

**SISTEM KLASIFIKASI LEUKEMIA BERDASARKAN CITRA  
*PERIPHERAL BLOOD MICROSCOPIC* MENGGUNAKAN *EXTREME  
LEARNING MACHINE***

**SKRIPSI**



**UIN SUNAN AMPEL  
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh  
**WAHYU TRI PUSPITASARI**  
**H72216071**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2019**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : WAHYU TRI PUSPITASARI

NIM : H72216071

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2016

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul " *SISTEM KLASIFIKASI LEUKEMIA BERDASARKAN CITRA PERIPHERAL BLOOD MICROSCOPIC MENGGUNAKAN EXTREME LEARNING MACHINE*". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, Desember 2019



WAHYU TRI PUSPITASARI  
NIM. H72216071

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : WAHYU TRI PUSPITASARI  
NIM : H72216071  
Judul Skripsi : SISTEM KLASIFIKASI LEUKEMIA BERDASARKAN  
CITRA *PERIPHERAL BLOOD MICROSCOPIC*  
MENGUNAKAN *EXTREME LEARNING MACHINE*

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Surabaya, Desember 2019

Pembimbing



---

Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Nama : WAHYU TRI PUSPITASARI  
NIM : H72216071  
Judul Skripsi : SISTEM KLASIFIKASI LEUKEMIA BERDASARKAN  
CITRA *PERIPHERAL BLOOD MICROSCOPIC*  
MENGUNAKAN *EXTREME LEARNING MACHINE*

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji  
pada tanggal Desember 2019

Mengesahkan,  
Tim Penguji

Penguji I



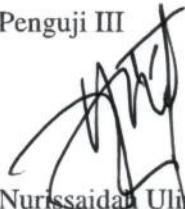
Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom  
NIP. 198511242014032001

Penguji II



Aris Fahani, M.Kom  
NIP. 198701272014031002

Penguji III



Nurissaidan Ulinuha, M.Kom  
NIP. 199011022014032004

Penguji IV



Putroue Keumala Intan, M.Si  
NIP. 198805282018012001

Mengetahui,  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Sunan Ampel Surabaya





KEMENTERIAN AGAMA  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA  
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300  
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : WAHYU TRI PUSPITASARI  
NIM : H72216071  
Fakultas/Jurusan : SAIN DAN TEKNOLOGI/SAINS  
E-mail address : WAHYUPIPIT64@GMAIL.COM

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Skripsi  Tesis  Desertasi  Lain-lain (.....)

yang berjudul :

SISTEM KLASIFIKASI LEUKEMIA BERDASARKAN CITRA PERIPHERAL BLOOD

MICROSCOPIC MENGGUNAKAN EXTREME LEARNING

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 31 Desember 2019

Penulis

( Wahyu Tri Puspitasari )  
nama terang dan tanda tangan











2.4.	Pengolahan Citra Digital . . . . .	22
2.4.1.	<i>Preprocessing</i> pada citra . . . . .	22
2.4.2.	Analisis Citra . . . . .	25
2.5.	<i>Gray Level run Lengrh Matrix (GLRLM)</i> . . . . .	25
2.5.1.	<i>Short Runs Emphasis (SRE)</i> . . . . .	27
2.5.2.	<i>Long Runs Emphasis (LRE)</i> . . . . .	27
2.5.3.	<i>Gray Level Non-uniformity (GLN)</i> . . . . .	28
2.5.4.	<i>Run Length Non-uniformity (RLN)</i> . . . . .	28
2.5.5.	<i>Run Precentage (RP)</i> . . . . .	28
2.6.	<i>Machine Learning</i> . . . . .	28
2.7.	Jaringan Saraf Tiruan . . . . .	29
2.8.	Extreme Learning Machine (ELM) . . . . .	29
2.9.	<i>Moore-Penrose Generalized Inverse</i> . . . . .	33
2.10.	Evaluasi Kinerja Klasifikator . . . . .	34
<b>III</b>	<b>METODE PENELITIAN</b> . . . . .	<b>36</b>
3.1.	Jenis Penelitian . . . . .	36
3.2.	Data Penelitian . . . . .	36
3.3.	Rancangan Penelitian . . . . .	36
<b>IV</b>	<b>HASIL DAN PEMBAHASAN</b> . . . . .	<b>41</b>
4.1.	Preprocessing Citra . . . . .	41
4.1.1.	Grayscale . . . . .	42
4.1.2.	<i>Histogram Equalization</i> . . . . .	45
4.1.3.	<i>Median Filter</i> . . . . .	48
4.2.	Ekstraksi Fitur . . . . .	49
4.3.	Klasifikasi Menggunakan <i>Extreme Learning Machine</i> . . . . .	55
<b>V</b>	<b>PENUTUP</b> . . . . .	<b>66</b>
5.1.	Simpulan . . . . .	66
5.2.	Saran . . . . .	67
	<b>DAFTAR PUSTAKA</b> . . . . .	<b>68</b>
<b>A</b>	. . . . .	<b>75</b>













bagi anak-anak. dalam Al-Quran surat Ar-Ra'ad ayat 11 disebutkan bahwa manusia berkewajiban untuk menjaga kesehatan diri masing-masing. karena sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum. Oleh karena itu, sangat diperlukan deteksi dini dalam rangka menjaga kesehatan diri masing-masing dengan harapan mampu mengurangi angka penderita leukemia. Leukemia merupakan kelainan yang terjadi pada darah manusia (Praid, A. R, 2008).

Darah merupakan cairan tubuh yang sangat vital bagi kehidupan manusia mengingat perannya yang sangat penting bagi tubuh manusia. Darah mengandung beberapa komponen antara lain komponen padat berupa sel-sel darah dan komponen cair yang berupa plasma darah. Masing-masing komponen memiliki peran yang sangat penting bagi tubuh manusia (Firani, 2018). Seperti sel darah putih (*leukosit*) yang memiliki peran sebagai pelindung tubuh terhadap berbagai ancaman penyakit dan benda-benda asing maupun mikroorganisme yang masuk kedalam tubuh (Gul, S, 2007). Sel darah putih diproduksi di dalam sumsum tulang. Apabila sumsum tulang memproduksi sel darah putih secara berlebihan atau tidak normal dapat mengganggu fungsi dari sel darah putih dalam melindungi tubuh. Perkembangan sel darah putih yang semakin banyak bahkan sampai mengalami penumpukan yang berlebih pada sumsum tulang hingga pada organ lain seperti limfa, paru-paru maupun ginjal mampu mengganggu bahkan merusak kinerja organ tersebut (Kantarjian, H. M , 2016)(Society, Leukemia and Lymphoma, 2019). Hal ini dapat dikatakan sebagai leukemia.

