Implementasi Metode Run Length Dan Simple Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit Leukemia Berdasarkan Citra Darah

Leonart Jefry
Teknik Informatika – Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipatiukur 112-114 Bandung
Email : jefryleonart@gmail.com

ABSTRAK

Penyakit leukemia adalah penyakit dalam klasifikasi kanker pada darah. Penyakit leukemia memiliki suatu ciri yang berbeda. Mengenali perbedaan tekstur pada citra penyakit leukemia merupakan suatu cara untuk membedakan ciri tersebut. Ada beberapa metode untuk memperoleh ciri-ciri tekstur dalam suatu citra, salah satu metode untuk memperoleh ciri-ciri citra tekstur adalah dengan menggunakan metode run length. Ciri-ciri yang terdapat pada metode run length adalah SRE (S*hort Run Emphasis*), LRE (*Long Run Emphasis*), GLU (*Grey Level Uniformity*), RLU (*Run Length Uniformity*) dan RPC (*Run Percentage*). Dari hasil ciri-ciri tersebut kemudian algoritma naïve bayes akan menentukan hasil klasifikasi berdasarkan nilai probabilitas terbesar. Citra yang diuji adalah citra darah yang teridentifikasi penyakit leukemia.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat ditarik kesimpulan bahwa: algoritma naïve bayes dapat melakukan klasifikasi citra penyakit leukemia berdasarkan tekstur yang diekstraksi dengan metode run length. Data hasil ekstraksi ciri metode run length adalah berupa data kontinu, sehingga data hasil ekstraksi ciri tersebut dapat langsung digunakan sebagai masukan dalam klasifikasi naïve bayes.

Berdasarkan hasil pengujian, kesimpulan yang didapatkan adalah algoritma naïve bayes dapat mengklasifikasikan citra penyakit leukemia berdasarkan hasil ekstraksi citra darah menggunakan metode run length dan menghasilkan tingkat keakurasian 91.25% dengan total 20 data latih dan 20 data uji. Dikarenakan data hasil ekstraksi ciri tekstur penyakit leukemia dengan metode run-length memiliki keunggulan membedakan antara tekstur halus dan tekstur kasar, sehingga klasifikasi naïve bayes dapat berjalan lebih maksimal saat melakukan klasifikasi citra darah yang teridentifikasi penyakit leukemia.

Kata Kunci : Penyakit Leukemia, Citra Darah, Metode Run Length, Algoritma Naïve Bayes

1. PENDAHULUAN

Leukemia merupakan kanker yang terjadi pada sel darah manusia. Ketika terjadi leukemia, tubuh akan memproduksi sel–sel darah yang abnormal dan dalam jumlah yang besar.Penyakit *leukemia* biasa terjadi pada seseorang yang berusia di bawah 15 tahun [1]. Saat ini penyakit leukemia menjadi salah satu penyakit yang sangat menakutkan, hal ini terlihat dari angka harapan hidup penderita kanker yaitu sebesar 60% dan banyaknya angka kematian.Melihat permasalahan tersebut, maka perlu adanya pendeteksian penyakit *leukemia* pada diri remaja.

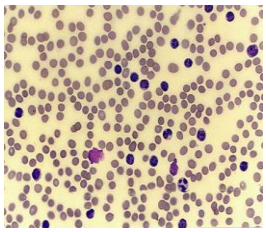
Pendeteksian penyakit *leukemia* dapat dilakukan dengan melihat gejala yang dialami oleh penderita. Namun seiring dangan perkembangan teknologi saat ini pendeteksian penyakit *leukemia* dapat dilakukan dengan bantuan suatu sistem yang dapat mengelola suatu citra. Pengenalan tekstur merupakan salah satu teknik yang dapat digunakan dalam mendeteksi penyakit leukemia. Selain pengenalan tekstur dalam proses pengenalan citra juga dibutuhkan proses pengklasifikasian agar pengenalan yang dihasilkan memiliki hasil yang baik. Berdasarkan penelitian sebelumnya, proses pengenalan citra dapat dilakukan untuk mendeteksi penyakit *leukemia* [2].

Pada dasarnya penyakit *leukemia* dapat dikenali berdasarkan beberapa aspek diantaranya adalah warna, pola dan tekstur dari sel darah. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk pengenalan tekstur adalah metode *run length*. Hasil dari penelitian ini dapat lebih akurat apabila menggunakan teknik pengklasifikasian yang lebih baik [3]. *Naïve bayes* adalah salah satu metode klasifikasi yang menggunakan konsep probabilitas.

