

Klasifikasi Jenis Golongan Darah Menggunakan Fuzzy C-Means Clustering (FCM) dan Learning Vector Quantization (LVQ)

Fajar Rohman Hariri, Danar Putra Pamungkas

Abstract—Blood is an important part of the body. Blood is divided into several groups A, B, O, and AB. Conventionally, detect blood group by dripping anti-A serum and anti-B serum into the blood to be recognized and direct measurement of the serum droplet reaction. This study will compare the processes that use segmentation and without using segmentation to know the various segmentation information in introduction of human blood type image. From the test results that segmentation increase accuracy of recognition between 10% -24% of each test. By using JST Learning Vector Quantization (LVQ) as a classifier and Fuzzy C-Mean as segmentation, the optimal result on the system averages 92% to 98%.

Index Terms—Blood, Segmentation, Classification

Abstrak— Darah merupakan salah satu bagian penting dalam tubuh. Darah dibedakan menjadi beberapa golongan yaitu A, B, O, dan AB. Secara konvensional, mendeteksi golongan darah dengan cara meneteskan serum anti-A dan serum anti-B ke darah yang akan dikenali kemudian melakukan pengamatan langsung terhadap reaksi tetesan serum tersebut. Penelitian ini akan membandingkan antara proses pengenalan yang menggunakan segmentasi dengan proses pengenalan tanpa menggunakan segmentasi untuk mengetahui seberapa besar pengaruh metode segmentasi dalam pengenalan citra golongan darah manusia. Dari hasil pengujian didapatkan bahwa dengan adanya metode segmentasi akurasi sistem pengenalan bertambah antara 10%-24% setiap uji coba. Dengan menggunakan JST Learning Vector Quantization (LVQ) sebagai pengklasifikasi dan Fuzzy C-Mean sebagai segmentasi citra darah dapat diperoleh hasil yang optimal pada sistem pengenala golongan darah manusia dengan prosentase keberhasilan rata rata 92% hingga 98%.

Kata Kunci—Darah, Segmentasi, Klasifikasi

I. PENDAHULUAN

Pengolahan citra merupakan suatu proses yang dilakukan dengan masukan berupa citra dan hasilnya juga berupa citra [1]. Citra adalah gambar

pada dua dimensi [2]. Pengolahan citra pada awalnya dilakukan untuk memperbaiki kualitas citra, tetapi dengan berkembangnya dunia komputasi yang ditandai dengan semakin meningkatnya kapasitas dan kecepatan proses komputer, serta munculnya ilmu-ilmu komputasi yang memungkinkan manusia dapat mengambil informasi dari suatu citra, maka pengolahan citra tidak dapat dilepaskan dengan bidang computer vision [3].

Pengolahan citra dan computer vision dalam perkembangan lebih lanjut digunakan sebagai pengganti mata manusia, dengan perangkat penangkap citra seperti kamera dan pemindai (scanner) dijadikan sebagai mata dan mesin komputer dijadikan sebagai otak yang mengolah informasi [4].

Darah merupakan salah satu bagian penting dalam tubuh. Darah dibedakan menjadi beberapa golongan yaitu A, B, O, dan AB. Secara konvensional, mendeteksi golongan darah dengan cara meneteskan serum anti-A dan serum anti-B ke darah yang akan dikenali kemudian melakukan pengamatan langsung terhadap reaksi tetesan serum tersebut. Sistem penggolongan darah ini dimaksudkan untuk mencegah terjadinya reaksi transfuse (hemolysis dan aglutinasi) ketika dilakukan transfusi darah antara donor dan resipien.[5]

II. LANDASAN TEORI

A. Sistem Golongan Darah ABO

Sistem golongan darah ABO dipengaruhi oleh *aglutinogen* A dan *aglutinogen* B. *Antigen* ini ditemukan dalam banyak jaringan selain darah, antara lain kelenjar ludah, saliva, pankreas, ginjal, hati, paru, testes, semen, dan cairan amnion. *Antigen* A dan B sebenarnya merupakan *oligosakarida* kompleks yang berbeda gula terminalnya. Pada sel darah merah, *antigen* ini kebanyakan adalah *glikofingolipid*, sedangkan di jaringan yang lain adalah *glikoprotein*. *Agglutinin* anti A akan terbentuk sebagai antibodi dalam *plasma* apabila *aglutinogen* tipe A tidak terdapat dalam sel darah merah manusia. Antibodi yang dikenal sebagai *agglutinin* anti B akan terbentuk dalam plasma jika tidak terdapat *aglutinogen* tipe B dalam sel darah merah. *Agglutinogen* A dan B diturunkan

Fajar Rohman Hariri, Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri, dosendes@gmail.com

Danar Putra Pamungkas, Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri, danar.aflach@gmail.com

secara dominan menurut *Mendel* dan manusia dibagi menjadi empat golongan darah utama atas dasar ini. Golongan darah ABO diklasifikasikan menurut adanya *aglutinogen* A dan *aglutinogen* B seperti pada tabel 1 dibawah ini[6].

