVM merupakan sistem yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi linier dalam suatu *feature space* yang berdimensi tinggi, yang dikerjakan dengan algoritma pembelajaran yang didasarkan pada teori optimasi dengan mengimplementasikan *learning* bias dari teori pembelajaran statistik.

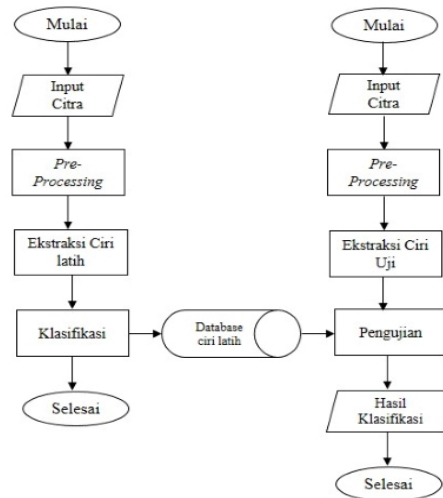
Konsep Klasifikasi SVM yaitu menentukan garis yang berfungsi memisahkan dua kelas data. Ide dari SVM adalah memaksimalkan jarak pemisah antara kelas data. SVM bekerja pada dataset yang berdimensi tinggi menggunakan metode kernel. SVM hanya memakai beberapa titik data yang berkontribusi (*Support Vector*) membentuk model yang digunakan dalam proses klasifikasi [6].



Gambar 2 Konsep SVM

3. Perancangan Sistem

Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari Tugas Akhir ini dapat dilihat sebagai berikut:



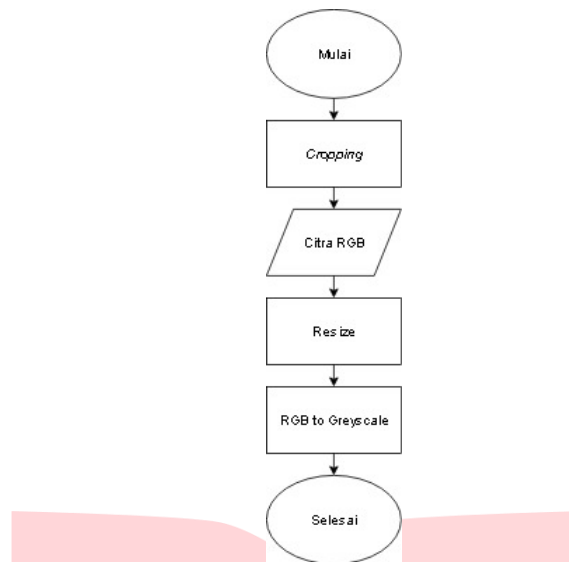
Gambar 3 Proses identifikasi citra latih dan citra uji

3.1 Akurasi Citra

Akuisisi citra merupakan tahap untuk mendapatkan citra digital sebagai data latih dan data uji. Pada tugas akhir ini, penulis menggunakan objek gambar dari sel darah merah yang berjumlah 130 citra yang diambil menggunakan mikroskop. Pada saat pengolahan data, dilakukan penyeragaman ukuran citra menjadi 100×100 piksel dan dengan format *.jpg. Citra yang dihasilkan terbagi atas 100 citra latih dan 30 citra uji yang nanti akan di proses dalam tahap *preprocessing*.

3.2 Preprocessing

Tujuan *preprocessing* adalah membuang informasi yang tidak diperlukan agar citra dalam kondisi yang sama dengan citra lain sehingga bisa di ekstraksikan dan dapat diklasifikasi. Ada beberapa proses yang diperlukan sebuah citra agar bisa diekstraksi dengan baik.



Gambar 4 Diagram alir proses *preprocessing*

3.3 Ekstraksi Ciri *Discrete Wavelet Transform (DWT)*

Tujuan ekstraksi ciri adalah mengambil beberapa informasi penting dari citra. Proses ini adalah citra sel darah yang telah melewati proses *preprocessing*. Ekstraksi cirinya menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform (DWT)*, yaitu melewati sinyal frekuensi tinggi *High Pass Filter (HPF)* dan frekuensi rendah *Low Pass Filter (LPF)*. Keluaran dari proses ekstraksi DWT berupa hasil ciri statistik dari data latih.



Gambar 5 Tahap Ekstraksi Ciri DWT

3.4 Klasifikasi *Support Vector Machine*

Tujuan utama proses klasifikasi untuk menentukan jenis kualitas sel darah merah berdasarkan warna yang didapat dari proses ekstraksi ciri.