1.1 Leukemia

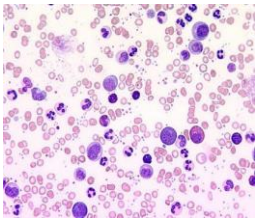
Leukemia atau kanker darah adalah penyakit dalam klasifikasi kanker pada darah atau sumsum tulang yang ditandai oleh perubahan komposisi secara tak normal atau transformasi *maligna* dari sel-sel pembentuk darah di sumsum tulang dan jaringan limfoid, umumnya terjadi pada sel darah putih [4].
Penyakit kanker leukemia diklasifikasikan menjadi:

1. *Chronic Lymphocytic Leukemia* (CLL) adalah gangguan *monoklonal* ditandai dengan akumulasi progresif limfosit fungsional tidak kompeten. Pasien dengan CLL memiliki jumlah sel darah putih lebih tinggi dari biasanya. Penyakit ini sering terjadi pada orang dewasa yang berumur lebih dari 55 tahun, kadang-kadang juga diderita oleh dewasa muda, dan hampir tidak pernah terjadi pada anak-anak. Beberapa pasien meninggal dengan cepat, dalam waktu 2-3 tahun setelah didiagnosis, karena komplikasi dari CLL, tetapi kebanyakan pasien dapat bertahan hidup 5-10 tahun.



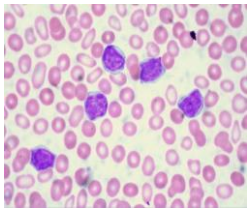
Gambar 1 Chronic Lymphocytic Leukemia

2. *Chronic Myeloid Leukemia* (CML) adalah salah satu bentuk dari *leukemia* yang ditandai dengan meningkatnya dan pertumbuhan yang tidak teratur dari sel *myeloid* di dalam sumsum tulang dan terakumulasi juga di dalam darah. Penyakit ini sering terjadi pada orang dewasa, dapat juga terjadi pada anak-anak.



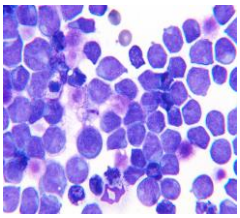
Gambar 2 Chronic Myeloid Leukemia

3. *Acute Lymphoblastic Leukemia* (ALL) adalah suatu penyakit dimana sel-sel yang dalam keadaan normal berkembang menjadi limfosit berubah menjadi ganas dan dengan segera akan menggantikan sel-sel normal didalam sumsum tulang. ALL merupakan leukemia yang biasa terjadi pada anak-anak dibawah umur 15 tahun. Paling sering terjadi pada anak usia antara 3-5 tahun, tetapi kadang terjadi pada usia remaja dan orang dewasa yang telah berumur 65 tahun atau lebih.



Gambar 3 Acute Lymphoblastic Leukemia

4. *Acute Myelogenous Leukemia* (AML) adalah salah satu jenis kanker darah dan sumsum tulang. AML ditandai dengan pesatnya pertumbuhan sel darah putih abnormal yang menumpuk di sumsum tulang dan mengganggu produksi sel darah normal. Penyakit ini mempengaruhi sel-sel darah yang belum matang dan berkembang dengan cepat. Penyakit ini biasa terjadi pada anak-anak dan orang dewasa.



Gambar 4 Acute Myelogenous Leukemia

1.2 Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan (*Artificial inteligence*) adalah salah satu cabang ilmu pengetahuan yang berhubungan dengan pemanfaatan mesin untuk memecahkan persoalan yang rumit dengan cara yang lebih manusiawi.

Kecerdasan buatan digunakan untuk menganalisis pemandangan dalam citra dengan perhitungan simbol-simbol yang mewakili isi pemandangan tersebut setelah citra diolah untuk memperoleh ciri khas. Kecerdasan buatan bisa dilihat sebagai tiga kesatuan yang terpadu yaitu persepsi, pengertian dan aksi. Persepsi menerjemahkan sinyal dari dunia nyata dalam citra menjadi simbol-simbol yang lebih sederhana, pengertian memanipulasi simbol-simbol tersebut untuk memudahkan penggalian suatu informasi tertentu, dan aksi menerjemahkan simbol-simbol yang telah dimanipulasi menjadi sinyal lain yang dapat merupakan hasil akhir [5].

1.3 Metode Run Length

Grey level run length matrix yang biasa disingkat dengan GLRLM merupakan salah satu metode yang populer untuk mengekstrak tekstur sehingga diperoleh ciri statistik atau atribut yang terdapat dalam tekstur dengan mengestimasi piksel-piksel yang memiliki derajat keabuan yang sama. Ekstraksi tekstur dengan metode run-length dilakukan dengan

