

## ANALISIS CITRA OTAK CT-SCAN/MRI UNTUK PREDIKSI JENIS CEDERA OTAK DENGAN METODE JST (JARINGAN SARAF TIRUAN)

Sumijan<sup>1</sup>  
Julius Santony<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> *Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia "YPTK"  
Padang, Sumatera Barat, Indonesia*

<sup>1</sup>*soe@upiyptk.org*, <sup>2</sup>*juliussantony@yahoo.co.id*

### Abstrak

*Telah dilakukan tahapan proses pengenalan pola untuk klasifikasi jenis cedera otak pada citra CT Scan (Computerized Tomografi) ataupun MRI (Magnetic Resonance Imaging) yang meliputi proses pengolahan citra CT Scan, analisis komponen prinsipal serta identifikasi. Setiap kegiatan dari proses pengenalan pola tersebut di atas masing-masing dilakukan sesuai dengan sistem diagram alur terhadap proses pengenalan pola sehingga dapat diprediksi apakah cedera otak tersebut termasuk sedang atau berat, hasil penelitian ini memberikan informasi tentang identifikasi citra CT Scan tentang cedera otak sedang atau berat dengan bantuan metode JST sebagai klasifikasi.*

**Kata kunci :** *JST, CT Scan, Cedera Otak, MRI*

### PENDAHULUAN

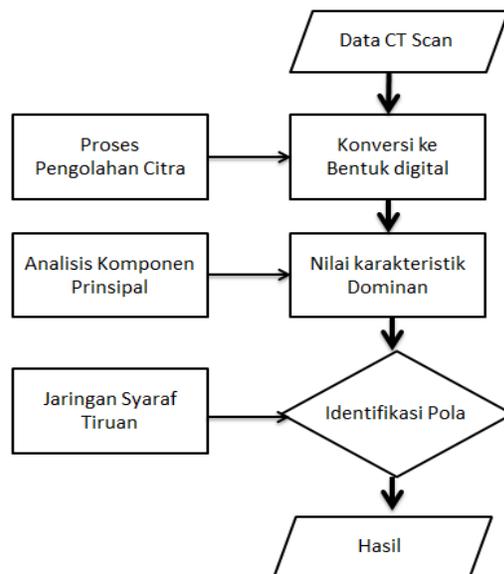
Pada penelitian ini akan dibahas yaitu prediksi jenis Injury otak melalui hasil analisis CT (Computerized Tomografi) Scan maupun MRI (Magnetic Resonance Imaging). Dari segi klinis Injury otak dibedakan menjadi 2 yaitu *primary brain Injury* (Cedera otak sedang) dan *metastatic brain Injury* dapat pula disebut cedera otak sedang (benigna) dan cedera otak Berat (maligna). Sistem yang dipakai untuk memprediksi jenis cedera otak yaitu sistem pengenalan pola berbasis jaringan syaraf tiruan terhadap hasil CT Scan maupun MRI, dengan menggunakan teknik pengolahan citra, dikonversi kedalam bentuk digital sehingga dapat diproses menggunakan *Principle Component Analysis (PCA)* yang menghasilkan karakteristik paling dominan sehingga

mewakili struktur pola citra tersebut [1][3]. Karakteristik dominan ini digunakan pada jaringan syaraf tiruan, untuk tahap pembelajaran, pelatihan dan pengujian. Identifikasi pola, pada tahap pembelajaran dengan pengawasan menggunakan metode *perceptron*, dikarenakan lebih sesuai untuk identifikasi pola dikarenakan terdapat pemisahan secara linier dalam rancangan input untuk identifikasi dan lebih cepat mencapai konvergenitas dalam iterasi pelatihan dan simulasi dibandingkan metoda *back propagation*. Pada jaringan syaraf tiruan, jenis Injury *benigna* diklasifikasikan sesuai dengan kode masukan [2]. Sampel citra untuk keperluan pembelajaran jenis Injury *benigna*, pelatihan dan simulasi menggunakan data hasil CT Scan dan data pustaka. Diperlukan rancangan input sebagai pembelajaran untuk

