

Deteksi Tumor Otak dengan Ekstraksi Ciri & Feature Selection menggunakan *Linear Discriminant Analysis (LDA)* dan *Support Vector Machine (SVM)*

Brain Tumor's Detection With Feature Extraction & Feature Selection Using Linear Discriminant Analysis (LDA) and Support Vector Machine (SVM) method

Agung Adinegoro, Ratri Dwi Atmaja, Rita Purnamasari

Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

pablohugo24@gmail.com, ratriidwiatmaja@telkomuniversity.ac.id, ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id

ABSTRAK

Dunia kesehatan dewasa ini tidak bisa dipisahkan dengan teknologi yang terus berkembang. Pengembangan teknologi yang erat kaitannya dengan dunia kesehatan atau dunia kedokteran adalah pengolahan citra digital. Dengan penggunaan teknologi pengolahan citra digital seperti *MRI*, para dokter radiolog bisa menganalisis dan mendiagnosa anatomi dan tumor otak yang menyerang pasiennya tanpa harus melakukan pembedahan secara langsung hanya untuk mengetahui keadaan pada pasien.

Pada tugas akhir ini akan dikembangkan sebuah sistem berbasis komputer yang akan digunakan untuk mendeteksi tumor pada otak. Citra *MRI* yang masuk sebagai input akan mengalami proses normalisasi, ekstraksi ciri, seleksi ciri dan klasifikasi. Untuk proses ekstraksi ciri, akan digunakan *LDA* (*Linear Discriminant Analysis*) akan mengambil perannya sebagai ekstraksi ciri dan seleksi ciri. Ciri yang direduksi setelah mengalami proses ekstraksi ciri tidak akan kehilangan arti, sehingga akan membantu proses klasifikasi dengan lebih cepat dan akurat. Klasifikasi nantinya akan dilakukan oleh metode *SVM* (*Support Vector Machine*). *SVM* akan mentransformasi input yang sudah direduksi dimensinya dengan mengkonstruksi *hyperplane* yang memiliki jarak maksimum dari titik-titik terdekat dari data latih.

Kata kunci : *MRI*, *LDA*, ekstraksi ciri, *SVM*

ABSTRACT

The medical world nowadays cannot be separated from developing technology, which is strictly bounded with digitally image processing. With the use of *MRI*, the doctors or radiologist will be able to analyze and diagnose the anatomy and brain cancer of many patients without doing any surgery just to find out their medical condition.

This final assignment will develop a computer based diagnosing system which can be used to detect the brain cancer. As an input, the *MRI* images will be processed by, such as pre-processing, segmentation, feature extraction, feature selection, and classification. The *LDA* (*Linear Discriminant Analysis*) will take the role as feature extraction. The reduced features after the feature extraction process will not lose their meaning so they can help the classification process more quickly and accurately. Later, the classification will be done by the method called *SVM* (*Support Vector Machine*). It will transform the inputs, which have the dimensions been reduced, by constructing the *hyperplane* which is have the maximum distance from the nearest spots of the data training set.

Keywords : *MRI*, *LDA*, feature extraction, *SVM*

1. PENDAHULUAN

Latar Belakang

Dunia kesehatan dewasa ini tidak bisa dipisahkan dengan teknologi yang terus berkembang. Pengembangan teknologi yang erat kaitannya dengan dunia kesehatan atau dunia kedokteran adalah pengolahan citra digital. Penggunaan citra digital dalam dunia medis dianggap sangat penting dalam proses pengidentifikasian suatu penyakit. Teknologi citra medis seperti *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*, *Ultrasound*, *Computed Tomography (CT)*, dan *Digital Mammography* digunakan untuk mengidentifikasi struktur anatomi dan diagnosis terhadap penyakit tertentu. Salah satu diagnosis penyakit yang memanfaatkan teknologi tersebut adalah diagnosis terhadap tumor otak. Tumor otak merupakan tumor ganas yang terjadi akibat dari pembelahan sel yang abnormal dan tidak terkendali, baik dari sel itu sendiri ataupun dari sel kanker yang terjadi pada organ

lain yang kemudian menyerang organ otak. Menggunakan teknologi *MRI*, pakar kesehatan bisa mendeteksi adanya tumor otak pada pasien tertentu. Pada citra *T1-weighted MRI*, tumor otak akan terlihat sebagai bagian gelap pada citra yang ditampilkan. Sebaliknya, pada *T2-weighted MRI* tumor otak akan terlihat sebagai bagian terang pada citra yang ditampilkan.

