

## SISTEM KLASIFIKASI SEL DARAH PUTIH BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DAN *K-NEAREST NEIGHBOUR* (K-NN)

### *CLASSIFICATION SYSTEM OF WHITE BLOOD CELL BASED DIGITAL IMAGE PROCESSING AND K-NEAREST NEIGHBOUR (K-NN)*

Muhamad Reinaldi Kurnaiwani<sup>1</sup>, Rita Purnamasari, S.T., M.T.<sup>2</sup>, R Yunendah Nur Fu'adah, S.T., M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik, Universitas Telkom

<sup>1</sup>muhamadreinaldi@telkomuniversity.ac.id, <sup>2</sup>ritapurnamasari@telkomuniversity.co.id,

<sup>3</sup>yunendah@telkomuniversity.ac.id

#### Abstrak

Sel darah putih atau leukosit adalah salah satu sel pembentuk komponen darah yang berfungsi untuk membantu tubuh dalam melawan berbagai penyakit dan sebagai bagian dari sistem kekebalan tubuh. Saat ini sistem klasifikasi sel darah putih yang dilakukan oleh tenaga medis masih menggunakan penglihatan manual dengan bantuan *microscope* sehingga membutuhkan waktu yang lama. Oleh karena itu dibutuhkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan sel darah putih secara otomatis untuk membantu tenaga medis. Pada penelitian ini merancang sistem klasifikasi sel darah putih dengan pengolahan citra digital dan *K-NN*.

Proses pengolahan citra digital dimulai *preprocessing* dengan menggunakan metode ekstraksi ciri orde dua dan *GLCM* dengan menggunakan 4 fitur statistik (*contrast, correlation, energy, homogeneity*), jarak yang digunakan ( $d = 1$  dan  $2$  dan sudut orientasi ( $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ). Hasil dari ekstraksi ciri diklasifikasikan menggunakan metode *K-NN* dengan menggunakan nilai  $k = 1, 3, 5, 7$  dan 4 persamaan jarak (*Euclidean, Minkowski, Cityblock, Chebychev*).

Dari hasil pengujian sistem diperoleh hasil klasifikasi sel darah putih melalui pengolahan citra digital dan metode *K-NN* dengan tingkat akurasi yang terbaik 76% pada parameter ekstraksi ciri (*GLCM*) jarak 1 dan sudut  $0^\circ$ , dan klasifikasi jarak *Euclidean* dan *Minkowski* pada nilai  $k$  dari *K-NN* sama dengan 1 dan 3.

**Kata kunci :** Sel Darah Putih, *GLCM, K-Nearest Neighbour*.

#### Abstract

*White blood cells or leukocytes are one of the cells that make up blood components that function to help the body fight various diseases and as part of the immune system. Currently, the white blood cell classification system carried out by medical personnel still uses manual vision with the help of a microscope, so it takes a long time. Therefore we need a system that can classify white blood cells automatically to help medical personnel. In this study, designed a white blood cell classification system with digital image processing and K-NN.*

*The digital image processing process begins with preprocessing using the second order feature extraction method and GLCM using 4 statistical features (contrast, correlation, energy, homogeneity), the distance used ( $d = 1$  and  $2$  and the orientation angle ( $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ). The results of feature extraction were classified using the K-NN method using  $k$  values = 1, 3, 5, 7 and 4 distance equations (Euclidean, Minkowski, Cityblock, Chebychev).*

*From the results of system testing, it was obtained the results of the classification of white blood cells through digital image processing and the K-NN method with the best accuracy rate of 76% on the feature extraction parameter (GLCM) at a distance of 1 and an angle of  $0^\circ$ , and the classification of Euclidean and Minkowski distances at the  $k$  value K-NN is equal to 1 and 3.*

**Keywords:** *White Blood Cells, GLCM, K-Nearest Neighbour*.

#### 1. Pendahuluan

Sel darah putih atau leukosit adalah salah satu sel pembentuk komponen darah yang berfungsi untuk membantu tubuh dalam melawan berbagai penyakit dan sebagai bagian dari sistem kekebalan tubuh. Leukosit dibagi menjadi lima jenis tipe yaitu basofil, eosinofil, neutrofil, limfosit

dan monosit [2]. Diperlukannya suatu sistem untuk mengidentifikasi sel darah putih, dimana pada saat ini ada beberapa petugas medis masih menggunakan penglihatan manual melalui *microscope* atau menggunakan alat *hema analyzer*.