Klasifikasi SVM dimulai dengan masukan citra latih hasil ekstraksi ciri warna pada DWT, menentukan jenis kernel yang akan digunakan (*Polynomial*, *RBF* atau *Linear*). Penentuan jenis kernel agar supaya data yang berupa data nonlinear, dapat memetakan data pada ruang dimensi awal ke ruang dimensi baru.



Gambar 6 Flowchart klasifikasi SVM

4. Hasil Pengujian Sistem

4.1 Hasil Pengujian Pengaruh Parameter Level Dekomposisi pada DWT

Berikut ini adalah data hasil pengujian untuk mencari nilai level pada proses ekstraksi ciri DWT yang paling tepat terhadap akurasi dan waktu komputasi. Tabel 4.1 merupakan akurasi dan waktu komputasi hasil dengan 30 citra uji. Pengujian pada tahap ini menggunakan parameter filter DWT LL, jenis *wavelet sym2*, *kernel linear*.

Tabel 4.1 Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Level Dekomposisi DWT

Level	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	Data Latih	Data Uji	Data Latih	Data Uji
Level 1	100	96,6667	0,0111	0,0526
Level 2	100	96,6667	0,0337	0,0142
Level 3	100	90	0,0130	0,0114
Level 4	98	90	0,0117	0,0157
Level 5	100	90	0,0121	0,0112
Level 6	51	46,6667	0,0129	0,0111

Berdasarkan Tabel 4.1 akurasi terbesar di dapatkan pada saat level dekomposisi 1 dan 2 yaitu 96,6667% karena level dekomposisi 1 dan 2 sudah mampu menghasilkan vektor ciri lebih banyak dibandingkan dekomposisi level yang lain dan akurasi terkecil sebesar 46,6667% di level dekomposisi 6. Sedangkan waktu komputasi terbesar didapatkan saat level dekomposisi 1 yaitu 0,0526s dan waktu komputasi terkecil terdapat di level dekomposisi 6 yaitu 0,0111s.

4.2 Hasil Pengujian Pengaruh Parameter Jenis Wavelet

Selanjutnya dilakukan percobaan terhadap perubahan parameter jenis *wavelet* pada proses ekstraksi ciri. Pengujian pada tahap ini menggunakan level dekomposisi 2, parameter filter LL, dan menggunakan *kernel linear*. Pada pengujian ini hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Jenis Wavelet

Wavelet	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	Data Latih	Data Uji	Data Latih	Data Uji
<i>haar</i>	100	93,3333	0,0096	0,0115
<i>sym2</i>	100	96,6667	0,0305	0,0117
<i>coif1</i>	100	93,3333	0,0115	0,01201
<i>dmey</i>	98	66,6667	0,0379	0,0358

Berdasarkan Tabel 4.2 akurasi terbesar didapatkan saat jenis *wavelet sym2* yaitu sebesar 96,6667% karena *sym2* mampu mengolah citra dan menghasilkan ciri-ciri khusus citra yaitu lebih mirip citra aslinya. Akurasi terkecil pada saat jenis *wavelet dmey* yaitu sebesar 66,6667%. Sedangkan waktu komputasi terbesar didapat saat jenis *wavelet dmey* yaitu 0,0358s dan waktu komputasi terkecil disaat jenis *wavelet haar* yaitu 0,0115s.

4.3 Hasil Pengujian Pengaruh Parameter Filter DWT

Selanjutnya dilakukan percobaan terhadap perubahan parameter filter DWT pada proses ekstraksi ciri. Pengujian pada tahap ini menggunakan 30 data uji dengan level dekomposisi 2, *wavelet sym2*, dan kernel *linear*. Pada pengujian ini hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 4.3

Tabel 4.3 Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Jenis Filter DWT

Filter	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	Data Latih	Data Uji	Data Latih	Data Uji
LL	100	96,6667	0,0135	0,0108
HL	100	50	0,0183	0,0117
LH	100	63,3333	0,0115	0,0117
HH	100	56,6667	0,0128	0,0118

Berdasarkan Tabel 4.3 pada saat filter DWT LL menghasilkan akurasi yang paling baik yaitu 96,6667%. Hasil ini dikarenakan filter LL berisi komponen frekuensi rendah dari citra asli sehingga untuk keluaran cirinya mirip seperti citra aslinya. Sedangkan waktu komputasi terbesar didapat saat filter DWT HH yaitu 0,0118s dan waktu komputasi terkecil disaat filter DWT LL yaitu 0,0108s.