identifikasi pola jenis Injury jinak. Jenis cedera otak terhadap hasil *CT Scan* maupun *MRI* diklasifikasikan sesuai dengan kode masukan. Sistem perangkat lunak untuk pengenalan pola jenis cedera otak sedang dikembangkan menggunakan Matlab Version 7.10.0.499 (R2010a). Diperoleh perangkat lunak yang dapat mengidentifikasi pola jenis cedera otak *benigna*. [4]

Dalam sistem pengenalan pola jenis cedera otak sedang, digunakan alat *CT Scan* atau *MRI* untuk menganalisis rincian bentuk tomografi yang dengan kasat mata tidak mampu diamati. Pengenalan pola jenis Injury otak jinak meliputi tahapan proses pengolahan citra, analisis komponen prinsipal dan jaringan syaraf tiruan. Dalam tahap pertama dengan proses pengolahan citra dilakukan konversi dari file hasil *CT Scan* kedalam bentuk file data matriks dengan unsur tingkat keabuan. Tahap kedua dengan analisis komponen

prinsipal, dilakukan penentuan karakteristik pola, melalui perhitungan *eigen valuedan eigen vector* terhadap matriks kovarian. Dalam hal ini diambil enam nilai karakteristik yang paling dominan dengan urutan nilai peluang terbesar. Tahap ketiga, pada identifikasi pola mikrostruktur bahan digunakan konsep jaringan syaraf tiruan dengan metode *perceptron*. Metoda *perceptron* dalam kasus ini lebih sesuai dibandingkan metode Jaringan Syaraf Tiruan algoritma *backpropagation (JSTBP)*, walaupun metode *perceptron* lebih sederhana dalam perancangan inputnya, akan tetapi lebih cepat mencapai nilai konvergenitas, baik dalam iterasi pembelajaran, pelatihan maupun simulasi. Dalam tahapan pembelajaran dan pelatihan diambil beberapa contoh hasil pengujian. Diperlukan rancangan input sebagai pembelajaran dan pelatihan untuk identifikasi pola [7].



ambar 1. Struktur Pengenalan Pola

**METODE PENELITIAN**

Suatu pola mempunyai tekstur khusus, dengan berbagai variasi tingkat-keabuan atau warna yang digambarkan dalam bentuk piksel-piksel. Matriks tingkat-keabuan mengandung informasi tentang gabungan posisi piksel-piksel dari tekstur. Posisi piksel dinyatakan dengan nilai jarak *d*. Nilai gabungan tersebut sama seperti nilai tingkat keabuan. Unsur-unsur pada matriks tingkat-keabuan digunakan untuk melihat karakteristik tekstur. Selain hal tersebut, arah diantara dua piksel juga perlu diperhatikan [9]. Dasar analisis untuk tekstur dalam bentuk citra tingkat-keabuan menggunakan beberapa ukuran statistik rata-rata tingkat keabuan dan

$$M_n = \frac{\sum (x - \bar{x})^n}{N} \dots\dots\dots(1)$$

$$Momen_k = \sum_i \sum_j (i - j)^k M[i, j] \dots\dots\dots(2)$$

*M*[*i,j*] adalah matriks tingkat-keabuan yang mengandung informasi mengenai posisi piksel - piksel yang dinyatakan dengan nilai jarak (*d*). Setiap nilai *d*, dengan empat faktor arah citra, yang masing-masing mempunyai ukuran tingkat-keabuan maksimal 256 x 256 (*colour bitmap*), membentuk citra gabungan dalam bentuk matriks dengan 256 tingkat-keabuan sehingga secara keseluruhan menghasilkan konversi dari struktur citra menjadi bentuk digital [18].