Leukemia adalah kelainan darah yang menyerang sel-sel pembentuk darah muda di sumsum tulang (Morrison & Hesdorffer, 2012). Jenis leukemia dibagi menjadi dua yaitu leukemia akut dan leukemia kronis. Leukemia akut dibedakan menjadi dua yaitu *Acute Myeloblastic leukemia* (AML) dan *Acute lymphoblastic*

*Leukemia* (ALL) (Harmon, 2012). Sedangkan leukemia kronis dibedakan menjadi dua antara lain *Chronic Myeloblastic Leukemia* (CML) dan *Chronic Lymphoblastic Leukemia* (CLL) (Gul, S, 2007). Kata akut dan kronis menunjukkan bahwa leukemia dapat berkembang dengan sangat cepat sehingga mampu membahayakan bahkan hingga berakibat fatal bagi penderita apabila tidak dilakukan terapi sejak dini. Leukemia dapat disebabkan oleh beberapa faktor yaitu faktor keturunan dan faktor lingkungan. Faktor lingkungan yang dimaksud adalah kontak langsung dengan radiasi. Radiasi menjadi salah satu faktor lingkungan yang menyebabkan leukemia. Radiasi yang paling banyak menyebabkan leukemia berasal dari radiasi pengion. Radiasi nonpengion termasuk radiasi elektromagnetik SUTET (Anies, 2009). Selain itu, leukemia juga dapat disebabkan oleh zat kimia seperti benzena, arsen, kloramfenikol, fenil butason dan lain-lain (Tambayong, 1999) (Anies, 2009). Leukemia mempunyai tingkat kesembuhan yang tinggi apabila ditangani sejak dini. Namun, deteksi dini tergolong sulit dilakukan karena gejala umum leukemia yang tidak terlihat (Ball, 2013).

Gejala umum penderita leukemia biasanya mengalami pusing kepala yang berkelanjutan, mudah merasa lelah, terlihat pucat, tulang-tulang dan persendian terasa nyeri, sering mengalami pendarahan biasanya berupa pendarahan gusi dan mimisan. Gejala tersebut juga merupakan gejala dari penyakit selain leukemia sehingga sangat sulit membedakannya. Pada penderita leukemia akut, berat badan turun secara drastis. Pada leher atau ketiak penderita leukemia juga mengalami pembengkakan kelenjar getah bening (Gul, S, 2007)(Firani, 2018). Pada umumnya, seorang penderita mengetahui dirinya terkena leukemia setelah melakukan tes darah dengan tepat. Seseorang akan melakukan tes darah pada saat ada masalah lain yang memerlukan tes darah (Scotti, 2005). Terdapat berbagai

cara untuk diagnosis leukemia seperti menghitung jumlah sel-sel darah dalam darah, tes mikroskopik yang bertujuan untuk melihat apakah sel-sel tersebut memiliki tampilan yang normal atau abnormal. Dari hasil tes-tes tersebut dokter melakukan diagnosis leukemia apakah termasuk kedalam leukemia akut atau kronis. Jenis leukemia dapat diketahui dengan melihat hasil mikroskopik. Pada hasil tersebut terlihat jenis sel yang terlibat dalam darah. Berdasarkan jumlah sel darah yang terlihat pada saat diagnosis ditetapkan stadium leukemia (Klinis, D. O, 2017). Kesalahan diagnosis dapat membahayakan penderita karena pemberian penanganan yang dilakukan tidak sesuai dengan tingkat keparahan penyakitnya. Oleh karena itu, deteksi leukemia merupakan hal yang sangat penting dilakukan sejak dini (Rangole, 2019).

Fabio Scotti telah melakukan penelitian mengenai deteksi dini leukemia. Dalam penelitian ini dilakukan analisis morfologi pada gambar mikroskopik darah yang akan diklasifikasi (Scotti, 2005). Hal ini menunjukkan efektivitas metode morfologi otomatis yang mampu mengidentifikasi leukemia dengan baik. Alternatif deteksi leukemia menggunakan mikroskopik dapat diproses menggunakan sistem komputasi (Putzu, Caocci, & Di, C , 2014). Terdapat dua sistem komputasi utama yang dapat dikembangkan untuk membantu ahli onkologi dalam melakukan deteksi dini leukemia, yaitu *Computer Aided Detection* (CAD) dan *Computer Aided Diagnosis* (CADx). Sistem CAD bertujuan untuk mendeteksi lesi melalui citra medis, seperti menandai struktur bagian yang mencolok (Madero Orozco, et all, 2014). Sementara sistem CADx memiliki tujuan untuk menentukan karakterisasi lesi seperti menentukan keganasan dan stadium kanker. Penelitian ini menggunakan sistem CADx untuk membantu ahli onkologi dalam diagnosis sebagai pembanding untuk klasifikasi jenis leukemia dan untuk mengurangi waktu

evaluasi mikroskopik. Tahapan dari sistem CADx yang dilakukan untuk klasifikasi kanker terdiri dari *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan klasifikasi (Andono, T. & Muljono, 2017).