membuat rangkaian pasangan nilai (*i,j*) pada setiap baris piksel. Orientasi dibentuk dengan empat arah pergeseran dengan interval 45^0, yaitu 0^0, 45^0, 90^0, dan 135^0.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Galloway[6], terdapat beberapa jenis ciri tekstural yang dapat diekstraksi dari matriks run-length. Berikut variabel-variabel yang terdapat di dari ekstraksi citra dengan menggunakan metode statistikal *Grey Level Run Length Matrix* :
i = nilai derajat keabuan
j = piksel yang berurutan (*run*)
M = Jumlah derajat keabuan pada sebuah gambar
N = Jumlah piksel berurutan pada sebuah gambar
r(j) = Jumlah piksel berurutan berdasarkan banyak urutannya (*run length)*
g(i) = Jumlah piksel berurutan berdasarkan nilai derajat keabuannya
s = Jumlah total nilai *run* yang dihasilkan pada arah tertentu
p(i,j) = himpunan matrik i dan j
n = jumlah baris * jumlah kolom.
Dimana variabel-variabel tersebut akan digunakan untuk mencari nilai dari atribut-atribut tekstur seperti SRE, LRE, GLU, RLU dan RPC.

$$SRE = \frac{1}{n_r}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\frac{P(i,j)}{j^2}$$

$$LRE = \frac{1}{n_r}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} P(i,j) * j^2$$

$$GLU = \frac{1}{n_r}\sum_{i=1}^{N}\left(\sum_{j=1}^{M}P(i,j)\right)^2$$

$$RLU = \frac{1}{n_r}\sum_{j=1}^{M}\left(\sum_{i=1}^{N}P(i,j)\right)^2$$

$$RPC = \sum_{j=1}^{M}\sum_{i=1}^{N}\frac{P(i,j)}{n}$$

1.4 Klasifikasi Naive Bayes

Naïve bayes adalah teknik prediksi berbasis probabilistik sederhana yang berdasar pada penerapan teorema Bayes[7]. Naïve bayes merupakan suatu metode pengklasifikasian paling sederhana dengan menggunakan peluang yang ada, dimana diasumsikan bahwa setiap variable X bersifat bebas (*independence*).

Pada klasifikasi naïve terdapat langkah-langkah sebagai berikut:
Training :

1. Hitung rata-rata (mean) tiap fitur dalam dataset training dengan

   $$\mu = \frac{\sum x_i}{n}$$

   Dimana:
   μ = mean
   n = banyaknya data
   $\sum x_i$ = jumlah nilai data

2. Kemudian hitung nilai varian dari dataset training

   $$\sigma^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2$$

   Dimana:
   σ^2= varians
   μ= mean
   x_i = nilai data
   n = banyaknya data

Testing :

1. Hitung probabilitas (prior) tiap kelas yang ada dengan cara menghitung jumlah data tiap kelas dibagi jumlah total data secara keseluruhan

2. Selanjutnya menghitung densitas probabilitasnya

   $$\varphi_{\mu\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

   Dimana :
   x = data masukan
   π = 3,14
   σ = standar deviasi
   μ = mean

3. Setelah didapatkan nilai densitas probabilitasnya, selanjutnya menghitung posterior masing-masing kelas

   $$posterior = \frac{prior\ x\ likehood}{evidence}$$

4. Setelah didapat nilai posterior, kemudian menentukan kelas yang sesuai dengan melihat nilai posterior terbesar.

1.5 Pengujian Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah tabel yang menyatakan jumlah data uji yang benar diklasifikasikan. Berikut ini contoh *confusion matrix* untuk klasifikasi biner:

Tabel 1 Confusion Matrix Untuk Klasifikasi Biner

		Kelas Prediksi	
		1	0
Kelas Sebenarnya	1	TP	FN
	0	FP	TN

Keterangan:

1. *True Positive* (TP), yaitu jumlah dokumen dari kelas 1 yang benar dan diklasifikasikan sebagai kelas 1.
2. *True Negative* (TN), yaitu jumlah dokumen dari kelas 0 yang benar diklasifikasikan sebagai kelas 0.
3. False Positive (FP), yaitu jumlah dokumen dari kelas 0 yang salah diklasifikasikan sebagai kelas 1.
4. False Negative (FN), yaitu jumlah dokumen dari kelas 1 yang salah diklasifikasikan sebagai kelas 0.

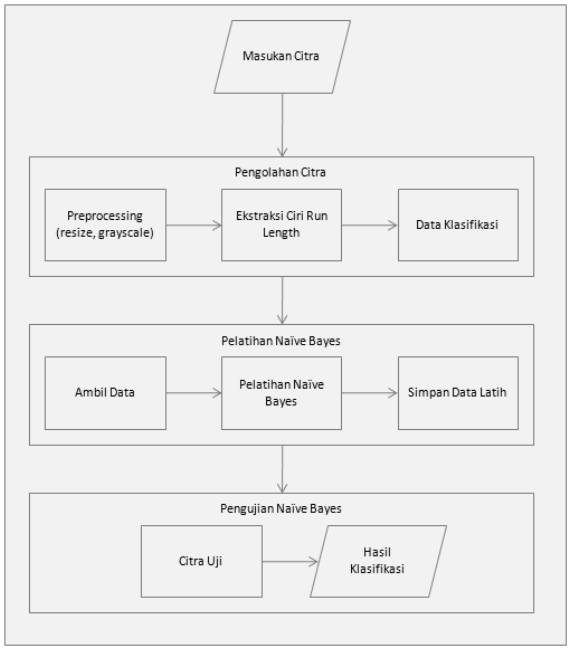
Untuk menghitung akurasi digunakan persamaan [8]::