Pada Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem klasifikasi sel darah putih dengan menggunakan pengolahan citra digital sebagai ekstraksi ciri dan klasifikasi yang digunakan adalah metode K-NN. Menganalisa pengaruh parameter pada ekstraksi ciri dan klasifikasi yang berpengaruh pada akurasi. Data citra yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari *www.keagle.com* dengan jumlah data latih sebesar 800 data dan data uji sebesar 400 data.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Sel Darah

Darah merupakan kendaraan untuk transportasi massal berbagai bahan antara sel dan lingkungan eksternal atau antara sel-sel itu sendiri. Transportasi ini penting untuk memelihara *homeostatis*. Darah manusia berwarna merah, antara merah terang sampai merah tua, merah terang berarti darah mengandung banyak oksigen, merah tua berarti mengandung sedikit oksigen. Warna merah pada darah dipengaruhi oleh *hemoglobin*, protein pernapasan (*respiratory protein*) yang mengandung zat besi dalam *heme*, yang merupakan tempat terkaitnya molekul- molekul oksigen [4].

### 2.2. Sel Darah Putih

Sel darah putih (*leukosit*) adalah unit-unit pertahanan tubuh. Sel ini memiliki sistem pertahanan dengan menyerang benda asing yang masuk dalam tubuh, menghancurkan sel abnormal yang muncul dalam tubuh dan membersihkan debris sel. Terdapat lima jenis sel darah putih, yaitu [4]:

1. *Neutrofil*, berfungsi sebagai spesialis *fagositik* yang penting untuk memakan bakteri dan debris.
2. *Eosinofil*, yang berfungsi mengkhususkan diri menyerang cacing parasitik dan berperan penting dalam reaksi alergi.
3. *Basofil*, yang berguna untuk mengeluarkan zat kimia: *histamine*, yang penting juga dalam respon alerg, dan *heparin*, berfungsi membantu membersihkan partikel lemak dari tubuh.
4. *Monosit*, yang setelah keuar dari pembuluh, kemudian berdiam di jaringan dan membesar untuk menjadi *fagosit* atau *makrofag*.
5. *Limfosit*, membentuk pertahanan tubuh terhadap invasi bakteri, virus dan sasaran lain yang telah didesain untuknya.

### 2.4. Citra Digital

Citra dapat didefinisikan sebagai fungsi dua dimensi  $f(x, y)$ . Apabila nilai  $x, y$ , dan nilai amplitudo  $f$  secara keseluruhan berhingga (*finite*) dan bernilai diskrit maka dapat dikatakan bahwa citra tersebut citra digital [6].

### 2.5. Ruang Warna RGB

Ruang warna RGB terdiri dari tiga yaitu, *Red*, *Green* dan *blue*, dimana setiap pikselnya dibentuk oleh komponen tersebut. Jika masing-masing warna memiliki range 0-255, maka totalnya adalah  $255^3 = 16.581.375$  (16k) variasi warna berbeda pada suatu gambar [7].

### 2.6. Ruang Warna Grayscale

*Grayscale* mempunyai warna gradasi dari putih sampai hitam pada setiap piksel. Pada rentang piksel tersebut dapat diwakili oleh 8 bit, atau 1 byte. Rentang warna pada *grayscale* sangat cocok digunakan untuk pengolahan citra. *Grayscale* merupakan hasil rata-rata dari RGB, dengan persamaan:

$$I_{grayscale}(x, y) = \frac{I_R(x, y) + I_G(x, y) + I_B(x, y)}{3} \quad (2.1)$$

Dimana  $I_R(x, y)$  merupakan nilai piksel merah di titik  $(x, y)$ ,  $I_G(x, y)$  merupakan nilai piksel hijau di titik  $(x, y)$ ,  $I_B(x, y)$  merupakan nilai piksel biru di titik  $(x, y)$ , dan  $I_{grayscale}(x, y)$  merupakan nilai piksel *grayscale* di titik  $(x, y)$  [7].

### 2.7. Gray-Level Co-Occurance Matrix (GLCM)

Metode GLCM termasuk dalam metode statistik dengan menghitung probabilitas ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. GLCM menghitung seberapa sering pasangan piksel dengan nilai tertentu dan relasi spasial muncul dalam citra. Sudut orientasi dari relasi spasial yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  [11].

Langkah awal untuk membuat GLCM adalah membuat matriks framework. Matriks framework berukuran  $G \times G$ , dimana menyatakan banyaknya tingkat keabuan yang dimiliki oleh sebuah citra grayscale. Matriks framework dari sebuah citra grayscale. Setelah matriks framework dibuat, tentukan arah dan jarak yang diinginkan, kemudian hitung nilai kookurensi dari tiap piksel referensi dengan piksel tetangganya berdasarkan arah dan jarak tersebut. Selanjutnya isikan nilai kookurensi pada matriks framework. Matriks kookurensi yang didapat selanjutnya ditambahkan dengan matriks transpose-nya agar menjadi simetris. Selanjutnya matriks akan dinormalisasi ke bentuk probabilitas dengan cara membagi masing-masing nilai kookurensi dengan jumlah semua nilai kookurensi yang ada pada matriks, sehingga hasil penjumlahan semua nilai pada matriks adalah 1 [12].