Proses *preprocessing* bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra. Kualitas citra medik yang diperoleh berbeda-beda tergantung pada proses pengambilan citra (Ortiz-Ramón et al, 2019). Perbedaan kualitas citra dinilai dari seberapa banyak *noise* dalam citra, tingkat kecerahan, dan lain-lain. *Noise* yang terdapat dalam citra dapat dihilangkan melalui proses *filtering* (Yang, C, 2009). Salah satu metode *filtering* yang sering digunakan adalah *median filter* (Tang, Ni, Zhao, & Li, 2018) (Zhu & Huang, 2012). Dalam paper yang berjudul “*An Improved Median Filtering Algorithm for Image Noise Reduction*” yang ditulis oleh Youlian Zhu dan Cheng Huang menunjukkan bahwa *median filter* mampu mengurangi *noise* secara efektif (Zhu & Huang, 2012). Citra dengan kualitas yang baik akan diekstraksi fitur. Ekstraksi fitur dilakukan untuk mengambil ciri-ciri statistik yang terdapat dalam citra tersebut. Ciri tersebut akan menjadi bahan pembeda dari objek-objek lainnya. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode ekstraksi fitur orde dua yang terkenal (Punitha, Amuthan, & Joseph, 2018). GLCM telah digunakan dalam beberapa penelitian seperti klasifikasi batik (R. E. Putra, Suciati, & Wijaya, 2011), deteksi tumor otak (Harshavardhan, Babu, & Venugopal, 2017), deteksi kanker paru-paru (Tun, K. & Khaing, A. S, 2014) dan lain-lain karena memiliki kinerja yang baik untuk ekstraksi fitur. Beberapa waktu terakhir, terdapat metode lain yang memiliki performa lebih baik daripada GLCM yaitu *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) (Sabu & Ponraj, 2012). Dalam suatu penelitian yang dilakukan oleh Sendren menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit liver menggunakan SVM berdasarkan ekstraksi fitur menggunakan GLCM dan GLRLM

menunjukkan bahwa performa GLRLM lebih tinggi daripada dengan GLCM. Pada penelitian tersebut yang mulanya menggunakan 44 fitur dari GLRLM kemudian dilakukan reduksi fitur menjadi 5 sehingga memperoleh hasil yang lebih baik. Hal ini ditunjukkan dengan tingkat akurasi yang diperoleh dari GLRLM lebih tinggi yaitu 88.13%, sedangkan GLCM sebesar 78%. Perbedaan antara GLCM dengan GLRLM terletak pada matriks yang dibangun. Pada GLCM terdapat matriks kookurensi yang digunakan untuk mengambil ciri statistik dari citra seperti kontras, energi, entropy, homogenitas, korelasi (Filipczuk et al, 2012), sedangkan pada GLRLM ciri statistik diambil dari matriks *run length*. Ciri statistik tersebut menjadi fitur yang akan digunakan sebagai inputan dalam proses klasifikasi (Sohail, Bhattacharya, Mudur, & Krishnamurthy, 2011).

Saat ini, permasalahan klasifikasi dapat diselesaikan menggunakan *Artificial Intelligence* atau biasa dikenal dengan kecerdasan buatan (Devi, Ravi, Vaishnavi, & Punitha, 2016). Salah satu langkah besar dalam sejarah kecerdasan buatan adalah penemuan jaringan saraf tiruan. Jaringan saraf tiruan telah bekerja dengan baik selama bertahun-tahun (Prasetya, 2014). Berbagai macam pengembangan telah dilakukan salah satunya penemuan metode *Extreme Learning Machine* (ELM). ELM merupakan jaringan syaraf tiruan umpan maju (*feedforward*) dengan layar tersembunyi yang berjumlah satu atau dapat disebut *single hidden layer feedforward neural networks* (SLFNs) (Subbulakshmi, C. Deepa, S. & Malathi, N, 2012). ELM mampu melengkapi kekurangan dari jaringan syaraf tiruan terutama dalam hal kecepatan pembelajaran. Keunggulan lain dari ELM adalah tidak memerlukan kriteria pemberhentian seperti maksimal iterasi namun tetap memiliki kinerja yang lebih baik. ELM telah digunakan dalam beberapa penelitian sebelumnya karena kinerjanya yang sangat baik (Nawi,















kurang lebih 90% air dan 10% sisanya mengandung zat-zat lain yang didistribusikan ke seluruh tubuh. Sel-sel yang terdapat dalam darah memiliki peran masing-masing. Eritrosit berfungsi sebagai alat transportasi oksigen dan karbon dioksida. Trombosit memiliki peran dalam proses pembekuan darah (Firani, 2018). Sedangkan leukosit berperan mempertahankan tubuh terhadap benda asing maupun mikroorganisme. Leukosit terdiri atas *neutrofil*, *eosinofil*, *basofil*, *limfosit*, dan *monosit*. Jumlah *leukosit* cenderung lebih sedikit dibandingkan dengan *eritrosit*. Semua jenis sel darah diproduksi oleh Sel Induk Hematopoietik (SIH). Proses pembentukan sel-sel darah berawal dari satu sel induk yang masih primitif, kemudian berakhir pada pembentukan sel-sel darah yang sudah matang. Proses pembentukan sel-sel darah terjadi pada sumsum tulang. Pada tahapan pembentukan sel-sel darah terjadi proses proliferasi (penggandaan atau perbanyak sel), diferensiasi (perkembangan sel), dan maturasi (sel-sel mengalami perubahan fungsional)(Klinis, D. O, 2017). Penumpukan atau kekurangan dari salah satu komponen sel-sel darah mampu menyebabkan kelainan atau penyakit (Ball, 2013). Salah satunya adalah penyakit leukemia yang ditandai adanya penumpukan jumlah leukosit yang tidak normal.

## **2.2. Leukimia**

Istilah leukemia diambil dari Bahasa Yunani yang berarti darah putih. Leukemia adalah penyakit yang disebabkan oleh pertumbuhan abnormal dari leukosit yang ditandai dengan pembelahan abnormal dari sel-sel hematopoietik. Jenis leukemia berdasarkan lama waktu terjadinya penyakit dibedakan menjadi dua yaitu leukemia akut dan leukemia kronis.







memar, demam, dan limfadenopati

2. Gejala sistemik: malaise, penurunan berat badan, berkeringat, dan anoreksia cukup sering terjadi.
3. Gejala lokal: infiltrasi leukemia di kulit, gusi, atau sistem saraf pusat.