**Analisis Citra Ct-Scan / Mri**

*Principle Component Analysis (PCA)* adalah teknik statistik untuk menyederhanakan kumpulan data banyak-dimensi menjadi dimensi yang lebih rendah (*extration*

simpangan baku yang dinyatakan sebagai momen. Rata-rata dihubungkan dengan momen pertama, simpangan baku tergantung pada momen kedua. Secara umum momen dinyatakan pada persamaan 1.

N adalah jumlah titik-titik data, dan n adalah urutan momen. Momen digunakan untuk menghitung statistik

terhadap *window*/jendela dan nilai piksel pada pusat jendela dan sekitarnya. Ukuran lain yang diperlukan adalah order atau urutan selisih momen. Order selisih momen unsur k di definisikan pada persamaan 2.

*feature*). *PCA* merupakan transformasi linier ortogonal yang mentransformasi data ke sistem koordinat baru, sehingga keragaman terbesar dengan suatu proyeksi berada pada koordinat pertama (disebut prinsipal komponen pertama), keragaman terbesar kedua berada pada koordinat kedua dan seterusnya. Konsep penggunaan *PCA* meliputi perhitungan nilai-nilai simpangan baku, matriks kovarian, nilai karakteristik (*eigen value*) dan vektor karakteristik (*eigen vector*). *PCA* dapat menggunakan metoda kovariansi atau korelasi. Jika diperlukan, data distandardisasi terlebih dahulu sehingga menghampiri sebaran normal baku [13][25].

**Hasil Citra Mri Dan Ct-Scan**

Dua gambar yang terserta di sini adalah contoh bagaimana beda hasil yang dibuat dengan CT dan MRI. Gambar A adalah penampang otak normal yang dibuat dengan alat CT. Tampak

potongan batok kepala sebagai lingkaran putih dengan jaringan otak di dalamnya. Gambar B merupakan penampang otak pula tetapi dibuat dengan MRI.

Terlihat bahwa struktur otak yang ditampilkan B (MRI) lebih jelas daripada A (CT). Variasi jaringan otak pada gambar B terlihat lebih rinci daripada gambar A. Inilah sebabnya mengapa MRI dianggap merupakan pemeriksaan jaringan lunak yang paling superior saat ini, khususnya untuk jaringan saraf. Kelainan yang tak terlihat pada gambar CT dapat terlihat pada MRI, bahkan pemeriksaan MRI dapat melakukan potongan-potongan gambar/citra yang lebih bervariasi daripada CT [10].

Dalam kelainan perilaku yang tidak dapat dikategorikan atau disempitkan kemungkinan diagnosis oleh dokter yang memeriksanya (karena kompetensinya yang kurang), pemeriksaan penunjang yang diperlukan bisa meluas ke mana-mana, karena dokter mungkin (masih) berharap ada kelainan fisik yang mendasari kelainan tersebut. Kepanikan dokter terhadap tidak jelasnya kasus yang dihadapi membuat dokter bisa melakukan pemeriksaan penunjang yang hantam kromo. Campur tangan pihak ketiga dapat mempengaruhi dokter untuk menunjuk pemeriksaan tertentu yang tidak perlu.

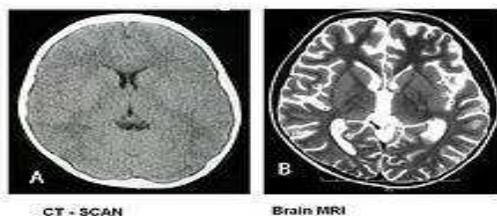
Di rumah sakit pendidikan atau akademik kadangkala pemeriksaan tambahan (yang mungkin belum

diketahui lengkap manfaatnya) dilakukan sebagai bagian dari program penelitian penyakit tertentu. Selain adanya latar belakang institusional (penelitian dalam konteks akademik), sangat mungkin pada kasus yang dianggap menarik, dokter (secara pribadi) juga ingin mengeksplorasi lebih jauh hal-hal yang belum diketahuinya sebagai pelampiasan keingintahuan-ilmiahnya dan mungkin meminta pemeriksaan tertentu (yang belum/tidak lazim) kepada pasiennya.