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} x100\%$$

2. ISI PENELITIAN

2.1 Analisis Prosedur Sistem

Prosedur adalah kumpulan dari proses dalam suatu sistem yang saling terkait antara satu dengan yang lainnya untuk mencapai tujuan yang telah diterapkan. Berikut ini adalah tahapan-tahapan proses dalam melakukan klasifikasi mulai dari data masukan sampai data keluaran.



Gambar 5 Alur Analisis Prosedur Sistem

Berikut penjelasan dari tiap tahapannya adalah sebagai berikut :

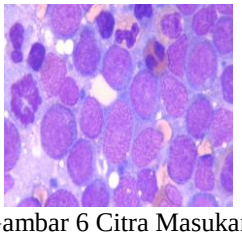
1. Masukan citra
   Merupakan langkah pengambilan data citra pada media masukan kedalam sistem. Citra masukan berupa file gambar yang didalamnya terdapat kelainan jenis penyakit leukemia pada darah lalu kemudian di *scan*.
2. Pengolahan citra
   Pada tahap ini citra yang dimasukan akan dilakukan proses merubah ukuran gambar (resize) menjadi 32x32 piksel [16], setelah itu dilakukan proses *grayscale* dengan merubah warna gambar menjadi keabu-abuan untuk mendapatkan nilai matriks *grayscale.* Setelah didapat matriks *grayscale* kemudian dilakukan proses ekstraksi ciri run-length dan menyimpan data klasifikasi setelah didapat nilai fitur rata-rata run-length.
3. Pelatihan naïve bayes
   Tahap pelatihan pada naïve bayes yaitu mengambil data yang telah diberi nama klasifikasi dan memiliki nilai rata-rata fitur run-length untuk dihitung dan mencari nilai mean dan varian.
4. Pengujian naïve bayes
   Pada proses pengujian naïve bayes, masukan citra yang akan diujikan. Citra yang dimasukan akan diproses untuk mencari nilai densitas probabilitas dan mencari nilai posterior terbesar. Setelah didapat nilai posterior terbesar maka diketahui hasil klasifikasi dari citra uji.

2.2 Analisis Metode

Analisis algoritma adalah analisis terhadap suatu sistem yang terdapat langkah-langkah dari alur proses algoritma. Analisis ini bertujuan untuk menganalisis cara kerja metode *naïve bayes* dalam mengklasifikasi citra berdasarkan tekstur. Berikut ini tahapan-tahapan yang dilakukan dalam mengklasifikasikan citra:

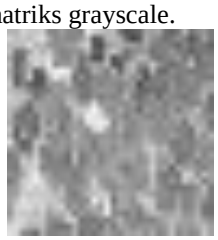
2.2.1 Analisis Tahapan Pengolahan Citra

Analisis tahapan pengolahan citra merupakan suatu tahap untuk mendapatkan ekstraksi ciri yang ada pada suatu citra. Langkah awal pada analisis tahapan pengolahan citra adalah dengan memasukkan citra masukan.



Gambar 6 Citra Masukan

Setelah citra dimasukkan, kemudian dilakukan proses *preprocessing* dengan melakukan resize dan grayscale terhadap citra masukan untuk menghasilkan matriks grayscale.