Linear Discriminant Analysis (LDA) metoda yang digunakan dalam statistik, pengenalan pola, dan machine learning untuk menemukan kombinasi linear dari feature dari citra. LDA mencoba mengekspresikan variabel dependen sebagai kombinasi linear dari variabel lain yang diukur.

Setelah citra diambil ciri maka akan diklasifikasikan dengan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* yaitu metode klasifikasi berdasarkan teori proses pembelajaran berbasis statistik, ide dasarnya adalah mentransformasi input yang sudah direduksi dimensinya dengan mengkonstruksi hyperplane yang memiliki jarak paling ideal dari titik-titik terdekat dari data latih.

Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah maka penelitian ini menjawab beberapa pertanyaan sebagai berikut :

1. Bagaimana melakukan ekstraksi ciri pada citra untuk mengambil ciri-ciri yg relevan.
2. Bagaimana melakukan proses segmentasi setelah citra melalui proses pra-processing
3. Bagaimana melakukan proses pelatihan dengan menggunakan *Support Vector Machine (SVM)* dan *Linear Discriminant Analysis (LDA)* terhadap data latih
4. Berapa nilai optimal dari parameter-parameter yang diberlakukan saat pengklasifikasian menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* dan *Linear Discriminant Analysis (LDA)*.
5. Bagaimana nilai performansi proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* dan *Linear Discriminant Analysis (LDA)*.

Tujuan Penelitian

Tujuan dari tugas akhir ini adalah :

1. Implementasi
Salah satu tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan sebuah sistem dengan mendesain sebuah sistem berbasis komputer dengan menggunakan software pemrograman yang dapat membedakan otak normal, tumor jinak, atau tumor ganas pada citra MRI
2. Menganalisis
Setelah perancangan sistem dilakukan, maka akan dilakukan analisis terhadap performansi sistem pendeteksi tumor otak. Analisis akan dilakukan juga terhadap tingkat keakurasian sistem.

Metodologi Penelitian

Metodologi dalam proses penyelesaian penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu :

1. Identifikasi Masalah Penelitian
Pada tahap ini dilakukan identifikasi dari permasalahan yang ada menggunakan studi literatur. Literatur yang diambil berasal dari hasil penelitian-penelitian baik yang baru maupun literatur yang sudah ada sebelumnya yang berkaitan dengan penelitian.
2. Desain Model dan Formulasi Masalah
Pada tahap ini didesain model dari permasalahan yang akan dipecahkan. Model yang digunakan adalah model matematis dan diformulasikan dalam bentuk persamaan optimasi *linear programming*.
3. Desain Model Pemecahan dan Kuantifikasi Kompleksitas
Pada tahap desain model pemecahan masalah, digunakan 2 metode utama yaitu LDA dan SVM. Linear Discriminant Analysis akan menjalankan fungsinya sebagai ekstraksi ciri. Dimana ciri setelah proses pra-processing dan segmentasi akan direduksi tanpa menghilangkan definisi dari citra MRI yang masuk sebagai inputan. Kemudian Support Vector Machine akan memproses citra untuk kemudian diklasifikasikan. Kedua metode yang digunakan akan diterapkan pada aplikasi Matlab R2012b sebagai pendeteksi tumor.
4. Pengujian Model Pemecahan Masalah dan Validasi penelitian
Pada tahap ini akan dilakukan pengujian terhadap teknik pemecahan masalah menggunakan sistem berbasis komputer yang dibangun. Sistem tersebut menggunakan perangkat lunak Matlab. Pengujian

yang dilakukan meliputi pengujian sistem untuk mendeteksi tumor pada citra MRI. Selain itu sistem juga akan diuji tingkat keakurasiannya.