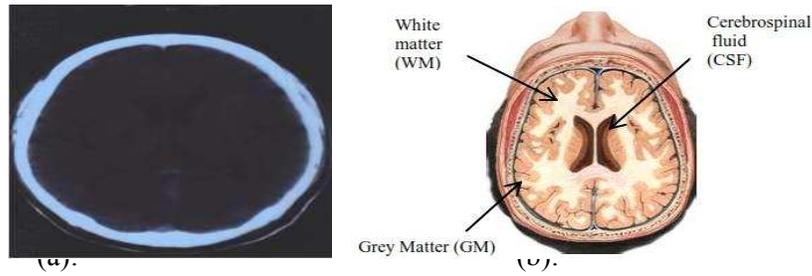
Namun demikian tidak boleh ada asumsi bahwa cedera otak sedang akan mengakibatkan masalah ringan atau tidak ada masalah pada pasien. Gambar 3a dan 3b menunjukkan contoh penampang otak yang sehat.

### Pengujian Dengan Jstbp

Pemodelan berbasis jaringan syaraf tiruan merupakan pembelajaran dan adaptasi suatu obyek. Terdapat beberapa metode dalam pembelajaran dengan pengawasan pada jaringan syaraf tiruan diantaranya metode *perceptron* dan metode *back propagation*. Metode *perceptron* adalah metode pembelajaran dengan pengawasan dalam jaringan syaraf tiruan, sehingga jaringan yang dihasilkan harus mempunyai parameter yang dapat diatur dengan cara mengubah melalui aturan pembelajaran dengan pengawasan. *Perceptron* merupakan bentuk jaringan sederhana dan digunakan untuk mengklasifikasikan pola tipe tertentu yang dikenal dengan pemisahan secara linier.



Gambar 2. A). CT-Scan dan B) Brain MRI



Gambar 3. (a). Penampang otak sehat dan (b). Penampang otak normal dari MRI  
 Sumber : Limin Luo et al (2012), T.-s. L. L. L. and. T. W. Xiao-li Jin (2012)

Jaringan syaraf tiruan terdiri dari sejumlah *neuron*. Dalam merancang jaringan syaraf tiruan perlu diperhatikan banyaknya spesifikasi yang akan diidentifikasi. Penggunaan metoda *perceptron* untuk aplikasi pengenalan pola digambarkan sebagai unsur matrik antara 0 dan 1. *Layer* pertama *perceptron* menyatakan suatu kumpulan "detektor tanda" sebagai isyarat input untuk mengetahui tanda khusus. *Layer* kedua mengambil output dari tanda khusus dalam *layer* pertama dan mengklasifikasikan pola data yang diberikan. Pembelajaran dinyatakan dengan membuat aturan hubungan yang relevan (bobot  $w_i$ ) dengan suatu nilai ambang ( $\theta$ ) atau *threshold*. Untuk persoalan dua kelas, *layer output* hanya mempunyai satu simpul. Untuk persoalan nkelas dengan  $n \geq 3$ , *layer output* mempunyai n simpul, yang masing-masing berkorespondensi terhadap suatu kelas, dan simpul *output* dengan nilai terbesar mengindikasikan kelas mana vektor input termasuk di dalamnya. Fungsi *gi* dalam *layer-1* adalah konstan, dan memetakan semua atau sebagian

pola input ke dalam nilai biner  $x_i \in \{-1, 1\}$  atau nilai bipolar  $x_i \in \{0, 1[ ]$ . Apabila data direpresentasikan secara bipolar, maka perbaikan bobotnya dinyatakan pada persamaan 3.