Penyebab penyakit leukemia masih belum diketahui secara pasti. Orang-orang dengan faktor risiko tertentu lebih meningkatkan resiko timbulnya penyakit leukemia seperti umur, faktor genetik, virus, sinar radioaktif, zat kimia. Biasanya penderita AML berusia antara 15-39 tahun. Penyakit leukemia lebih sering menyerang laki-laki dibanding perempuan. Kemungkinan orang dewasa lebih sering terkena leukemia sebesar 10 kali daripada anak-anak (Morrison & Hesdorffer, 2012). Faktor genetik juga mampu menyebabkan terkena leukemia. Biasanya anak-anak penderita *sindrom down* 20 kali lebih besar berisiko terkena leukemia. Kejadian leukemia akut juga meningkat pada penderita kelainan *congenital* (Klinis, D. O, 2017). Penurunan gen dari penderita leukemia juga dapat menyebabkan keturunannya terkena leukemia. Sinar radioaktif menjadi faktor eksternal penyebab leukemia.

Penggunaan sinar radioaktif dapat menyebabkan meningkatnya angka kejadian leukemia akut. Selain sinar radioaktif, faktor eksternal penyebab leukemia adalah penggunaan zat kimia dan juga faktor lingkungan pekerjaan (Kantarjian, H. M , 2016). Zat kimia yang diduga meningkatkan risiko terdampak leukemia, misalnya benzena, arsen, pestisida, kloramfenikol, dan fenilbutazon. Benzena telah terkenal menyebabkan leukemia karena merupakan zat leukomogenik yang berperan sebagai karsinogen. Sifat karsinogen tersebut yang menyebabkan leukemia. Jika terkena paparan benzena dengan takaran tinggi, tidak hanya menyebabkan timbulnya penyakit leukemia, tetapi juga dapat menyebabkan

aplasia sumsum tulang dan kerusakan kromosom(Kantarjian, H. M , 2016). Hal itulah yang menyebabkan faktor lingkungan pekerjaan juga menjadi faktor eksternal penyebab leukemia, khususnya para petanidan peternak.

Pemeriksaan penyakit leukemia dapat dilakukan berdasarkan gejala yang terjadi pada penderita leukemia. Dalam hal ini, pemeriksaan leukemia dibagi menjadi dua, yaitu:

#### 1. Pemeriksaan Fisik

Pemeriksaan fisik dilakukan dengan cara disesuaikan dengan gejala yang dikeluhkan. Biasanya gejala yang sering dikeluhkan antara lain: gejala pendarahan, anemia, infeksi, dan gejala-gejala akibat infiltrasi dari sel-sel leukemia tersebut ke jaringan atau organ lain. Pemeriksaan fisik berdasarkan gejala pendarahan disebabkan oleh dua penyebab utama, yaitu trombositopenia (menurunnya produksi trombosit dan meningkatnya konsumsi trombosit akibat infeksi, dll) dan adanya pembekuan darah yang meliputi hipofibrinogenemia, kelainan faktor V dan VII, meningkatnya *Fibrin Degradation Product* (FDP) dan anti koagulan di dalam sirkulasi(Harmon, 2012).

#### 2. Pemeriksaan Laboratorium

Pemeriksaan laboratorium dilakukan karena pemeriksaan fisik telah dilalui dan diperlukan pemeriksaan lebih lanjut yang tidak bisa dilihat secara langsung. Pemeriksaan ini dilakukan dengan cara mengambil sampel darah untuk diperiksa lebih lanjut (Klinis, D. O, 2017). Kelainan yang paling menyolok pada hasil pemeriksaan darah penderita leukemia adalah terdapatnya anemia, trombositopenia dan terdapatnya sel-sel muda (*blast*) pada pemeriksaan hapusan darah tepi atau pada sediaan hapusan sumsum tulang. Pada umumnya, saat diagnosis sediaan sumsum tulang didapatkan gambar hipersekuler yang

mengandung 30-100% sel-sel *blast*. Terkadang hasil yang didapatkan dari aspirasi sumsum tulang adalah “*dry lap*”, hal ini dapat terjadi pada keadaan:

- a. Sumsum tulang terlalu padat dengan sel-sel leukemia
- b. Terjadi *reticulum fibrosis*
- c. Nekrosis dari sumsum tulang.

Jika pada pemeriksaan darah ditemukan ketidaknormalan, maka akan dilanjutkan dengan biopsi sumsum tulang. Pemeriksaan ini memungkinkan seorang dokter melihat sel-sel yang ada di dalam sumsum tulang. Kunci utama informasi tentang leukemia ada di pemeriksaan tersebut, termasuk jenis pengobatan yang diperlukan (Wirawan, I. M. C. , 2013). Selain itu, hasil pemeriksaan laboratorium leukemia lainnya yang sering dijumpai adalah komplikasi asam urat yang disertai dengan pengendapan kristal urat pada saluran kemih (Klinis, D. O, 2017).

### 2.3. Citra Digital

Citra adalah sesuatu yang merepresentasikan kemiripan dari suatu objek. Citra analog tidak bisa direpresentasikan dalam komputer, sehingga perlu dikonversi terlebih dahulu menjadi citra digital (Irwan & Sianipar, 2018). Citra digital adalah representasi numerik dari citra dua dimensi yang dapat diproses oleh komputer. Nilai numerik yang direpresentasikan umumnya adalah nilai biner 8 bit. Nilai ini disimpan pada elemen citra yang sering disebut sebagai pixel (D. Putra, 2010). Sebuah citra digital direpresentasikan dengan matriks yang terdiri dari  $M$  baris dan  $N$  kolom, dimana perpotongan antara baris dan kolom tersebut disebut piksel. Piksel memiliki dua parameter koordinat dan intensitas atau warna (Irwan & Sianipar, 2018). Nilai yang terdapat pada koordinat  $(x, y)$  adalah  $f(x, y)$ , yaitu





















Tabel 2.3 *Matrix Run length dengan orientasi arah 90*

0	1	2	3	4
0	2	1	0	0
1	4	0	0	0
2	3	0	0	0
3	3	1	0	0

Tabel 2.4 *Matrix Run length dengan orientasi arah 135*

0	1	2	3	4
0	2	1	0	0
1	4	0	0	0
2	3	0	0	0
3	3	1	0	0

Galloway mengatakan bahwa terdapat beberapa jenis ciri statistik yang dapat diekstraksi dari matriks *run length* diantaranya:

### 2.5.1. *Short Runs Emphasis (SRE)*

SRE sangat bergantung pada jumlah *short run*. SRE bernilai kecil apabila citra memiliki tekstur halus dan bernilai besar pada tekstur kasar (Preetha & Jayanthi, 2018).

$$SRE = \frac{\sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R \frac{p(i, j|\theta)}{j^2}}{\sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R p(i, j|\theta)} \quad (2.4)$$

### 2.5.2. *Long Runs Emphasis (LRE)*

LRE sangat bergantung pada jumlah *long run*. LRE bernilai besar apabila tekstur halus dan bernilai kecil apabila tekstur kasar.

$$LRE = \frac{\sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R p(i, j|\theta) j^2}{\sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^R p(i, j|\theta)} \quad (2.5)$$





*training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk proses pembelajaran sedangkan data *testing* digunakan untuk mengetahui kinerja algoritma yang telah dilatih sebelumnya (Fikriya, Z. A et all, 2017).