5. Pengumpulan Data dan Analisis Data

Data yang digunakan merupakan data primer kuantitatif dari hasil percobaan uji sistem. Pengumpulan dan pengklasifikasian data hasil percobaan mengacu pada skenario yang dibuat untuk melihat kaitan antara variabel pengamatan dengan parameter kinerja yang diamati. Data pada sistem yang akan digunakan sebagai citra latih dan citra uji pada sistem didapatkan dari repositori internet. Untuk data citra otak normal didapatkan dari <http://www.medinfo.cs.ucy.ac.cy/index.php/downloads/datasets>. Citra tumor otak jinak dan tumor otak ganas didapatkan dari <https://public.cancerimagingarchive.net> Metoda analisis yang digunakan adalah metoda analisis data kuantitatif yang terdiri dari beberapa langkah :

- Verifikasi data, berisi proses verifikasi data apakah sudah sesuai dengan skenario percobaan.
 - Pengelompokan data, berisi proses pengklasifikasian dan pengelompokan data dalam bentuk grafik berdasarkan tujuan skenario dan parameter performansi yang diamati.
- #### 6. Penyimpulan Hasil
- Tahap penentuan kesimpulan penelitian berdasarkan data-data hasil percobaan dan capaian performansi untuk menjawab permasalahan dan pertanyaan penelitian.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Segmentasi Citra

Pada pemrosesan citra digital, terdapat sebuah proses penting yang sering digunakan sebagai *preprocessing* yaitu proses segmentasi. Segmentasi adalah suatu proses yang memisahkan antara obyek dengan *background* dalam sebuah gambar. Dengan proses segmentasi tersebut, masing-masing objek pada gambar dapat diambil sebagai input untuk proses selanjutnya. Pada proses pengenalan jenis obyek, proses segmentasi diperlukan untuk memisahkan masing-masing obyek terhadap *background* sehingga pada saat proses pengenalan, bagian *background* tidak ikut terproses.

Mengingat pentingnya segmentasi pada *preprocessing* maka dibutuhkan metode segmentasi yang dapat melakukan pemisahan obyek dengan akurat. Ketidakakuratan proses segmentasi dapat menyebabkan ketidakakuratan pada hasil proses selanjutnya.

2.2 Linear Discrimination Analysis (LDA)^[9]

Matrix scatter dalam kelas S_W , dan matrix scatter antar kelas S_B didefinisikan masing-masing sebagai berikut: [4]

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T$$

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T$$

dimana N_i adalah jumlah sampel pada kelas X_i , dan μ_i adalah image rata-rata dari kelas X_i . Seperti

diutarakan sebelumnya bahwa sangat diharapkan agar matrix scatter dalam kelas S_W bisa diminimalisasi

sementara matrix scatter antar kelas S_B dimaksimalkan. Dengan kata lain akan dicari matrix proyeksi Ψ_l agar ratio persamaan (6) menjadi maksimal. [4]

$$\frac{\det(\Psi_l S_B \Psi_l^T)}{\det(\Psi_l S_W \Psi_l^T)}$$

Kriteria ini menghasilkan solusi dengan persamaan sebagai berikut

$$S_B \Psi = S_W \Psi \Lambda$$

dimana Ψ adalah matrix eigenvector, dan Λ adalah matrix diagonal nilai eigen. Dengan kata lain akan dicari eigenvector dan eigenvalue dari matrix C yang merupakan kombinasi within & beetwin scatter matrix seperti pada persamaan 8. Kembali dilakukan pemilihan sebanyak l kolom eigenvector dari Ψ yang berasosiasi dengan nilai-nilai eigen terbesar. Pemilihan l kolom eigenvector ini menghasilkan matrix proyeksi Ψ_l yang selanjutnya digunakan untuk ekstraksi feature seperti halnya pada PCA.

2.3 Support Vector Machines (SVM)^[7]

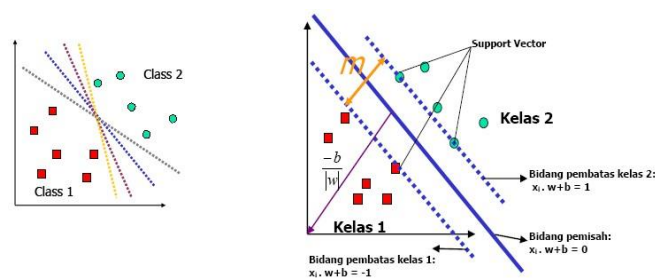
Support Vector Machine (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang *pattern recognition* (pengenalan pola). Sebagai salah satu metode pengenalan pola, usia *SVM* terbilang masih relatif muda. Walaupun demikian, evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasi menempatkannya sebagai sebuah karya terbaik dalam pengenalan pola. *SVM* adalah metode *learning machine* yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)* dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah *class* pada *input space*.