$w_i$  : bobot yang dapat dimodifikasi sehubungan kedatangan isyarat  $x_i$ , dan  $w_0 (= -\theta)$  merupakan pendekatan awal. Fungsi  $f(.)$  adalah fungsi *aktivasi perceptron* dan khusus berlaku untuk suatu fungsi *signum*  $sgn(x)$  atau fungsi *step*  $step(x)$ , yang dinyatakan pada persamaan dibawah ini :

Algoritma *perceptron layer* :

$Sgn(x) = 1$  jika  $x > 0$   
 $= -1$  jika lainnya

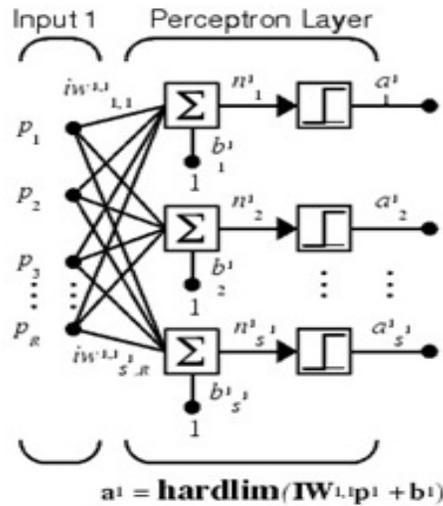
$Step(x) = 1$  jika  $x > 0$   
 $= 0$  jika lainnya

algoritma pembelajaran *perceptron layer* tunggal diulangi mengikuti tahapan memilih suatu vektor input  $x$  dari kumpulan data pelatihan. Jika *perceptron* memberikan jawaban salah, modifikasi semua bobot terhubung  $w_i$  sampai bobot konvergen.

$$w_i(\text{baru}) = w_i(\text{lama}) + tx_i \dots\dots\dots(3)$$

$$(\nabla w_i = tx_i; t : t : \text{target output}) \dots\dots\dots(4)$$

Arsitektur jaringan syaraf tiruan terdiri dari *neuron* dan masukan dapat dinyatakan dalam Gambar di bawah ini :



Gambar 4. Arsitektur jaringan syaraf tiruan [15]

Untuk melaksanakan analisis kinerja, kualitatif dan kuantitatif dianggap. Ada tiga evaluasi fungsi yang digunakan dalam analisis kuantitatif diperoleh dari Liu dan Yang [24]. Berdasarkan

rumus (5), (6) dan (7) dibawah ini dapat dilakukan pengklasifikasian segmentasi dan dapat mengetahui prosentasi cedera otak berdasarkan nilai yang dihasilkan :

$$F(I) = \sqrt{R} \sum_{i=1}^R \frac{e^2}{\sqrt{A_i}} \dots\dots\dots(5)$$

$$F(I) = \frac{1}{1000(N \times M)} \sqrt{\sum_{A=1}^{Max} [R(A)]}^{1+\frac{1}{A}} \sum_{i=1}^R \frac{e^2}{\sqrt{A_i}} \dots\dots\dots(6)$$

$$Q(I) = \frac{1}{1000(N \times M)} \sqrt{R \sum_{i=1}^R \left[ \frac{e_i^2}{1+\log A_i} + \left( \frac{R(A_i)^2}{A_i} \right) \right]} \dots\dots\dots(7)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^M \sum_{i \in s_j} \|x_i - c_j\|^2$$

Tabel 1. MSE Evaluation quantitative

No.Citra	MSE dari 3 Cluster	
	FCM	JSTBP
1	815.76	519.81
2	1015.61	610.71
3	915.56	533.51
4	785.81	561.61
5	1015.91	443.71
6	1215.83	398.51

Tabel 2. F(I) Evaluation of quantitatives

No. Citra	F(I) dari 3 Cluster	
	FCM	JSTBP
1	515.76	319.81
2	715.61	410.71
3	715.56	733.51
4	885.81	861.61
5	915.91	343.71
6	315.83	598.51