## 2.7. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan sebuah model yang menerapkan cara kerja neuron secara biologi dengan fokus pada cara kerja saraf otak. JST sering digunakan untuk aplikasi komersial seperti *voice recognition*, *handwriting recognition* dan lain-lain. Jaringan saraf tiruan terdiri dari kumpulan *layer* (lapisan). Terdapat tiga lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Setiap relasi menghubungkan dua buah lapisan dengan bobot tertentu dan terdapat arah yang menunjukkan aliran data dalam proses.

Lapisan *input* merepresentasikan sebuah *input* parameter seperti umur, jenis kelamin, dan sebagainya. Lapisan tersembunyi merupakan lapisan yang terdapat di tengah. Lapisan tersembunyi menerima masukan dari lapisan *input* atau dari lapisan tersembunyi sebelumnya. Lapisan tersembunyi bertugas mengkombinasi semua masukan berdasarkan bobot dari relasi yang terhubung, melakukan perhitungan, dan memberikan keluaran untuk lapisan berikutnya. Lapisan keluaran merepresentasikan keluaran dari jaringan yang dibuat.

## 2.8. Extreme Learning Machine (ELM)

*Extreme Learning Machine* (ELM) memiliki istilah lain yang disebut dengan *hidden Layer Feedforward Neural Network* (SLFNs), yaitu jaringan saraf tiruan *feedforward* dengan satu *hidden layer* (Humaini, 2015). ELM ini berjenis *supervised learning* dengan keunggulan dapat mengatasi permasalahan yang sering terjadi pada metode-metode *Feedforward Neural Network* lain, yaitu permasalahan



*Moore Penrose Pseudoinverse* yang memiliki hasil generalisasi terbaik dengan waktu komputasi yang cepat. Berdasarkan Gambar 2.1, struktur jaringan ELM terdiri atas, *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* (Humaini, 2015). ELM memiliki model matematis yang berbeda dari *backpropagation* dengan model sederhana dan efektif. Pada ELM, jika terdapat  $N$  sampel  $(x_i, t_i)$  dengan  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in \mathbb{R}_n$  dan  $t_i = [t_i, t_i, \dots, t_i]^T \in \mathbb{R}_n$   $n =$  jumlah parameter, kemudian standar SLFN dengan  $N$  *hidden neurons* dan fungsi aktivasi  $g(x)$  dapat dimodelkan secara matematis sebagai berikut (Zhu & Huang, 2012).

$$\sum_{j=1}^m \beta g(x_{i,:} \cdot w_{:,j} + b_j) = O_j, \quad i = 1, \dots, N \quad (2.9)$$

Dimana  $w_{:,j} = [w_{11}, w_{22}, \dots, w_{nm}]^T$  merupakan vektor bobot yang menghubungkan node pada *hidden layer* ke- $m$  dengan *node* dari *input layer*.  $\beta_j = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m]^T$  merupakan vektor bobot yang menjadi penghubung antara *hidden neuron* ke- $i$  dengan *ouput neuron* (Mishra, Majhi, Sa, & Siddiqui, 2018). Tanda “.” pada  $w_{i,:} \cdot x_j$  menunjukkan perkalian titik dari  $x_i$  dan  $w_j$ . Sedangkan  $b_j$  merupakan index bias dari *hidden neuron* ke- $j$ . SLFN diasumsikan mampu memperkirakan  $N$  sampel data memiliki tingkat error yang rendah yaitu sebesar 0 yang ditunjukkan dalam persamaan 2.10 (Zhu & Huang, 2012).

$$\sum_{i=1}^N \|O_i - t_i\| = 0 \quad (2.10)$$

Sehingga model matematis sebelumnya dapat dituliskan seperti yang ditunjukkan dalam persamaan 2.11

$$\sum_{j=1}^m \beta g(x_{i,:} \cdot w_{:,j} + b_j) = t_j, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.11)$$