Konsep dasar *SVM* sebenarnya merupakan kombinasi harmonis dari teori-teori komputasi yang telah ada puluhan tahun sebelumnya, seperti *margin hyperplane*, *kernel* diperkenalkan oleh Aronszajn tahun 1950 dan demikian juga dengan konsep-konsep pendukung yang lain. Akan tetapi hingga tahun 1992, belum pernah ada upaya merangkaikan komponen-komponen tersebut.

Berbeda dengan strategi *neural network* yang berusaha mencari *hyperplane* pemisah antar kelas, *SVM* berusaha menemukan *hyperplane* yang terbaik pada *input space*. Prinsip dasar *SVM* adalah *linear classifier*, dan selanjutnya dikembangkan agar dapat bekerja pada problem *non-linear*, dengan memasukkan konsep *kernel trick* pada ruang kerja berdimensi tinggi. Perkembangan ini memberikan rangsangan minat penelitian di bidang pengenalan pola untuk investigasi potensi kemampuan *SVM* secara teoritis maupun dari segi aplikasi. Dewasa ini *SVM* telah berhasil diaplikasikan dalam aplikasi di dunia nyata dan secara umum memberikan solusi yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvensional seperti misalnya *artificial neural network*. *Support Vector Machines (SVM)* telah terbukti sukses diaplikasikan dalam menyelesaikan masalah klasifikasi dan estimasi fungsi setelah pengenalan yang dilakukan oleh Vapnik dalam konteks teori *statistical learning* dan *structure risk minimization*. Vapnik mengkonstruksikan *SVM* standar untuk memisahkan data-data pelatihan menjadi dua kelas.

2.4 SVM pada Linearly Separable Data

Linearly separable data merupakan data yang dapat dipisahkan secara linier. Misalkan $\{X_1, \dots, X_n\}$ adalah dataset dan $\{+1, -1\}$ adalah label kelas dari data X_i . Pada gambar (II.8) dapat dilihat berbagai alternatif bidang pemisah yang dapat memisahkan semua data set sesuai dengan kelasnya. Namun, bidang pemisah terbaik tidak hanya dapat memisahkan data tetapi juga memiliki margin paling besar.[7]



Gambar diatas menjelaskan bahwa sebelah kiri adalah alternatif bidang pemisah dan sebelah kanan adalah bidang pemisah terbaik (*optimal hyperplane*) dengan margin(m) terbesar. Adapun data yang berada pada bidang pembatas ini disebut *support vector*. Dalam contoh di atas, dua kelas dapat dipisahkan oleh sepasang bidang pembatas yang sejajar.

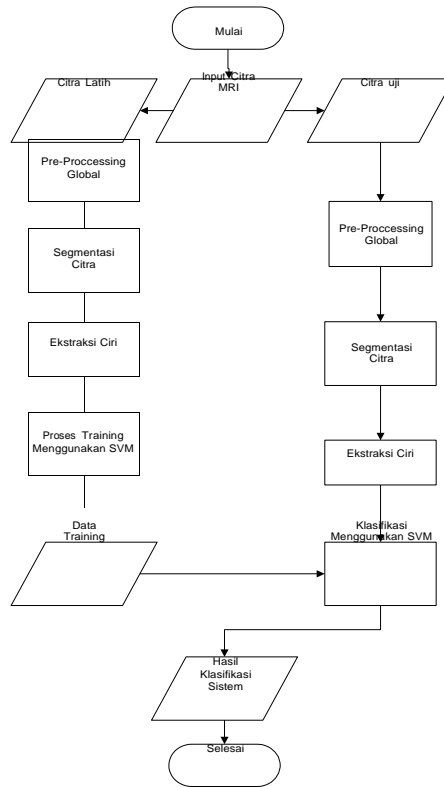
2.5 Perancangan Sistem

Pemodelan sistem identifikasi tumor otak pada citra *MRI* dilakukan dengan satu tahapan secara umum, yaitu tahap identifikasi. Tahap identifikasi dapat digambarkan posisinya dalam sistem seperti gambar sebagai berikut:



Diagram Alir Model Sistem

Proses identifikasi dibagi menjadi dua proses, yaitu proses pengambilan ciri atau pelatihan (*training*) dan proses pengujian serta proses klasifikasi. Tahapan proses identifikasi untuk proses pelatihan dan pengujian dapat digambarkan sebagai berikut



Flowchart Perancangan Sistem

3. Pembahasan

3.1 Pengaruh Nilai Median Filter atau Contrast Terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi

Tabel Pengaruh Koefisien Median Filter Terhadap Tingkat Akurasi Dan Waktu Komputasi