Tabel 3. F(I) Evaluation of quantitatives

No. Citra	F(I) dari 3 Cluster	
	FCM	JSTBP
1	1015.76	419.81
2	615.61	210.36
3	115.56	333.15
4	285.81	261.12
5	195.91	343.13
6	215.83	298.51

Tabel 4. Q(I) Evaluation of quantitatives

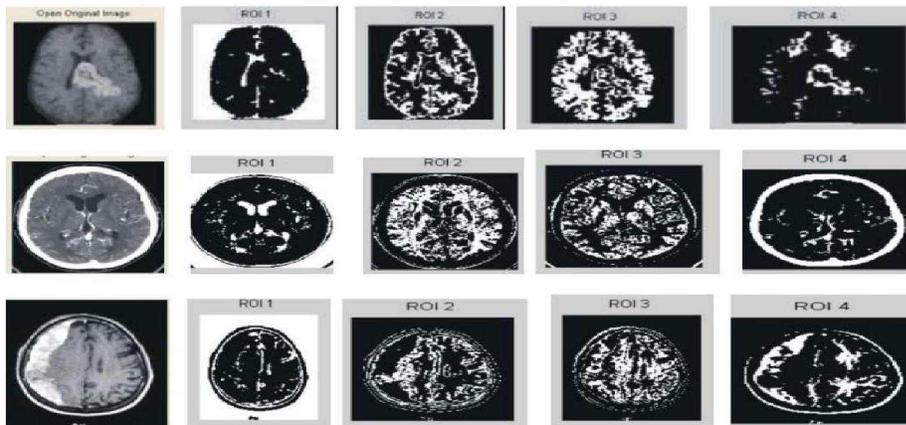
No. Citra	Q(I) dari 3 Cluster	
	FCM	JSTBP
1	1905.76	1419.81
2	1015.61	4010.71
3	3115.56	1233.51
4	1585.81	1261.61
5	1215.91	1143.71
6	1415.83	1198.51

Dari hasil pengolahan dan perancangan menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode *backpropagation*, maka dapat dilihat hubungan bahwa Jaringan syaraf tiruan bisa digunakan untuk melakukan analisis citra otak berdasarkan 3 citra asli dari CT-Scan sebagai input dan ROI1, ROI2, ROI3 dan ROI4 sebagai target (*output*). Hasil dari proses pengolahan data di atas didapatkan nilai update bobot antara input ke *hidden layer* yang digunakan untuk iterasi data selanjutnya sehingga diperoleh *output actual* yang diharapkan.

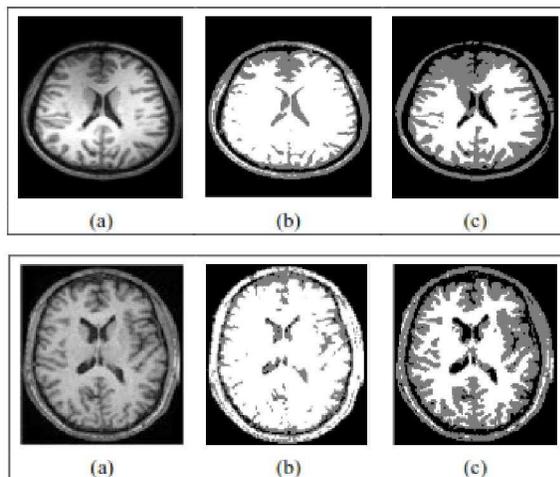
Pengolahan data secara manual ini selanjutnya akan diolah dengan menggunakan Matlab Version

7.10.0.499 (R2010a) untuk beberapa pola arsitektur jaringan. Hasil yang diperoleh dari proses pengolahan data menggunakan Matlab selanjutnya akan dibandingkan dengan hasil pengolahan data secara manual untuk melihat perbedaan hasilnya dapat dilihat pada gambar 5, 6, 7 dan 8.