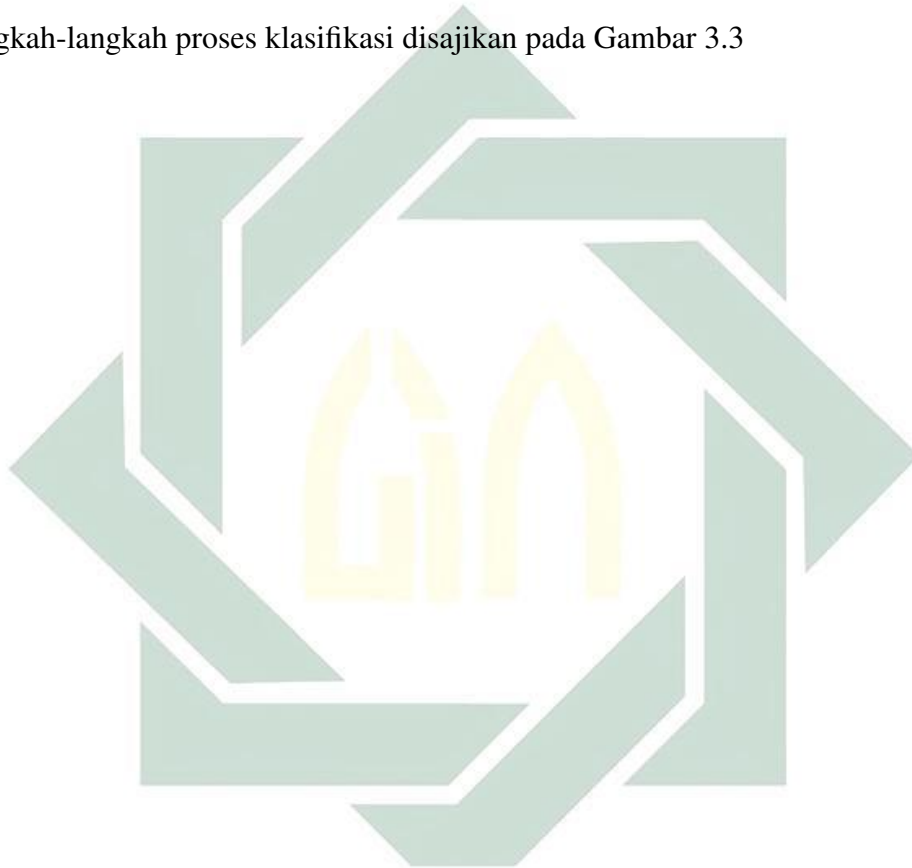








digunakan untuk menghitung nilai bobot beta ( $\beta$ ) menggunakan persamaan 2.14. Setelah diperoleh  $\beta$ , proses selanjutnya adalah pelatihan. Pelatihan dilakukan menggunakan data *testing* dengan nilai bobot dan bias yang sama seperti proses pembelajaran. Kemudian menghitung matriks  $H$  dari data *testing* tersebut. Matriks  $H$  tersebut dikalikan dengan  $\beta$  sehingga diperoleh hasil klasifikasi. Langkah-langkah proses klasifikasi disajikan pada Gambar 3.3















**Tabel 4.1 Proses Perhitungan Kemunculan Tingkat Keabuan Dalam Sebuah Citra**

Gray	0	1	...	34	35	...	244	245
n	0	0	...	10	17	...	3	1

Proses selanjutnya adalah menghitung peluang suatu tingkat keabuan terhadap banyaknya elemen pada matriks *gray*. Proses perhitungan peluang dilakukan dengan membagi jumlah kemunculan pada masing masing tingkat keabuan dengan jumlah elemen pada matriks *gray* yang dituliskan dalam Persamaan 4.1

$$s = \sum_{j=0}^k \frac{n}{N} \quad (4.1)$$

dengan  $n$  = jumlah kemunculan tingkat keabuan dan  $N$  adalah banyaknya elemen dalam *array*. Untuk hasil selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 4.3

**Tabel 4.2 Proses Perhitungan Peluang**

Gray	0	1	...	34	35	...	244	245
n	0	0	...	10	17	...	3	1
s	0	0	...	0.0000069	0.0000118	...	0.0000021	0.0000007

Selanjutnya, peluang dikalikan dengan maksimal tingkat keabuan yang terdapat pada citra *gray* sebesar 245. Sehingga perhitungan menjadi seperti berikut

**Tabel 4.3 Proses Histogram Equalization**

Gray	0	1	...	34	35	...	244	245
n	0	0	...	10	17	...	3	1
s	0	0	...	0.0000069	0.0000118	...	0.0000021	0.0000007
gray(baru)	0	0	...	33	34	...	242	244





































Pada Tabel 4.8, kolom pertama menunjukkan variasi jumlah node pada *hidden layer*. Kolom kedua menunjukkan percobaan pengambilan bobot yang dilakukan tiga kali. Kolom tiga sampai lima menunjukkan hasil yang diperoleh dari evaluasi berupa akurasi, presisi dan recall dengan satuan persen. Model dikatakan sangat baik apabila memiliki nilai akurasi, presisi dan recall yang mencapai 100%. Berdasarkan tabel 4.8, hasil klasifikasi leukemia menggunakan fitur GLRLM dengan orientasi arah  $0^0$  menggunakan *extreme learning machine* diperoleh hasil terbaik pada 10 node *hidden layer* percobaan ketiga dan pada 13 node *hidden layer* percobaan kedua dengan akurasi masing-masing sebesar 100%, presisi sebesar 100% dan recall sebesar 100%. Karena memiliki nilai akurasi yang sama, maka digunakan indikator waktu untuk menentukan model mana yang terbaik.

Dari kedua model tersebut dipilih model dengan waktu tercepat. Klasifikasi dengan 10 node *hidden layer* pada percobaan ketiga memiliki waktu perhitungan selama 0.2 detik. Klasifikasi dengan 13 node *hidden layer* pada percobaan kedua memiliki waktu perhitungan selama 0.40 detik, sehingga yang menjadi model terbaik adalah model pada orientasi arah  $0^0$  dengan 10 node pada *hidden layer* dengan akurasi sebesar 100%, presisi sebesar 100% dan recall sebesar 100% dengan waktu perhitungan 0.2 detik. Model tersebut memiliki akurasi yang sangat tinggi menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dilakukan sangat baik. Nilai recall dan presisi yang sangat tinggi menunjukkan seluruh data benar terklasifikasi pada masing-masing kelasnya. Selanjutnya dilakukan klasifikasi leukemia berdasarkan fitur GLRLM pada orientasi arah  $45^0$  menggunakan ELM. Tabel 4.9 menunjukkan hasil klasifikasi pada orientasi arah  $45^0$  dengan percobaan jumlah node pada *hidden layer*.