Gambar 7 Citra hasil resize dan grayscale

9	9	11	11	11	11	7	7	9	7	7	6	13	11	10	10	10	6	4	5	5	9	9	6	6	7	10	6	8	8	6
11	10	11	10	11	12	9	7	8	7	7	8	10	4	5	10	10	9	5	3	5	10	8	7	6	7	8	7	4	6	9	7
10	10	10	12	9	10	8	7	8	8	8	10	11	5	4	8	9	10	9	9	8	9	7	7	7	7	5	8	6	7	6	5
10	6	6	8	11	9	11	8	7	7	8	8	10	6	5	10	10	9	6	7	8	8	6	7	7	9	7	7	5	6	7	6
8	5	5	11	11	11	12	8	7	7	9	6	7	4	4	10	4	6	6	8	10	10	7	6	7	8	9	6	9	5	8	7
10	5	7	9	11	10	13	7	8	8	9	6	8	9	8	10	4	4	9	10	8	8	10	8	7	6	7	8	10	6	7	7
9	5	7	10	5	6	12	13	13	12	8	6	6	10	9	7	10	5	9	10	7	5	10	6	6	8	7	7	6	7	7	8
9	4	7	10	4	4	9	13	11	11	6	8	6	7	8	7	8	8	10	8	8	4	7	7	7	7	6	7	8	7	7	7
11	5	7	6	4	5	8	8	8	10	7	6	7	8	8	7	8	8	9	4	7	7	7	6	8	7	7	8	7	9	9
10	9	9	7	6	6	6	8	8	8	8	7	7	8	8	8	8	7	9	8	6	6	6	6	6	8	7	8	7	8	10	9
11	10	10	10	6	8	9	7	8	9	9	6	6	8	6	7	7	8	10	7	6	7	8	5	8	8	7	6	7	8	10	6
10	10	9	7	9	9	9	8	7	10	10	8	8	12	8	8	8	8	8	9	7	7	8	8	7	8	8	8	7	7	8	6
10	9	7	5	9	9	8	8	7	8	10	10	11	13	11	7	7	9	8	8	6	9	8	8	7	9	7	9	9	10	7	6
10	7	6	7	6	9	8	8	7	7	10	9	13	13	12	9	8	8	7	9	8	7	7	8	7	9	9	8	10	9	7	7
10	7	6	6	6	10	7	9	7	8	8	7	12	13	13	12	7	9	8	7	8	9	9	7	9	8	9	6	10	9	9	6
10	5	8	6	5	10	10	9	6	8	8	8	7	12	12	9	8	10	8	8	8	9	8	8	8	8	7	7	6	10	9	7
9	5	10	7	7	10	7	8	8	7	10	8	7	8	8	8	8	8	7	8	8	9	8	8	8	9	8	7	6	9	8	10
12	7	5	6	10	10	9	7	8	8	8	8	8	7	9	9	8	9	8	8	8	10	9	8	8	7	7	8	7	8	9	8
9	8	6	7	10	7	8	8	9	7	9	8	8	7	8	9	7	9	9	9	8	10	11	10	10	7	7	8	7	8	8	7
7	8	10	9	11	7	7	8	7	6	10	7	8	9	7	8	8	9	9	9	8	9	10	9	9	9	7	6	7	10	7	9
7	7	11	10	11	8	7	7	7	6	10	6	8	9	7	8	9	9	8	9	9	8	8	10	8	8	10	6	7	8	7	8	8
7	7	10	11	11	7	7	7	7	7	7	8	8	8	9	9	8	6	8	8	9	11	8	9	5	10	9	9	8	7	8
8	8	8	11	13	9	8	7	8	8	6	7	9	9	8	8	10	9	7	8	8	8	10	7	6	7	6	11	11	8	10	9
6	8	11	12	13	11	8	8	7	8	7	7	9	11	8	7	8	10	9	8	8	7	10	7	7	9	7	10	10	10	7	8
8	8	11	12	11	12	10	8	9	7	8	8	9	11	9	7	7	8	9	8	7	8	10	8	7	6	6	7	7	8	10	7
8	8	11	11	11	11	11	9	10	7	6	8	10	10	11	10	8	9	9	8	10	9	8	7	8	7	8	7	8	9	10	7
9	10	12	11	12	11	11	11	9	8	7	7	7	13	10	12	6	9	9	8	10	11	10	7	7	7	9	7	8	9	8	6
8	11	12	12	11	12	9	10	11	7	9	7	9	10	8	13	8	9	9	8	7	10	11	7	7	7	9	7	8	9	6	6
8	11	11	11	10	11	8	9	10	10	7	9	7	8	9	13	8	8	7	8	6	9	10	10	9	9	10	8	8	10	6	6
10	11	11	10	11	10	8	8	9	11	11	6	7	6	8	7	8	10	8	8	6	7	7	8	9	10	10	9	9	10	8	7
12	12	11	9	9	10	8	7	6	7	9	7	7	8	6	9	7	9	9	7	8	8	8	8	8	10	8	9	8	9	10	8
12	11	7	7	5	9	7	7	8	8	10	6	7	6	7	9	8	7	9	9	9	7	9	7	8	10	8	9	7	8	10	9

Gambar 8 Matriks Grayscale

2.2.2 Ekstraksi Ciri Run Length

Langkah utama dalam proses ekstraksi ciri run length adalah dengan mengambil nilai matriks *grayscale.* Nilai ekstraksi ciri yang akan dicari adalah nilai SRE (*short run emphasis*), LRE (*long run emphasis*), GLU (*grey level uninformity*), RLU (*run length uninformity*) dan RPC (*run percentage*). Nilai ekstraksi ciri didapat melalui table matriks run length.