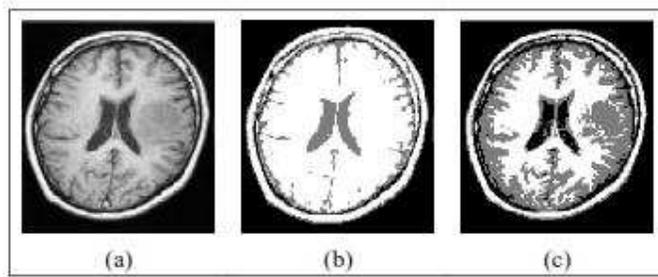
Dalam menggunakan metode *backpropagation*, pola arsitektur yang dipakai sangat mempengaruhi dalam proses penentuan hasil. Setiap hasil yang diperoleh oleh suatu pola arsitektur memungkinkan berbeda dengan hasil yang didapatkan dengan menggunakan pola arsitektur yang lain.



Gambar 6. 3 citra dari proses segmentasi (a). Citra asli, (b). FCM dan (c). JSTBP



Gambar 7. 3 citra dari proses segmentasi (a). Citra asli, (b). FCM dan (c). JSTBP



Gambar 8. 3 citra dari proses segmentasi (a). Citra asli, (b). FCM dan (c). JSTBP

Dari gambar 6, 7 dan 8, analisis kinerja kualitatif dan kuantitatif dilaksanakan. Analisis kualitatif tergantung pada visual manusia. Manusia visual yang dapat menafsirkan gambar berdasarkan kemampuan dan segmentasi algoritma metode konvensional seperti FCM (Fuzzy C-means) dan metode baru yang diusulkan yaitu JSTBP. Hal ini dapat mendeteksi daerah otak seperti GM, WM dan CSF. Untuk analisis kuantitatif, mengacu pada kinerja segmentasi gambar 6, 7 dan 8. Ini menghasilkan algoritma yang diusulkan. Algoritma konvensional akan dibandingkan dengan algoritma baru. Hasil analisis kuantitatif dilakukan dengan berdasarkan tiga fungsi evaluasi. Tiga fungsi analisis kuantitatif adalah  $F(I)$ ,  $F'(I)$  dan  $Q(I)$ . Ukuran gambar dapat menghitung dari  $N \times M$ . Untuk evaluasi cluster, mean kuadrat kesalahan (MSE) adalah yang paling patokan dasar. Selain itu, fungsi-fungsi ini lebih terkait dengan penilaian visual. Untuk hasil yang lebih baik dari segmentasi, nilai JSTBP ( $I$ ),  $F'(I)$  dan  $Q(I)$  lebih kecil dari nilai FCM. Kedua hasil kualitatif dan kuantitatif akan disajikan dalam tabel 1, tabel 2, tabel 3, dan tabel 4.

### KESIMPULAN

Telah dilakukan tahapan proses pengenalan pola untuk klasifikasi jenis cedera otak yang meliputi proses pengolahan citra, analisis komponen

prinsipal serta identifikasi. Setiap kegiatan dari proses pengenalan pola tersebut di atas masing-masing dilakukan sesuai dengan sistem diagram alur terhadap proses pengenalan pola sehingga dapat diprediksi apakah cedera otak tersebut termasuk Sedang atau Berat.

### DAFTAR PUSTAKA

- Clark, M.C., L.O. Hall, D.B. Goldgof, R. Velthuzien, F.R. Murtagh and M.S. Silbiger, 1998. *Automatic Injury segmentation using knowledge based techniques*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 17: 187-192.
- Dubravko Cosic and Sven Loncaric, 1997. *Rule based labeling of CT head images*, 6<sup>th</sup> conference on Artificial Intelligence in Medicine, pp: 453-456.
- Duncan, J.S. and N. Ayache, 2000. *Medical Image Analysis*, Progress Over two decade and challenges ahead IEEE Trans on PAMI, 22: 85-106.
- Fukunaga, K., 1972. *Introduction to statistical pattern Recognition*, New York: Academic.
- Galloway, 1998. *Texture information in Run Length Matrices*, IEEE