Pada penelitian ini dilakukan optimasi GLCM untuk mendapatkan parameter yang optimal, parameter GLCM yang digunakan yaitu nilai jarak ( $d$ ) = 1 dan 2 dan sudut orientasi ( $\theta$ ) sebesar  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ , sedangkan fitur statistik yang digunakan pada penelitian ini adalah:

1. *Energy*

*Energy* juga dikenal sebagai *Angular Second Moment (ASM)* atau keseragaman. Nilai ASM akan tinggi ketika piksel citra sangat mirip.

$$f_1 = \sum_i \sum_j p_d^2(i, j) \quad (2.2)$$

2. *Contrast*

*Contrast* merupakan sebuah pengukuran intensitas atau variasi dari derajat keabuan antara piksel yang berbeda dengan piksel tetangganya.

$$f_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_d(i, j) \quad (2.3)$$

3. *Correlation*

*Correlation* menghitung kawasan linier dari derajat keabuan dalam matrik ko-okurensi. Korelasi menunjukkan bagaimana piksel yang menjadi referensi dihubungkan dengan tetangganya.

$$f_3 = \sum_i \sum_j \frac{ij p_d(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.4)$$

$\mu_x$  adalah nilai rata-rata elemen kolom pada matriks  $P_d \theta(i, j)$

$\mu_y$  adalah nilai rata-rata elemen baris pada matriks  $P_d \theta(i, j)$

$\sigma_x$  adalah nilai standar deviasi elemen kolom pada matriks  $P_d \theta(i, j)$

$\sigma_y$  adalah nilai standar deviasi elemen baris pada matriks  $P_d \theta(i, j)$

4. *Inverse Difference Momentum (IDM)*

IDM sering juga disebut *homogeneity*. IDM menghitung homogenitas lokal sebuah citra digital.

$$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p_d(i, j) \quad (2.5)$$

## 2.8. K-Nearest Neighbor (KNN)

*K-Nearest Neighbour (K-NN)* merupakan sebuah algoritma analisis klasifikasi dengan metode prediksi, yang secara umum menentukan kelompok dari suatu objek baru berdasarkan karakteristik yang dimilikinya. Suatu objek tergolongkan dalam kelas yang sama dengan kelas dari mayoritas tetangganya.

Prinsip kerja lanjut dari K-NN adalah mencari jarak terdekat antara data uji dengan sejumlah K tetangga terdekatnya. Nilai jarak merupakan pendekatan yang nantinya digunakan untuk menentukan kesamaan dua vektor fitur, yaitu fitur latih dan fitur uji. Pengukuran jarak pada metode K-NN dilakukan dengan beberapa metode, diantaranya [13]:

1. Jarak Euclidean

$$j(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (a_k - b_k)^2} \quad (2.6)$$

2. Jarak City-Block

$$j(a, b) = \sum_{k=1}^d |a_k - b_k| \quad (2.7)$$

3. Jarak Chebychef

$$j(a, b) = \max_{k=1 \rightarrow N} (|a_k - b_k|) \quad (2.8)$$

4. Jarak Minkowski

$$j(a, b) = \sqrt[p]{\sum_{k=1}^d |a_k - b_k|^p} \quad (2.9)$$

Dimana  $a_k$  adalah nilai dari data latih.

Dimana  $b_k$  adalah nilai dari data uji.

Dimana  $j(a,b)$  adalah jarak skalar dari dua buah vektor data a dan b yang berupa matrik berukuran d dimensi.

Dengan  $j$  adalah jarak skalar dari dua buah vector data uji (a) dan data latih (b), yang berupa matrik berukuran d dimensi.