4.4 Pengujian Pengaruh Multiclass pada SVM

Pengujian skenario kedua adalah membandingkan parameter pada SVM dengan mengubah jenis kernelnya. Sedangkan parameter ekstraksi cirinya menggunakan parameter DWT terbaik pada skenario sebelumnya. Pada pengujian ini hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Parameter Kernel SVM

Jenis Kernel	Akurasi (%)		Waktu Komputasi (s)	
	Data Latih	Data Uji	Data Latih	Data Uji
<i>Linear</i>	100	96,6667	0,0112	0,0113
<i>Gaussian</i>	100	83,3333	0,0113	0,0189
<i>Polynomia</i>	50	50	0,0165	0,0101

Berdasarkan Tabel 4.4, akurasi terbesar didapatkan pada saat jenis kernel *linear* yaitu sebesar 96,6667% dan akurasi terkecil *polynomia* yaitu sebesar 50% . Sedangkan Waktu komputasi terbesar didapatkan saat jenis kernel *gaussian* yaitu 0.0189s dan waktu komputasi terkecil saat jenis kernel *polynomia* yaitu 0.0101. Jenis kernel yang digunakan untuk menghasilkan akurasi terbaik pada sistem ini adalah jenis kernel *linear*. Hal ini dikarenakan kernel *linear* dasarnya hanya mampu menangani klasifikasi dua *class* dan yang melakukan optimisasi parameter pada ruang hasil transformasi yang berdimensi lebih rendah.

5. Penutup

5.1 Simpulan

Berdasarkan proses identifikasi sel darah merah yang dilakukan pada sistem pengklasifikasian citra sel darah merah pada penelitian ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Sistem ini sudah mampu mendeteksi anemia atau normal menggunakan metode DWT dan SVM dengan akurasi 96,6667% dan waktu komputasi 0,0113s..
2. Setelah dilakukan pengujian terhadap pengaruh parameter level dekomposisi, parameter wavelet, dan parameter filter akurasi tertinggi adalah 96,6667% pada saat level 2, wavelet *sym2*, dan filter LL dengan waktu komputasi 0,0141s untuk data uji 15 pada setiap kelas. Sehingga disimpulkan bahwa level dekomposisi, wavelet, dan jenis filter DWT sangat mempengaruhi kinerja dari proses

ekstraksi ciri DWT.

3. Kemudian dilakukan pengujian terhadap parameter kernel pada proses klasifikasi menggunakan SVM. Dari skenario ini pada jenis kernel linear didapatkan hasil akurasi 96,6667% dengan waktu komputasi 0,0113s. Sehingga dapat disimpulkan bahwa parameter kernel juga mempengaruhi dalam mencari akurasi terbaik pada saat proses klasifikasi.

5.2 Saran

Sistem deteksi anemia ini masih dapat dikembangkan, sehingga tingkat akurasi yang diperoleh lebih besar dan akurat tanpa butuh waktu komputasi yang lama. Oleh karena itu, adapun saran untuk pengembangan tugas akhir ini selanjutnya yaitu:

1. Menggunakan data sel darah merah dari berbagai umur untuk perbandingan.
2. Memperbanyak data latih dan pembagian kelas agar lebih bervariasi untuk mengoptimalkan sistem.
3. Menggunakan tahap *pre-processing* lain yang lebih baik agar menghasilkan ciri yang lebih baik juga pada tahap ekstraksi cirinya. Menggunakan *tools* yang berbeda dengan metode yang sama, agar dapat dilihat lagi performansi dari metode-metode yang dipakai.
4. Pengaplikasian pada sistem *android*.

Daftar Pustaka

- [1] H. M. Sadikin, "Komposisi Darah," *Biokimia Darah*, pp. 1-3, 2002.
- [2] Milidiah, Mutia, "Referat Blok Hemato Immunologi dan Anemia Akut", pp.1-5, 2012.
- [3] Kadir, Abdul, S. Adhi, "Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra", Yogyakarta, 2012
- [4] U. Ahmad, "Pengolahan Citra Digital dan Teknik", No. 3, pp. 21-22, 2005.
- [5] I. E. a. A. Kaarna, " Chaff Clutter Filtering from Radar Data with Discrete Wavelet Transform. Radar Conference,," Radar 08 IEEE. Rome, 2008.
- [6] Neneng, K. Adi, R. R. Isnanto, "Support Vector Machine untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM), Vol.6, 2018"