Koefisien Median Filter	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
5	74.33	26.203
8	81.33	34.521
10	78.666	28.325
Rata-rata	78.1106	29.683

Dari tabel dan grafik di atas dapat kita lihat bahwa nilai koefisien median filter 8 memberikan dampak akurasi paling baik terhadap sistem, yaitu sebesar 81%. Dengan koefisien median filter bernilai 8, citra yang dihasilkan memiliki kualitas yang dianggap paling optimal oleh sistem untuk diteruskan ke proses berikutnya yaitu proses segmentasi. Sedangkan untuk waktu komputasi, nilai paling optimal diberikan oleh nilai koefisien median filter 8x8.

3.2 Pengaruh Pengujian Sistem Tanpa Mengubah Nilai Window Median Filter terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi

Pengujian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui bagaimana performansi sistem jika parameter window median filter tidak diubah. Sistem akan mencoba memproses citra sebagai input data dengan proses yang sama tanpa ada perubahan terhadap window median filter.

Pada pengujian skenario ini, sama dengan pengujian sebelumnya dimana sebelumnya sistem telah mengalami training data dengan citra latih sebanyak 75 citra yang terdiri dari 25 citra otak normal, 25 citra tumor jinak, dan 25 citra tumor ganas. Untuk pengujian akan digunakan 75 citra uji yang berbeda dari citra latih yang digunakan pada proses training. 75 citra uji yang digunakan terdiri dari 25 citra otak normal, 25 citra tumor jinak, dan 25 citra tumor ganas.

Setelah pengujian dilakukan terhadap citra uji, didapatkan sebanyak 60 citra uji dinyatakan benar oleh sistem dan sebanyak 15 citra uji dinyatakan salah. Maka didapatkan tingkat akurasi pada skenario ini adalah $\frac{60}{75} \times 100\% = 80\%$. Untuk waktu komputasi rata-rata yang diujikan terhadap semua citra uji didapatkan sebesar 3.755 detik.

Dengan tingkat akurasi sebesar 80% pada skenario ini, dapat kita simpulkan bahwa pengujian sistem tanpa mengubah nilai median filter memiliki tingkat akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan pengujian sistem dengan mengubah window median filter. Hal ini disebabkan karena citra uji yang masuk ke dalam sistem dianggap sudah memiliki kualitas yang cukup baik tanpa adanya perbaikan noise oleh parameter median filter. Pada median filter, sebenarnya citra akan mengalami filtering sehingga citra yang dihasilkan menjadi lebih kabur atau *blur*. Hal ini pula yang mengakibatkan perubahan parameter pada median filter dianggap kurang optimal oleh sistem.

3.3 Analisis Pengaruh Parameter Koefisien L Pada Proses Segmentasi Terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi

Tabel Pengaruh Koefisien L Terhadap Tingkat Akurasi Dan Waktu Komputasi

Koefisien L	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
$L \geq 1$	77.333	33.412
$L \geq 2$	82.666	29.234
$L \geq 3$	74.66	33.456
Rata-rata	78.2216	32.034

Gambar tabel menunjukkan bahwa nilai akurasi paling maksimal diberikan oleh nilai $L \geq 2$, yaitu sebesar 81%. Output citra dengan $L \geq 2$ dianggap memiliki informasi yang paling optimal oleh sistem, sehingga pada saat proses klasifikasi citra dapat terdeteksi dengan baik. Secara umum, koefisien nilai $L \geq 1$ dan $L \geq 3$ tetap bisa menghilangkan background pada citra input tetapi tidak memberikan tingkat akurasi yang lebih baik jika dibandingkan dengan koefisien nilai $L \geq 2$.