Adapun langkah-langkah klasifikasi K-NN adalah sebagai berikut:

1. Jika sekumpulan data latih b memiliki d titik data secara keseluruhan, maka dilakukan pengenalan terhadap k buah tetangga terdekat dari data uji a.
2. Dari k buah tetangga terdekat tersebut, data uji diidentifikasi pada kelas  $\omega_i$ ,  $i=1, 2, \dots, m$ . m adalah jumlah kelas yang ada.
3. Data uji a tergolongkan kedalam kelas dengan jumlah data latih b terbanyak dalam batasan pengamatan k tetangga.
4. Jika terdapat dua atau lebih kelas  $\omega$  yang merupakan tetangga terdekat dari data uji a, maka terjadilah kondisi seimbang (konflik) dan digunakan strategi pemecahan konflik.
5. Untuk kelas-kelas yang terlibat konflik, jarak d ditentukan antara data uji a dengan anggota kelas  $\omega_i$  yang terlibat konflik, yang berjumlah E.
6. Jika data pelatihan dari kelas  $\omega_i$  yang terlibat dalam konflik ditunjukkan dengan  $b^{im} = \{b_1^{im}, \dots, b_N^{im}\}$  maka jarak antara data uji dengan kelas  $\omega_i$  adalah:

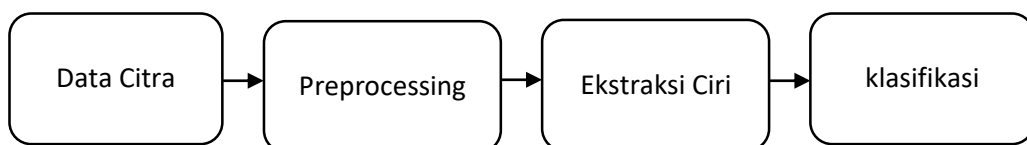
$$d_i = \frac{1}{E} \sum_{j=1}^N |a_j - b_j^{im}| \quad (2.10)$$

7. Data uji a dimasukkan ke dalam kelas dengan jarak  $d_i$  paling kecil.

### 3. Perancangan Model dan Sistem

#### 3.1. Perancangan Aplikasi

Dalam merealisasikan suatu sistem, dibutuhkan diagram blok dalam mempresentasikan sistem secara umum. Masing-masing blok sistem memiliki fungsi. Sistem yang dirancang pada tahap akhir ini memiliki tahap yang digambarkan pada Gambar 3.1.

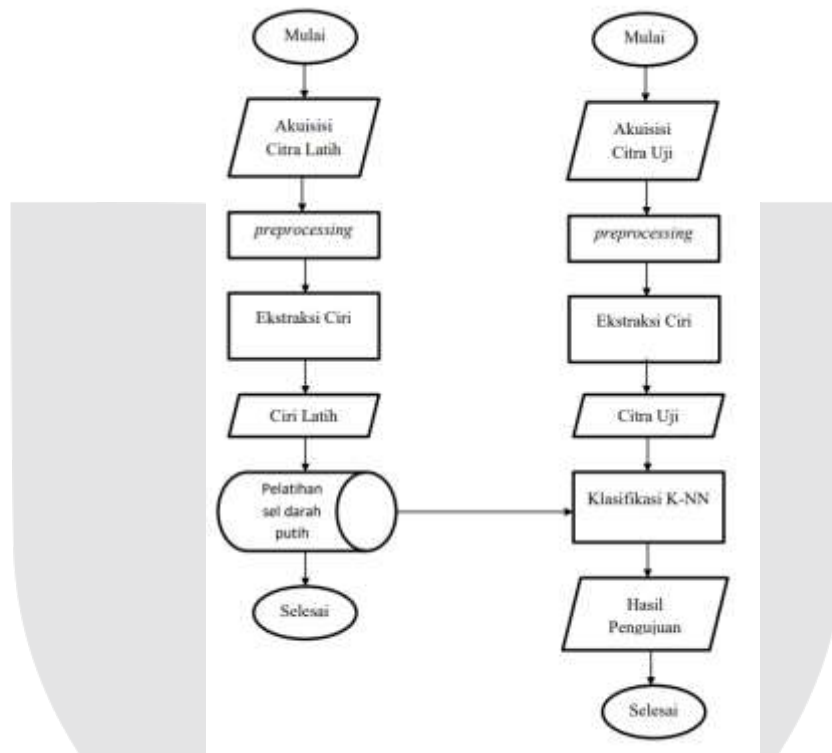


Gambar 3.1. Blok diagram sistem klasifikasi sel darah putih.

#### 3.2. Perancangan Sistem

Proses yang dilakukan pada tahap pelatihan diantaranya akuisisi citra latih, *preprocessing* untuk citra latih yang dimasukkan, kemudian melakukan ekstraksi ciri dari setiap citra. Ekstraksi ciri digunakan untuk melatih citra sehingga diperoleh ciri latih yang dimasukkan pada pelatihan sel darah putih.