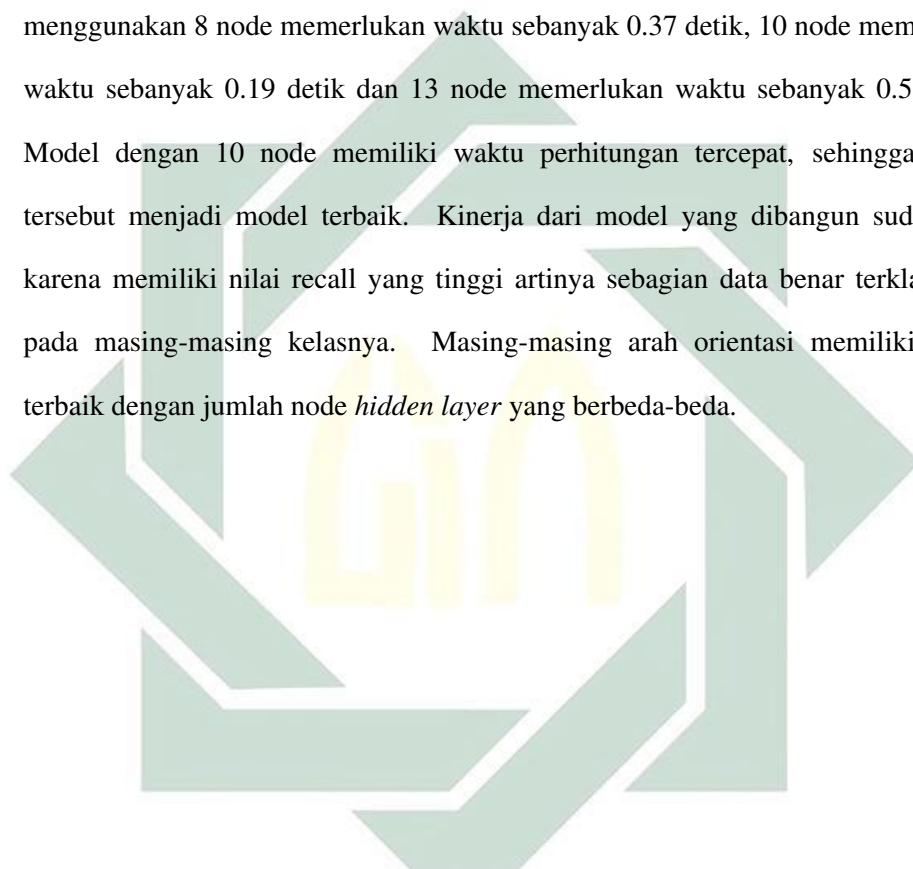








Hasil Klasifikasi leukemia berdasarkan fitur GLRLM dengan orientasi arah  $135^0$  menggunakan ELM ditunjukkan dalam Tabel 4.11. Berdasarkan Tabel 4.11 diperoleh hasil terbaik pada 8 node *hidden layer* percobaan kedua, 10 node percobaan kedua dan pada 13 node *hidden layer* percobaan pertama dengan akurasi sebesar 100%, presisi sebesar 100% dan recall sebesar 100%. Klasifikasi menggunakan 8 node memerlukan waktu sebanyak 0.37 detik, 10 node memerlukan waktu sebanyak 0.19 detik dan 13 node memerlukan waktu sebanyak 0.56 detik. Model dengan 10 node memiliki waktu perhitungan tercepat, sehingga model tersebut menjadi model terbaik. Kinerja dari model yang dibangun sudah baik karena memiliki nilai recall yang tinggi artinya sebagian data benar terklasifikasi pada masing-masing kelasnya. Masing-masing arah orientasi memiliki model terbaik dengan jumlah node *hidden layer* yang berbeda-beda.









- Ding, S., Zhao, H., Zhang, Y., Xu, X., & Nie, R., 2015, *Extreme learning machine algorithm, theory and applications*, Artificial Intelligence Review, 103–115, <https://doi.org/10.1007/s10462-013-9405-z>
- Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., & Soetrisno. (2017). Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital. *Jurnal Sains Dan Seni*, 6(1).
- Filipczuk, P., Fevans, T., Krzyzak, A., & Obuchowicz, A. (2019). GLCM and GLRLM Based Texture Features For Computer-Aided Breast Cancer Diagnosis. *Journal of Medical Informatics & Technologies*, 19.
- Filipczuk, Pawel, Fevens, T., Krzyzak, A., & Obuchowicz, A. (2012). GLCM And GLRLM Based Texture Features For Computer-Aided Breast Cancer Diagnosis. *Journal Of Medical Informatics & Technologies*, 19, 1–8.
- Firani, N. K. (2018). *Mengenal Sel-Sel Darah dan Kelainan Darah (Pertama; T. U. Press, Ed.)*. Malang: UB Press.
- Gowthaman, R. (2014). Automatic Identification and Classification of Microaneurysms for Detection of Diabetic Retinopathy. *International Journal of Research in Engineering and Technology*, 3(02), 464–473.
- Gul, S. (2007). *Darah dan Jantung (A. Vidianti & Nurhadi, Eds.)*. Indonesia: Yudhistira.
- Harmon, D. (2012). *Leukemia: Current And Emerging Trends In Detection And Treatment*. New York: Rosen Publishing.
- Harshavardhan, A., Babu, S., & Venugopal, T. (2017). Analysis of Feature Extraction Methods for the Classification of Brain Tumor Detection. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 117(7), 147–155.
- Huang, G.-B., Zhu, Q., & Siew, C., 2006, *Exrime learning machine : Theory and applications*, *International Journal of Neurocomputing*, 70, 489–501.



- Humaini, Q. (2015). Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine (ELM) untuk Memprediksi Kondisi Cuaca di Wilayah Malang. Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
- Irwan, M., & Sianipar, R. H. (2018). Pengantar Pengolahan Citra Digital: Buku yang cocok untuk mahasiswa. Yogyakarta: Sparta Publisher.
- Kementrian Kesehatan, Republik Indonesia. (2016). Pusat Data dan Informasi Bulan Peduli Kanker 2016 Jakarta Selatan. Kemenkes.
- Kaur, J., Garg, N., & Kaur, D. (2012). Segmentation and Feature Extraction of Lung Region for the Early Detection of Lung Tumor. *International Journal of Science and Research (IJSR) ISSN (Online Impact Factor, 3(6), 2319–7064*. Retrieved from [www.ijsr.net](http://www.ijsr.net)
- Klinis, D. O. (2017). Leukemia. Indonesia: Departemen Onkologi Klinis.
- Madero Orozco, H., Vergara Villegas, O. O., Cruz Sánchez, G. G., Ochoa Domínguez, J. J., & Nandayapa Alfaro, J. J. (2014). Automated system for lung nodules classification based on wavelet feature descriptor and support vector machine. *BioMedical Engineering Online, 14(1), 1–20*. <https://doi.org/10.1186/s12938-015-0003-y>
- Mishra, S., Majhi, B., & Sa, P. K. (2018). GLRLM-Based Feature Extraction for Acute Lymphoblastic Leukemia (ALL) Detection. In *Recent Findings in Intelligent Computing Techniques* (pp. 399–407). Springer.
- Morrison, C., & Hesdorffer, C. S. (2012). *Patients' Guide to Leukemia (Panduan untuk Penderita Leukemia*. Jakarta: PT Indeks.
- Munir, R. (2004). *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Penerbit Informatika ITB.
- Nawi, N. M., & Fathurahman, M. (2018). Early Detection of Dengue Disease Using