- Transaction on Image Processing*, 7: 1602-1609.
- J. Sheng-Yi and L. Xia, "A Hybrid Clustering Algorithm," in *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 2009. FSKD '09. Sixth International Conference on, 2009, pp. 366-370.
- Kaiping Wei, Bin He, Tao Zhang and Xianjun Shen, 2007. *A Novel Method for segmentation of CT Head Images*, *International conference on Bio informatics and Biomedical Engineering*, 4: 717-720.
- Limin Luo. and. Jun Ohya. Rong Xu, *Segmentation of MRI Image*, 2012.
- Loncaric, S and D. Kova Cevic, 1993. *A method for segmentation of CT head images*, *Lecture Notes on Computer Science*, 1311: 1388-305.
- M. V. Kumar, and. Sumitra. M. G, "An improved clustering Based Segmentation Algorithm For Brain MRI," vol. 2, p. 126, 2013.
- Matesn Milan, Loncaric Sven and Petravic Damir, 2001. *A rule based approach to stroke lesion analysis from CT brain Images*, 2<sup>nd</sup> *International symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, pp: 219-223.
- Nathalie Richard, Michel Dojata and Catherine Garbayvol, *Distributed Markovian Segmentation: Application to MR brain Scans*, *Journal of Pattern Recognition*, 40: 3467-3480.
- P. Campadelli. M.Borsotti, R.Schettini, "Quantitative evaluation of color image segmentation result," *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, pp. 741-747, 1998
- Ruthmann, V.E., E.M. Jayce, D.E. Reo and M.J. Eckaidt, 1993. *Fully automated segmentation of cerebero spinal fluid in computed tomography*, *Psychiatry research: Neuro imaging*, 50: 101-119.
- S. N. Sulaiman and N. A. M. Isa, "Adaptive fuzzy-K-means clustering algorithm for image segmentation," *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 2661-2668, 2010.
- [. Saha and S. Bandyopadhyay, "MRI brain image segmentation by fuzzy symmetry based genetic clustering technique," in *Evolutionary Computation*, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on, 2007, pp. 44174424.
- T.-s. L. L. L. and. T. W. Xiao-li Jin, "Multi-Spectral MRI Brain Image Segmentation Based On Kernel Clustering Analysis," vol. 34, 2012.
- Tang, X., 1997. *Dominant run length method for image classification*, Woods Hole Oceanographic Institution, Woods Hole Report, pp: 97-07.
- Tong Hau Lee, Mohammad Faizal, Ahmad Fauzi and Ryoichi Komiya, 2009. *Segmentation of CT Brain Images Using Unsupervised Clusterings*, *Journal of Visualization*, 12: 31-138.
- Tourassi, G.P., 1999. *Journey towards computer aided Diagnosis - Role of*

- Image Texture Analysis*, Radiology, 2: 317-320.
- Van, G., P. Wouwer Scheunders and D. Van Dyck, 1999. *Statistical texture characterization from discrete wavelet representation*, IEEE Trans. Image Processing, 8: 592-598.
- W. Zhi Min, S. Qing, and S. Yeng Chai, "MRI brain imagesegmentation by adaptive spatial deterministic annealing clustering," in Biomedical Imaging: Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE InternationalSymposium on, 2006, pp. 299-302.
- Xiaoou Tang, 1998., 7: 234-243. *Texture Information in Run Length Matrices*", IEEE Transaction on Image Processing
- Y. H. Yang. J.Liu, "Multiresolution color image segmentation," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, pp. 689-700, 1994.
- Zhang, Y., M. Brady and S. Smith, 2001. *Segmentation of Brain MR Images through hidden Markov random field model and the expectation-maximization algorithm*, IEEE Transactions on Medical Imaging, 20: 45-57.