Tahap pengujian digunakan untuk menguji citra sehingga dapat di klasifikasikan oleh perangkat lunak. Proses yang dilakukan pada tahap pengujian diantaranya akuisisi citra uji, *preprocessing* untuk citra uji yang dimasukkan, kemudian melakukan ekstraksi ciri dari setiap citra. Dari ekstraksi ciri didapatkan vektor ciri yang selanjutnya menjadi masukkan untuk tahap klasifikasi sehingga didapatkan hasil identifikasi dari sistem. Perancangan sistem untuk penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.2.



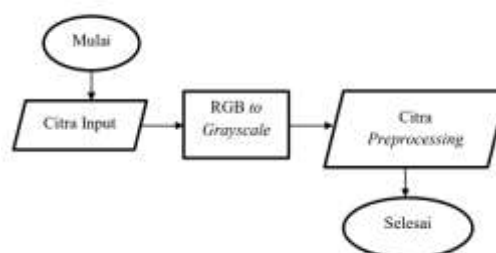
Gambar 3.2. Diagram alir latih (a), diagram alir uji (b).

### 3.2.1. Data Citra

Pengambilan citra diambil dari *database* dari website [www.kaggle.com](http://www.kaggle.com) dengan format data\*.jpeg. Data yang dikumpulkan pada penelitian ini yaitu citra sel darah putih. Data tersebut akan di golongkan menjadi data latih dan data uji yang kemudian akan di proses pada tahap *preprocessing*.

### 3.2.2. Preprocessing

*Preprocessing* merupakan proses yang dibutuhkan untuk mempermudah komputasi citra. *Preprocessing* menentukan bagian citra yang akan diteliti serta meningkatkan kualitas citra tersebut. Untuk mendapatkan citra yang diinginkan, ada beberapa tahap dalam *preprocessing* seperti yang dapat dilihat oleh Gambar 3.3.



## Gambar Error! No text of specified style in document..1 Blok Diagram Ekstraksi Fitur

### 3.3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan karakteristik ciri dari sebuah citra. Ekstraksi yang dilakukan yaitu dengan menggunakan ciri statistik orde dua, dimana parameter ciri orde dua terdiri dari *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*.

Ekstraksi dilakukan pada tiap layer dari RGB, HSV dan *grayscale*. Untuk mendapatkan sistem yang diinginkan, diperlukan kombinasi parameter dari orde dua dan salah satu layer dari RGB, HSV dan *grayscale*.

### 3.4. Klasifikasi

Tahap klasifikasi adalah tahapan untuk mengklasifikasikan citra uji sel darah putih. Proses pengklasifikasian diawali dengan ekstraksi fitur uji kemudian fitur tersebut dibandingkan dengan fitur latih yang ada pada database fitur. Pada Tugas Akhir ini, digunakan metode K-NN sebagai metode klasifikasi dengan nilai  $K=1,3,5,7$  dan 9 serta perhitungan jarak menggunakan persamaan *Euclidean*, *Minkowski*, *Chebychev*, dan *Cityblock*.

### 3.5. Performansi Sistem

Evaluasi kinerja sistem dilakukan setelah seluruh tahap pelatihan dan pengujian selesai. Evaluasi kinerja sistem bertujuan untuk mengetahui performansi keberhasilan dari sistem yang dirancang. Parameter yang digunakan dalam evaluasi kinerja sistem pada tugas besar ini adalah akurasi sistem dan waktu komputasi.

### 3.6. Akurasi Sistem

Akurasi sistem adalah ukuran ketepatan sistem dalam mengenali input yang diberikan sehingga menghasilkan output yang benar. Akurasi sistem merupakan perbandingan antara data uji yang dikenali dan benar (*True Positive*) terhadap jumlah data uji. Secara matematis akurasi sistem ditunjukkan pada Persamaan 3.1.

$$Akurasi = \frac{\sum TP}{\sum Data Uji} \times 100\% \quad (3.1)$$

Dengan :

TP : *True Positive*

## 4. Pengujian dan Analisis

### 4.1. Pendahuluan

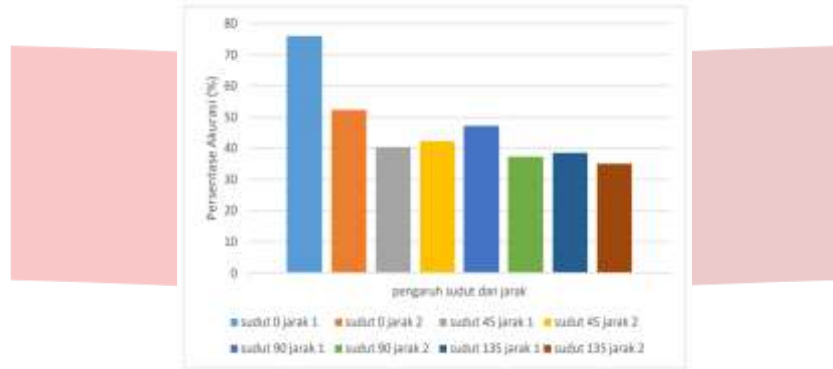
Bab ini berisi hasil pengujian dan analisis sistem yang bertujuan untuk mengetahui performansi sistem yang telah dirancang. Adapun hal-hal yang menjadi bahasan pada Bab ini, yaitu :