Tabel 1 Matriks Run Length 0^0

Gray Level	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	mP(i,j)
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	9	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
5	24	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26
6	66	9	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78
7	128	34	6	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	171
8	120	40	10	3	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	177
9	102	22	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	130
10	90	13	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	107
11	35	5	3	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45
12	18	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21
13	9	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
nP(i,j)	602	134	31	6	6	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	780

Tabel 2 Matriks Run Length 45^0

Gray Level	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	mP(i,j)
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	11	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
5	20	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24
6	69	11	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81
7	106	37	11	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	158
8	105	47	12	5	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	170
9	105	22	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	132
10	84	19	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	105
11	29	12	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44
12	16	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20
13	9	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
nP(i,j)	555	161	32	11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	760

Tabel 3 Matriks Run Length 90^0

Gray Level	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	mP(i,j)
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	11	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
5	21	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24
6	60	13	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	76
7	98	30	17	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150
8	114	34	13	4	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	168
9	96	19	7	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	124
10	67	20	4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93
11	32	8	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45
12	18	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21
13	6	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
nP(i,j)	524	134	51	11	3	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	725

Tabel 4 Matriks Run Length 135^0

Gray Level	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	mP(i,j)
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
4	11	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
5	22	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25
6	59	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	77
7	133	27	11	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	173
8	144	36	11	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	194
9	118	16	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	138
10	80	18	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	102
11	33	8	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45
12	18	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21
13	11	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
nP(i,j)	630	133	31	5	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	802

Perhitungan matriks run length 0^0

$$\boldsymbol{SRE} = \left(\frac{602/780}{1^2}\right)+\left(\frac{134/780}{2^2}\right)+\left(\frac{31/780}{3^2}\right)+\left(\frac{6/780}{4^2}\right)+\left(\frac{6/780}{5^2}\right)+..+\left(\frac{0/780}{32^2}\right)$$

$$= 0.771795 + 0.042949 + 0.004416 + 0.000481 + 0.000308 + 0$$

$$= 0.819974$$

$$\boldsymbol{LRE} = \left(\frac{602.1^2}{780}\right)+\left(\frac{134.2^2}{780}\right)+\left(\frac{31.3^2}{780}\right)+\left(\frac{6.4^2}{780}\right)+\left(\frac{6.5^2}{780}\right)+..+\left(\frac{0.32^2}{780}\right)$$

$$= 0.771795 + 0.687179 + 0.357692 + 0.123077 + 0.192308 + 0$$

$$= 2.194872$$

$$\boldsymbol{GLU} = 0+0+0+\left(\frac{1^2}{780}\right)+\left(\frac{12^2}{780}\right)+\left(\frac{26^2}{780}\right)+\left(\frac{78^2}{780}\right)+\left(\frac{171^2}{780}\right)+\left(\frac{177^2}{780}\right)$$

$$+\left(\frac{130^2}{780}\right)+\left(\frac{107^2}{780}\right)+\left(\frac{45^2}{780}\right)+\left(\frac{21}{780}\right)+\left(\frac{12^2}{780}\right)+0$$

$$= 0 + 0.001282 + 0.184615 + 0.866667 + 7.8000 + 37.488462 + 40.165385$$

$$+21.666667 + 14.678205 + 2.596154 + 0.565385 + 0.184615$$

$$= 126.197436$$

$$\boldsymbol{RLU} = \left(\frac{602^2}{780}\right)+\left(\frac{134^2}{780}\right)+\left(\frac{31^2}{780}\right)+\left(\frac{6^2}{780}\right)+\left(\frac{6^2}{780}\right)+..+\left(\frac{0^2}{780}\right)$$

$$= 464.620513 + 23.020513 + 1.232051 + 0.046154 + 0.046154$$

$$= 488.966667$$

$$\boldsymbol{RPC} = \left(\frac{602}{1024}\right)+\left(\frac{134}{1024}\right)+\left(\frac{31}{1024}\right)+\left(\frac{6}{1024}\right)+\left(\frac{6}{1024}\right)+..+\left(\frac{0}{1024}\right)$$

$$= 0.587891 + 0.130859 + 0.030273 + 0.005859 + 0.005859 + 0$$

$$= 0.761719$$

Dengan menggunakan langkah yang sama untuk sudut simetris 45^0, 90^0 dan 135^0 maka akan didapatkan nilai sebagai berikut:

Tabel 5 Nilai Fitur Sudut Citra Masukan

Fitur	Sudut 0	Sudut 45	Sudut 90	Sudut 135
SRE	0.819974	0.788834	0.777924	0.831829
LRE	2.194872	2.252632	2.72000	1.990025
GLU	126.197436	121.184211	115.637241	132.633416
RLU	488.966667	440.910526	407.262069	518.184539
RPC	0.761719	0.742188	0.708008	0.783203

2.3 Analisis Pelatihan

Pada tahapan analisis ini akan dilakukan pelatihan dengan menggunakan algoritma naïve bayes, pelatihan dalam naïve bayes dilakukan untuk mendapatkan data pelatihan yang diestimasi dengan nilai mean dan varians. Langkah – langkah pada tahap pelatihan ini adalah mencari nilai mean dan varians dari setiap fitur pada setiap kelas data latih.