- Extreme Learning Machine. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 8(5), 2219–2224.
- Nemissi, M., Salah, H., & Seridi, H. (1945). Breast cancer diagnosis using an enhanced Extreme Learning Machine based-Neural Network. *2018 International Conference on Signal, Image, Vision and Their Applications (SIVA)*, 1–4.
- Ortiz-Ramón, R., Valdés Hernández, M. del C., González-Castro, V., Makin, S., Armitage, P. A., Aribisala, B. S., ... Moratal, D. (2019). Identification of the presence of ischaemic stroke lesions by means of texture analysis on brain magnetic resonance images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 74, 12–24. <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2019.02.006>
- Pandiangan, T. D. (2017). Identifikasi Kelainan pada Jantung Menggunakan Extreme Learning Machine ( ELM ). Universitas Sumatera Utara.
- Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A. R. I., Greer, T., Zuiderveld, K. A. (1987). Adaptive Histogram Equalization and Its Variations. 368, 355–368.
- Prasetya, E. (2014). *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: ANDI.
- Preetha, K., & Jayanthi, S. K. (2018). GLCM and GLRLM based Feature Extraction Technique in Mammogram Images. *International Journal of Engineering & Technology Website*., 7, 266–270.
- Praida, A. R. (2008). *Pengenalan penyakit darah menggunakan teknik pengolahan citra dan jaringan syaraf tiruan*. Departemen Elektro Fakultas Teknik Universitas Indonesia.
- Punitha, S., Amuthan, A., & Joseph, K. S. (2018). Benign and malignant breast cancer segmentation using optimized region growing technique. *Future Computing and Informatics Journal*, 3(2), 348–358. <https://doi.org/10.1016/j.fcij.2018.10.005>

- Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital* (Westriningsih, Ed.). Yogyakarta: ANDI.
- Putra, R. E., Suciati, N., & Wijaya, A. Y. (2011). Implementing Content Based Image Retrieval For Batik Using Rotated Wavelet Transform And Canberra Distance. *Bali International Seminar on Science and Technology*, 1–5. Retrieved from <http://www.its.ac.id/personal/files/pub/4548-arya-cs-Implementing Content Based Image Retrieval For Batik Using Rotated Wavelet Transform And Canberra Distance.Pdf>
- Putzu, L., Caocci, G., & Di, C. (2014). Artificial Intelligence in Medicine Leucocyte classification for leukaemia detection using image processing techniques. *Artificial Intelligence In Medicine*, 62(3), 179–191. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2014.09.002>
- Rangole, J. (2019). Detection of Leukemia in Microscopic Images Using Image Processing. *International Conference on Communication and Signal Processing*, (April 2014). <https://doi.org/10.1109/ICCSP.2014.6949840>
- Kantarjian, H. M., DeAngelo, D. J., Stelljes, M., Martinelli, G., Liedtke, M., Stock, W., & Paccagnella, M. L. (2016). Inotuzumab ozogamicin versus standard therapy for acute lymphoblastic leukemia. *New England Journal of Medicine*, 375(8), 740-753.
- Sabu, A. M., & Ponraj, D. N., 2012, *Textural Features Based Breast Cancer Detection A Survey*. 3(9), 1329–1334.
- Saporetti, C. M., Duarte, G. R., Fonseca, T. L., da Fonseca, L. G., & Pereira, E. (2018). Extreme Learning Machine combined with a Differential Evolution algorithm for lithology identification. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, 25(4), 43-56.
- Scotti, F. (2005). Automatic Morphological Analysis for Acute Leukemia Identification in Peripheral Blood Microscopic Images. (July), 20–22.
- SEER Incidence Database. (2019). Cancer Stat Facts: Leukemia. Retrieved October 17, 2019, from *Surveillance, Epidemiology and End Result Program* website: <https://seer.cancer.gov/>

- Sembiring, A. (2015). Perbandingan Algoritma Mean Filter , Median Filter dan Wiener Filter pada Aplikasi Restorasi Citra RGB Terdegradasi Impulse Noise Menggunakan The Peak Signal To Noise Ratio ( PSNR ). Jurnal Saintek Fak. Teknik Universitas Islam Sumatera Utara (UISU), 2(2), 234–244.
- Society, L. and L., (2015), Fact and Statistic. Retrieved October 17, 2019, from <https://www.lis.org/facts-and-statistics/facts-and-statistics-overview/facts-and-statistics#Leukemia>
- Sohail, A. S. M., Bhattacharya, P., Mudur, S. P., & Krishnamurthy, S. (2011). Local relative glrlm-based texture feature extraction for classifying ultrasound medical images. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, (1), 001092–001095. <https://doi.org/10.1109/CCECE.2011.6030630>
- Subbulakshmi,C. Deepa,S.& Malathi, N. (2012). Extreme Learning Machine for Two Category Data Classification 2 3. International Conference on Advanced Communication Control and Computing Technologies (ICACCCT) Extreme, 12(978), 458–461.
- Sutoyo, T., & Mulyanto. (2009). Teori Pengolahan Citra Digital. Yogyakarta: Penerit ANDI.
- Tambayong, J. (1999). Patofisiologi Untuk Keperawatan (Pertama; M. Ester, Ed.). Jakarta.
- Scotti, F., Piuri, V., & Labati, R. D. (2019). ALL-IDB. Retrieved from Universita degli Studi di Milano website: <https://homes.di.unimi.it/scotti/all/>
- Tang, H., Ni, R., Zhao, Y., & Li, X. (2018). Median Filtering Detection of Small-Size Image based on CNN. Journal of Visual Communication and Image Representation, (January). <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2018.01.011>
- Tun, K. M. M., & Khaing, A. S. (2014). Feature Extraction and Classification of Lung. International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), 3(3).