1. Hasil ekstraksi fitur untuk kombinasi parameter GLCM, yaitu jarak antar piksel ( $d$ )= 1 dan  $d = 2$ , sudut ( $\theta$ ) =  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ , dan 4 fitur tekstur statistik.
2. Hasil pengujian menggunakan metode K-NN dengan nilai  $K = 1, 3, 5, 7, 9$  serta perhitungan jarak menggunakan persamaan *Euclidean*, *Minkowski*, *Cityblock*, dan *Chebychev*.

Mengetahui performansi sistem yang meliputi akurasi sistem.

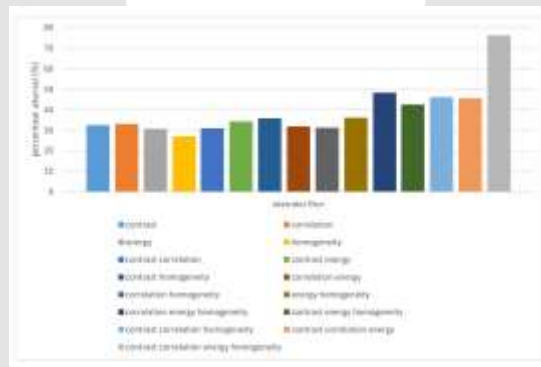
### 4.2. Hasil Ekstraksi Fitur

Pada tugas akhir ini dilakukan ekstraksi fitur statistik terhadap matriks ko-okurensi di mana terdapat 12 buah matriks ko-okurensi yang dihasilkan dari variasi nilai  $d = 1$  dan  $d = 2$  serta  $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  dan  $135^\circ$ . Gambar 4.1, merupakan grafik nilai persentase akurasi yang dihasilkan dari matriks ko-okurensi dengan ekstraksi fitur *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*, serta menggunakan jarak persamaan *Euclidean*, *minkowski*, *cityblock*, dan *chebychev*.



**Gambar Error! No text of specified style in document..2 Hasil Persentase Akurasi sudut dan jarak.**

Dari Gambar 4.1 dapat dilihat bahwa dengan  $d = 1$  dan  $\theta = 0$  menghasilkan hasil persentase akurasi tertinggi dengan nilai 76% , dari hasil akurasi ini digunakan untuk pengujian ekstraksi fitur dengan kombinasi 4 fitur (*contrast, correlation, energy, homogeneity*). Gambar 4.2. merupakan hasil persentase akurasi dari kombinasi 4 fitur menggunakan  $d = 1$  dan  $\theta = 0$ , serta menggunakan persamaan jarak *Euclidean, minskowski, cityblock dan chebychev*.



**Gambar Error! No text of specified style in document..2 Hasil Persentase fitur.**

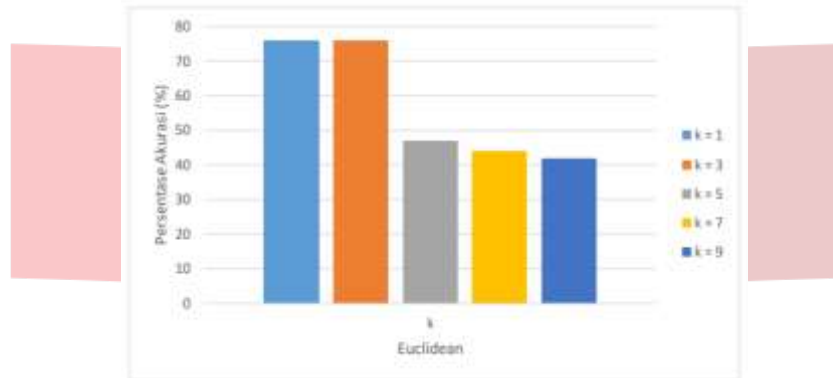
Dari Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa *fitur contrast, correlation, energy, hohomgeneity* menghasilkan persentase akurasi 76%. Dari hasil Gambar 4.1 dan Gambar 4.2 dapat dijadikan sebagai syarat dalam penentuan ekstraksi ciri dimana dengan ko-okurensi yang digunakan  $d = 1$  dan  $\theta = 0$  dan fitur yang digunakan *contrast, correlation, energy, hohomgeneity*.