Dengan koefisien nilai $L \geq 1$ dapat kita lihat pada gambar bahwa terdapat ciri yang sebenarnya tidak begitu dibutuhkan oleh sistem. Sedangkan dengan koefisien nilai $L \geq 3$ citra akan mengalami penghilangan informasi ciri yang terlalu banyak. Hal ini dianggap kurang ideal oleh sistem. Untuk waktu komputasi, nilai paling optimal diberikan oleh koefisien nilai $L \geq 2$

3.4 Analisis Pengaruh Ukuran Normalisasi Citra Terhadap Tingkat Akurasi dan Waktu Komputasi

Tabel Pengaruh Nilai Normalisasi Terhadap Tingkat Akurasi Dan Waktu Komputasi

Nilai Normalisasi	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
20% dari citra input	77.333	25.198
30% dari citra input	78.666	26.321
40% dari citra input	81.333	29.546
Rata-rata	79.555	27.021

Pada tabel disajikan pada pengaruh ukuran normalisasi terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi, tingkat akurasi paling baik diberikan oleh ukuran normalisasi dengan ukuran 40% dari citra input, yaitu sebesar 83%. Semakin besar ukuran citra normalisasi, maka akan semakin banyak pula informasi ciri yang disajikan sebagai data input pada proses berikutnya. Untuk waktu komputasi paling baik diberikan oleh ukuran normalisasi dengan ukuran 20% dari citra input. Hal ini disebabkan karena semakin kecil ukuran citra, maka pemrosesan citra dari segmentasi citra hingga proses klasifikasi menjadi lebih singkat.

4. Kesimpulan

Dari hasil analisis terhadap pengujian yang dilakukan terhadap sistem Deteksi Tumor Otak dengan Ekstraksi Ciri & Feature Selection menggunakan *Linear Discriminant Analysis (LDA)* dan *Support Vector Machine (SVM)*, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Metoda LDA sebagai ekstraksi ciri dan SVM sebagai klasifikasi dianggap cukup baik dengan tingkat akurasi 82.66%.
2. Parameter perubahan koefisien window median filter dianggap kurang optimal pada proses pengujian karena citra input pada sistem sudah dianggap baik.
3. Koefisien nilai L paling optimal untuk tingkat akurasi adalah $L \geq 2$.
4. Nilai ukuran normalisasi paling optimal untuk tingkat akurasi adalah 40% dari dimensi citra input.
5. Jumlah data citra latih dan data uji akan mempengaruhi tingkat akurasi sistem. Semakin banyak citra input sebagai data latih dan data uji, maka tingkat akurasi akan lebih baik.

5. Daftar pustaka

- [1] Hsu, Chih-Wei et al. A Practical Guide to Support Vector Classification. Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University. 2004.
- [2] Mukkamala, S. et al. Feature Selection for Intrusion Detection using Neural Networks and Support Vector Machines. 2003.
- [3] V.P.GladisPushparathi, S.Palani, "A novel approach for feature extraction and Selection on MRI images for brain tumor classification ",Proc, CCSEA, SEA, CLOUD, DKMP, CS & IT-CSCP 2012,NewDelhi, pp. 225–234,
- [4] T. Logeswari and M. Karnan, "An Improved Implementation of Brain Tumor Detection Using Segmentation Based On Soft Computing". 2010.
- [5] Al Fatta, Hanif. Konversi Format Citra RGB ke Format Grayscale Menggunakan Visual Basic. 2007.
- [6] Mayangsari Suwito, Shera. Klasifikasi Jenis Dan Kualitas Daging Konsumsi Berdasarkan Analisis Tekstur Dan Warna Dengan Metode Transformasi Curvelet Dan K-Nearest Neighbor. 2012.

- [7] Sembiring, Krisantus. Penerapan Teknik Support Vector Machine Untuk Pendeteksian Intrusi Pada Jaringan. 2007.
- [8] Notosiswoyo Mulyono, Susy Suswati. Pemanfaatan Magnetic Resonance Imaging (MRI) Sebagai Sarana Diagnosa Pasien. 2004.
- [9] Lim Resmana, Raymond & Kartika Gunadi. Face Recognition Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis (LDA). 2002.
- [10] Ezzard Pasaribu, Michael. Kombinasi Morphological Gradient Dan Transformasi Watershed Sebagai Metode Deteksi Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI. 2011.
- [11] Muhammad, Luginia. Deteksi dan Klasifikasi Tumor Otak pada Gambar Magnetic Resonance Imaging (MRI) Dengan Menggunakan Region Growing, Fuzzy Symmetric Measure, dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. 2014.
- [12] <http://ourkpi.blogspot.com/2010/11/magnetic-resonance-imaging-mri.html>. dikutip pada tanggal 11 November 2014.
- [13] Ikrar Taruna. Mengenal Penyakit Tumor Otak. 2011.
- [14] V.P.Gladis Pushpa Rathi and Dr.S.Palani, "Brain Tumor MRI Image Classification With Feature Selection and Extraction Using Linear Discriminant Analysis. 2012.