Tabel 6 Dataset untuk pelatihan

Kelas	SRE	RLE	GLU	RLU	RPC
ALL	0.80464	2.289382	123.9131	463.831	0.748779
ALL	0.800206	2.52889	78.91465	443.8536	0.727295
AML	0.889653	1.711747	78.1726	650.9412	0.844482
AML	0.896835	1.524693	71.83932	675.1909	0.862305
CLL	0.85138	2.040801	80.72218	551.1259	0.791016
CLL	0.852265	2.517193	69.87904	534.6269	0.764404
CML	0.840194	2.593832	72.97291	505.1915	0.744629
CML	0.828181	3.879872	63.71542	447.3502	0.679443

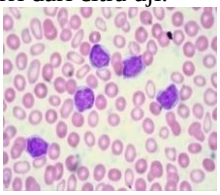
Dengan menggunakan perhitungan mean dan varians yang sama maka didapat nilai SRE, LRE, GLU,RLU dan RPC untuk kelas ALL, AML, CLL dan CML

Tabel 7 Nilai Mean dan Varian

	Kelas	SRE	RLE	GLU	RLU	RPC
Mean	ALL	0.802423	1.920955	114.698138	542.349092	0.794921
	AML	0.893244	1.618220	75.005962	663.066031	0.853393
	CLL	0.851822	2.278996	75.300611	542.876387	0.777099
	CML	0.834188	3.516087	66.949643	464.497171	0.700928
Varians	ALL	0.0000098	0.006091	365.506693	378.506694	0.000138
	AML	0.000026	0.017495	20.055250	294.024550	0.000159
	CLL	0.0000003	0.113475	58.786836	136.108146	0.000354
	CML	0.000072	0.264679	20.920352	588.034777	0.000923

2.4 Analisis Pengujian

Setelah didapatkan nilai mean dan varian dari data *training*, maka selanjutnya bisa dilakukan testing terhadap data baru, langkah awal yang dilakukan adalah memasukkan citra uji, kemudian hitung nilai fitur ekstraksi cirri dari citra uji.



Gambar 9 Citra Uji

Tabel 8 Nilai Fitur Ekstraksi Ciri Citra Uji

Kelas	SRE	LRE	GLU	RLU	RPC
?	0.8449	1.9304	107.4115	546.8075	0.7971

Setelah didapat nilai fitur ekstraksi ciri dari citra uji, langkah selanjutnya menghitung nilai densitas probabilitas.

Tabel 9 Nilai Densitas Probabilitas Data Testing

	Kelas	SRE	LRE	GLU	RLU	RPC
φ	ALL	0.0000	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000
	AML	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	25.2196
	CLL	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0361
	CML	21.2009	0.0138	0.0000	0.0000	0.1358

Kemudian hitung nilai evidence dan posterior

Evidence =
(0.25 x 0 x 0 x 0.0001 x 0 x 0)
+ (0.25 x 0 x 0 x 0 x 0 x 25.2196)
+ (0.25 x 0 x 0.0001 x 0 x 0 x 0.0361)
+ (0.25 x 21.2009 x 0.0138 x 0 x 0 x 0.1358)
= 0.0000001

Posterior (ALL) = P(ALL) . P(SRE | ALL) . P(LRE | ALL). P(GLU | ALL). P(RLU | ALL). P(RPC | ALL) / Evidence

Posterior (ALL) =(0.25 x 0 x 0 x 0.0001 x 0 x 0) / 0.0000001 = 1

Posterior (AML) = P(AML) . P(SRE | AML) . P(LRE | AML). P(GLU | AML). P(RLU | AML). P(RPC | AML) / Evidence

Posterior (AML) = (0.25 x 0 x 0 x 0 x 0 x 25.2196) / 0.0000001 = 0

Posterior(CLL) = P(CLL) . P(SRE | CLL) . P(LRE | CLL). P(GLU | CLL). P(RLU | CLL). P(RPC | CLL) / Evidence

Posterior(CLL) = (0.25 x 0 x 0.0001 x 0 x 0 x 0.0361) / 0.0000001 = 0

Posterior(CML) = P(CML) . P(SRE | CML) . P(LRE | CML). P(GLU | CML). P(RLU | CML). P(RPC | CML) / Evidence