Tabel 1. Klasifikasi Sistem Golongan Darah ABO

GENOTIP	GOLONGAN DARAH	AGLUTINOGEN	AGLUTININ
O	O	Tidak Punya	Anti-A dan Anti B
OA / AA	A	A	Anti-B
AB / BB	B	B	Anti-A
AB	AB	A DAN B	Tidak Punya

B. Fuzzy C-Means Clustering

Fuzzy C-means Clustering (FCM), atau dikenal juga sebagai *FuzzyISODATA*, merupakan salah satu metode *clustering* yang merupakan bagian dari metode *Hard K-Means*. FCM menggunakan model pengelompokan *fuzzy* sehingga data dapat menjadi anggota dari semua kelas atau *cluster* terbentuk dengan derajat atau tingkat keanggotaan yang berbeda antara 0 hingga 1. Tingkat keberadaan data dalam suatu kelas atau cluster ditentukan oleh derajat keanggotaannya. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh Jim Bezdek pada tahun 1981[7].

Teknik *Fuzzy C-Means Clustering* juga dapat dipergunakan untuk segmentasi pada suatu *citra*. Segmentasi bertujuan untuk membagi wilayah-wilayah yang *homogen*. Segmentasi adalah salah satu metode penting yang digunakan untuk mengubah *citra input* ke dalam *citra output* berdasarkan atribut yang diambil dari *citra* tersebut.

Konsep dasar FCM, pertama kali adalah menentukan pusat *cluster*, yang akan menandai lokasi rata-rata untuk tiap-tiap *cluster*. Pada kondisi awal, pusat *cluster* ini masih belum akurat. Tiap-tiap titik data secara berulang, maka akan dapat dilihat bahwa pusat *cluster* akan bergerak menuju lokasi yang tepat. Perulangan ini didasarkan pada minimisasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan ke pusat *cluster* yang terbobot oleh derajat keanggotaan titik data tersebut[8].

C. Learning Vector Quantization

Jaringan saraf tiruan *Learning Vector Quantization* (LVQ) telah banyak dimanfaatkan untuk pengenalan pola baik berupa *citra*, suara, dan lain-lain. Jaringan LVQ sering pula digunakan untuk ekstraksi ciri (*feature*) pada proses awal pengenalan pola. Metode Jaringan Syaraf LVQ termasuk dengan *Supervised Learning* dalam penentuan bobot / model pembelajarannya, dimana pada metode LVQ ditentukan hasil seperti apa selama proses pembelajaran. Selama proses pembelajaran nilai bobot disusun dalam suatu range tertentu tergantung pada nilai input yang diberikan. Tujuan pembelajaran ini adalah pengelompokan unit-unit yang hampir sama dalam satu area tertentu. Pembelajaran seperti ini sangat cocok

untuk pengelompokan (klasifikasi) pola.

Prinsip kerja dari algoritma LVQ adalah pengurangan node-node tetangganya (*neighbour*), sehingga pada akhirnya hanya ada satu node *output* yang terpilih (*winner node*). Pertama kali yang dilakukan adalah melakukan inialisasi bobot untuk tiap-tiap *class*. Setelah diberikan bobot, maka jaringan diberi input sejumlah dimensi node/neuron input. Setelah input diterima jaringan, maka jaringan mulai melakukan perhitungan jarak vektor yang didapatkan dengan menjumlah selisih/jarak antara vektor input dengan vektor bobot menggunakan *Euclidean distance*. Secara matematis *Euclidean Distance* dapat dirumuskan[8] :

$$d_j^2 = \sum_{i=0}^{n-1} (X_i(t) - W_{ij}(t))^2 \quad (1)$$

dimana :

d_j^2 = distance

X_i = Node data input

W_{ij} = Bobot ke-ij

Setelah diketahui tiap-tiap jarak antara *node output* dengan *input* maka dilakukan perhitungan jumlah jarak selisih *minimum*. Dimana *node* yang terpilih (*winner*) berjarak *minimum* akan di update bobot, update bobot *node winner* yang dirumuskan sebagai berikut:

Jika sesuai target memakai rumus:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)), j \in N_e \quad (2)$$

dan jika tidak

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \alpha(t) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)), j \in N_e \quad (3)$$

$$0 < \alpha(t) < 1$$

dimana :

x = Input pixel

w = bobot

N_e = Nilai *neighborhood*

t = waktu

i = index node input

j = index node output

α = alpha learning rate

$\alpha(t)$ merupakan *alpha/learning rate* yaitu faktor pengali pada perubahan bobot yang berubah terhadap perubahan *error*. Perubahan *alpha* ini sesuai dengan banyaknya *input* yang masuk. Faktor pengali *alpha/learning rate* ini akan selalu berkurang bila tidak ada perubahan *error*. Dalam penelitian ini *alphalearning rate* akan berubah berkurang secara geometris sebagai berikut :

$$\alpha(t+1) = 0.1 * \alpha(t) \quad (4)$$

Secara garis besar algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) sebagai berikut[8]:

1. Siapkan data learning, $x(m,n)$ dan target $T(1,n)$.
2. Inialisasi bobot (W), maksimum epoch (Max Epoch), error minimum yang diharapkan (Eps), *learning rate* (α). Max Epoch dan *learning rate* digunakan untuk menentukan batas ambang komputasi.
3. Melakukan proses sebagai berikut selama (epoch < makEpoch) atau ($\alpha > \text{eps}$).
 - epoch = epoch+1.