**4.3. Analisis Hasil Pengujian Sistem**

Pengujian sistem dilakukan dengan menganalisis pengaruh metode perhitungan jarak dan nilai  $K$  terhadap parameter akurasi sistem. Pengujian sistem dilakukan terhadap 4 persamaan jarak (*Euclidean, minskowski, cityblock, chebychev*) dan nilai  $K=1,3,5,7,9$  dengan menggunakan syarat hasil ekstraksi ciri.

Gambar 4.3 merupakan persentase hasil akurasi dengan jarak *Euclidean* dengan nilai  $K = 1,3,5,7$ . Gambar 4.4 merupakan hasil persentase akurasi dengan jarak *minkowski* dengan nilai  $K = 1,3,5,7,9$ . Gambar 4.5 merupakan hasil persentase akurasi dengan jarak *chebychev* dengan nilai  $K = 1,3,5,7,9$ . Gambar 4.6 merupakan hasil persentase hasil akurasi dengan jarak *cityblock* dengan nilai  $K = 1,3,5,7,9$ .

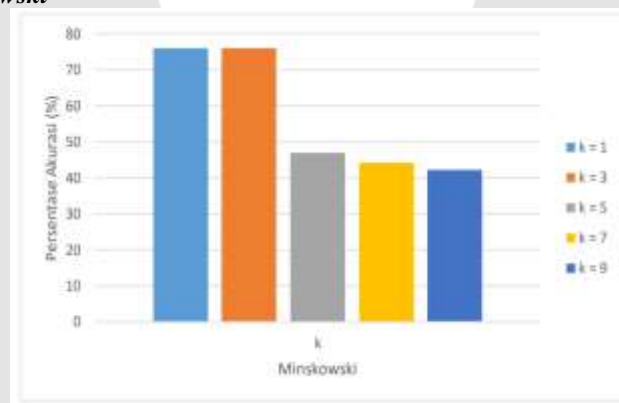
**4.3.1. Jarak Euclidean**



**Gambar 4.3 Hasil Persentase Akurasi Euclidean**

Dari Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa dengan persamaan jarak *Euclidean* pada nilai  $K = 1,3$  menghasilkan persentase akurasi tertinggi dengan nilai 76%. Dan pada nilai  $K = 9$  menghasilkan persentase akurasi terendah dengan nilai 42%.

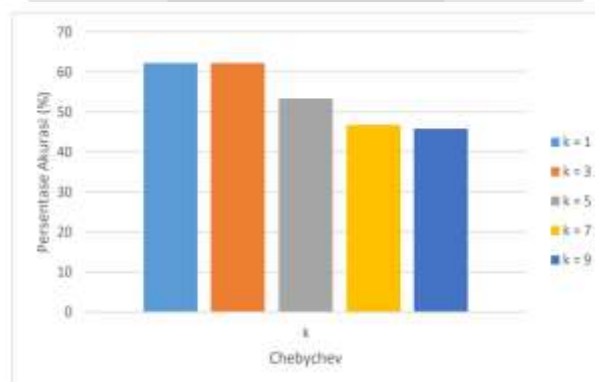
#### 4.3.2 Jarak Minkowski



**Gambar 4.4 Hasil Persentase Akurasi Minkowski**

Dari Gambar 4.4 dapat dilihat bahwa dengan jarak *minkowski* pada nilai  $K = 1,3$  menghasilkan persentase akurasi tertinggi dengan nilai 76%. Dan pada nilai  $K = 9$  menghasilkan persentase akurasi terendah dengan nilai 42%.

#### 4.3.3. Jarak Chebychev

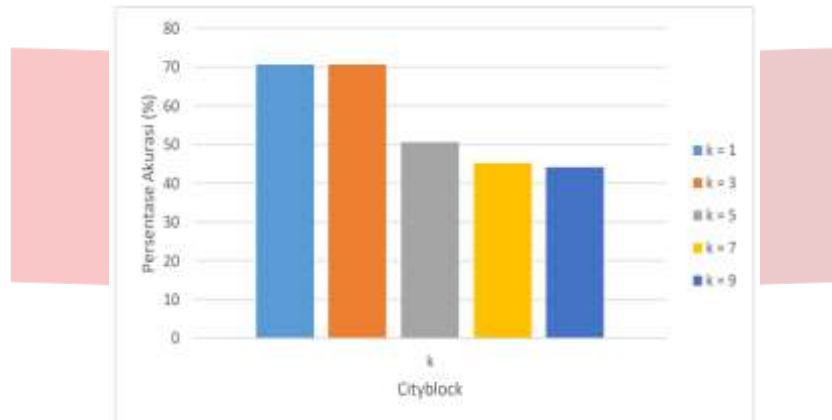


**Gambar 4.5. Hasil Persentase Akurasi Chebychev**

Dari Gambar 4.5 dapat dilihat bahwa dengan jarak *chebychev* pada nilai  $K = 1,3$  menghasilkan persentase akurasi tertinggi dengan nilai 62%. Dan pada nilai  $K = 7$  menghasilkan persentase akurasi terendah dengan nilai 45.75%.