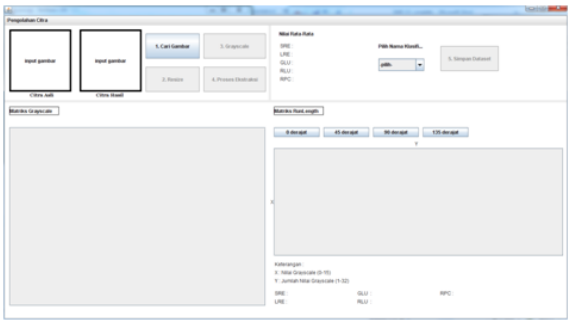
Posterior(CML) = (0.25 x 21.2009 x 0.0138 x 0 x 0 x 0.1358) / 0.0000001
= 0.000001

2.5 Implementasi Antarmuka

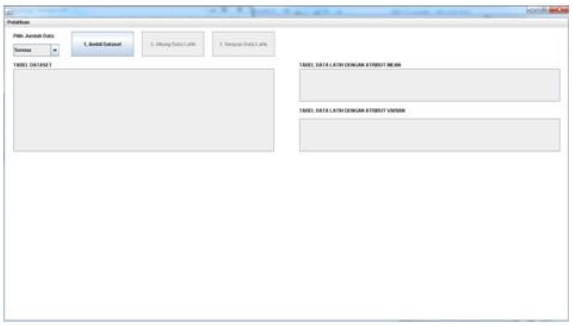
Implementasi Antarmuka menjelaskan dan menggambarkan implementasi dari setiap proses yang ada didalam sistem ini :



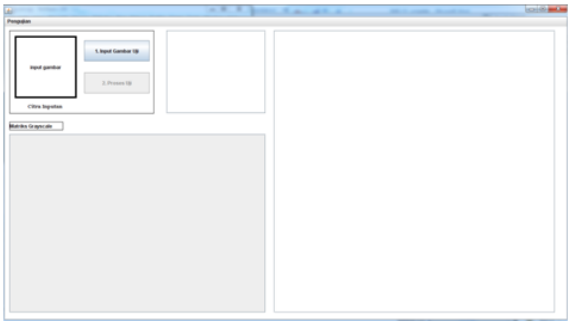
Gambar 10 Tampilan Menu Utama



Gambar 11 Tampilan Menu Pengolahan



Gambar 12 Tampilan Menu Pelatihan



Gambar 13 Tampilan Menu Pengujian

3. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari pengujian yang telah dilakukan maka didapatkanlah kesimpulan bahwa metode naïve bayes dapat mengklasifikasikan citra dengan masukan data statistik yang langsung membandingkan jarak terdekat dengan pelatihannya. Pengujian klasifikasi citra berdasarkan tekstur dengan menggunakan data citra yang telah dilatih memiliki rata-rata tingkat akurasi 100% dan untuk citra yang belum dilatih rata-rata tingkat akurasi 90% dan tingkat akurasi menggunakan 3 data latih adalah 85% dan menggunakan 4 data latih adalah 90%.

Dari hasil seluruh pengujian, algoritma naïve bayes menghasilkan tingkat keakurasian 91.25% dengan total 20 data latih dan 20 data uji

4. DAFTAR PUSTAKA

[1] Rizkiana, U. 2009.“Penerimaan Diri Pada Remaja Penderita Leukemia”. Jurnal Psikologi Vol. 2 No. 2 : 114-122. Universitas Gunadarma, Depok.

[2] Bharathivanan, A. 2015. “Local Binary Texture Based Method for Segmentation of Leukemia in Blood Microscopic Images”. *Journal of Applied Engineering Research* Vol. 10 No. 20 : 16291-16296. Valliammai Engineering College, India.

[3] Praida, A, R. 2008. “Pengenalan Penyakit Darah Menggunakan Teknik Pengolahan Citra dan Jaringan Syaraf Tiruan”. *Tugas Akhir Teknik Elektro*. Universitas Indonesia, Depok.

[4] Simon, Sumanto, dr. Sp. PK. 2003. “Neoplasma Sistem Hematopoietik: Leukemia”. Fakultas Kedokteran Unika Atma Jaya Jakarta.Sreenivasulu M, 2011, Performance Evaluation of EFCI and ERICA Schemes for ATM *Network*s”.

[5] Ahmad, U. 2005. “Pengolahan Citra Digital & Teknik Pemrogramannya”. Yogyakarta: Graha Ilmu.

[6] Galloway, M. 1975. “Texture Analysis Using Gray Level Run Length”. Computer Graphics Image Process vol. 4, pp. 172-179.

[7] Prasetyo, E. 2012. “Pengenalan Pola Naïve Bayes”. Universitas Pembangunan Nasional. Jawa Timur.

[8] Visa, S. 2011. “Confusion Matrix-Based Feature Selection”. Proceedings of the 22nd Midwest Artficial Intelligence and Cognitive Science Conference : 120-127.