#### 4.3.4 Jarak Cityblock





**Gambar 4.6.** hasil persentase akurasi *Cityblock*

Dari Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa dengan jarak *cityblock* pada nilai  $K = 1,3$  menghasilkan persentase akurasi tertinggi dengan nilai 70.5%. Dan pada nilai  $K = 9$  menghasilkan persentase akurasi terendah dengan nilai 44%.

## 5. Kesimpulan

Dengan melihat hasil penelitian yang telah di bahas, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. sistem pengolahan klasifikasi sel darah putih berbasis citra digital dan metode K-NN berhasil disimulasikan dengan menggunakan ekstraksi ciri orde dua dan klasifikasi K-NN.
2. Dari hasil penelitian sistem yang dibuat didapatkan hasil akurasi sebesar 76%, dengan beberapa kondisi pada ekstraksi ciri dan klasifikasi, dimana ekstraksi ciri yang digunakan dengan jarak 1 dan sudut  $0^\circ$ , fitur yang digunakan adalah *contrast, correlation, energy, homogeneity*. Pada klasifikasi digunakan pada persamaan jarak *Euclidean, minkowski* dengan nilai k dari K-NN adalah 1 dan 3.
3. Dari hasil masukan parameter K-NN didapatkan hasil akurasi 76% dengan nilai k dari K-NN lebih kecil pada persamaan jarak *Euclidean* dan *minkowski*. Sehingga jarak, sudut, nilai k dari K-NN dan persamaan jarak mempengaruhi akurasi pada sistem.

## Daftar Pustaka:

- [1] Majalah Cermin Dunia Kedokteran No.18 (Jakarta: Pusat Penelitian dan Pengembangan P.T. Kalbe Farma, 1980)
- [2] Wallace, D.J., 2007, *The Lupus Book*, Penerbit B-First, Yogyakarta, Hal: 21-23.
- [3] Rubenstein, D., Wayne, D. and Bradley, J., 2007, *Lecture Notes: Kedokteran Klinis*, Penerbit Erlangga, Yogyakarta, Hal: 366.
- [4] Lestari Dwi Rili, "Pengenalan Penyakit Darah dengan Citra Darah Menggunakan Metode Logika *Fuzzy*," Universitas Indonesia, Desember, 2008.
- [5] Praidia Arhanian Retno, "Pengenalan Penyakit Darah Menggunakan Teknik Pengolahan Citra Dan Jaringan Syaraf Tiruan," Universitas Indonesia, juli, 2008.
- [6] R. C. Gonzales and R. E. Woods, *Digital Image Processing, Second Edition*. 2012.
- [7] R. D. Kusumanto and A. N. Tomponu, "pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Objek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB," *Semin. Nas. Teknol. Inf. Komun. Terap.* 2011, vol. 2011, no. Semantik, pp. 1-7, 2011.
- [8] F. Purnamasari, N. Ramadijanti, and Setiawardhana, "System Online CBIR Menggunakan Identifikasi Dominan Warna pada Foreground Objek," pp. 1-8.
- [9] FWindana, M Sarosa, and B. Santoso, "Implementasi Kombinasi Feature Extraction untuk Content Based Image Retrieval," *Electr. Electron. Commun. Control. Informatics Syst.*, Vol. 8, no.2, pp.169-174, 2014
- [10] O. D. Nurhayati, "Sistem Analisis Tekstur Secara Statistik Orde Pertama Untuk Mengenali Jenis Telur Ayam Biasa dan Telur Ayam Omega-3," *J. Sist. Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 5-8, 2015.

- [11] P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana, and L. GuruKumar, "Image texture feature extraction using glcm approach," *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol.3, no.5, p.1, 2013.
- [12] Painem, "Content-Based Image Retrieval Citra Aset Berdasarkan Fitur Tekstur Dengan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GlcM)" Universitas Budi Luhur, 3 November, 2017.
- [13] F. Masitha, "Deteksi Kanker Kolorektal (Kanker Usus Besar) Menggunakan Metode Gray Level Coocurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor Berbasis Pengolahan Citra". Bandung: Universitas Telkom, 2017.

