

Pengolahan Citra Digital untuk Identifikasi Kanker Otak Menggunakan Metode Deep Belief Network (DBN)

Muhammad Syaifulloh Fattah¹, Dina Zatusiva Haq², Dian Candra Rini Novitasari³

^{1,2,3}Department of Mathematics, UIN Sunan Ampel, Indonesia, 60237
e-mail: ³diancrini@uinsby.ac.id

Submitted Date: September 13th, 2021
Revised Date: January 10th, 2022

Reviewed Date: January 05th, 2022
Accepted Date: January 31st, 2022

Abstract

The brain tumor is a dangerous disease for humans that can interfere with the functioning of the human brain. Brain tumors can develop into malignant brain tumors or brain cancer and cause death, so early detection is necessary to diagnose brain tumor disease. One way of early detection is to use the anatomy of an MRI scan of health images. The MRI scan results can diagnose patients, but it takes longer time. Therefore digital image processing is needed to facilitate an analysis so that it can be seen in the brain image there are tumor cells or not. In addition to digital image processing, a system that analyzes and detects data is also needed. The Deep Belief Network (DBN) method is used to identify data. This study conducted trials on the learning rate and network architecture. The results of the identification of brain cancer using the DBN method obtained a sensitivity (TP rate) value of 90.9%, a specificity (TN rate) of 100%, an accuracy of 95%, and a precision of 100% with a learning rate of 0.1 and using a 4-12-10-1 network architecture.

Keywords: Brain cancer; MRI identification; Digital Image Processing; DBN

Abstrak

Tumor otak merupakan penyakit berbahaya bagi manusia yang dapat mengganggu fungsi kerja otak manusia. Tumor otak dapat berkembang menjadi tumor otak ganas atau kanker otak dan menyebabkan kematian jika tidak ditangani dengan cepat dan tepat, sehingga perlu dilakukan deteksi dini untuk mendiagnosa adanya penyakit tumor otak. Salah satu cara deteksi dini tumor otak yaitu menggunakan anatomi citra kesehatan MRI scan. Diagnosis tumor otak berdasarkan citra MRI membutuhkan waktu yang cukup lama, oleh karena itu pengolahan citra digital dibutuhkan untuk memudahkan melakukan suatu analisa agar dapat diketahui pada citra otak terdapat sel tumor atau tidak secara efisien. Selain pengolahan citra digital diperlukan juga suatu sistem yang bertujuan untuk menganalisa dan mendeteksi data, digunakanlah metode Deep Belief Network (DBN) sebagai metode untuk mengidentifikasi data. Pada penelitian ini dilakukan uji coba pada learning rate dan arsitektur jaringan. Hasil dari identifikasi penyakit kanker otak menggunakan metode DBN didapatkan nilai sensitivity (TP rate) sebesar 90.9%, specificity (TN rate) 100%, Accuracy 95%, dan precision 100%. dengan learning rate 0.1 dan menggunakan arsitektur jaringan 4-12-10-1.

Kata Kunci: Kanker Otak; Identifikasi MRI; Pengolahan Citra Digital; DBN

1. Introduction

Otak merupakan salah satu bagian dalam tubuh manusia yang berperan penting dalam mengendalikan sistem syaraf seluruh tubuh pada manusia. Pertumbuhan sel yang tidak normal pada otak akan mengganggu sistem kerja otak dan berpengaruh pada pengendalian syaraf di tubuh manusia. Pertumbuhan sel yang tidak normal ini

disebut dengan tumor (Rozi, Novitasari, & Intan, 2020). Tumor otak yang bersifat ganas (*malignant*) dapat berkembang menjadi kanker otak. Sel kanker otak cenderung dapat menyebar dan tumbuh lebih cepat ke bagian tubuh lainnya, serta dapat muncul sewaktu-waktu walaupun sudah diangkat. (Shree & Kumar, 2018). Kanker otak sangat mematikan jika tidak ditangani dengan cepat dan tepat. Sel kanker

pada tahap awal sulit untuk di deteksi, salah satu cara deteksi dini yaitu menggunakan anatomi citra kesehatan yang terdiri dari X-Ray, MRI (Magnetic Resonance Image), dan CT (Computer Tomography) scan (Alam et al., 2019). CT scan biasanya cocok untuk struktur pembuluh darah tulang dan jaringan lunak, sedangkan MRI scan dapat mendapatkan citra beresolusi tinggi dan memberikan informasi secara benar serta kualitas citra yang baik dan sensitif, sehingga dapat meminimalkan kesalahan diagnosis (Suta, Hartati, & Divayana, 2019). Hasil citra MRI scan diamati secara manual oleh dokter untuk mendiagnosa tumor otak. Diagnosis kanker otak secara manual oleh dokter sangat rentan terjadi *human error* dan membutuhkan waktu yang cukup lama, sehingga diperlukan sistem klasifikasi untuk mempermudah mendiagnosis kanker otak secara cepat dan akurat dengan memanfaatkan pengolahan citra digital dari hasil citra MRI.

Pengolahan citra digital memudahkan untuk menganalisa serta mendapatkan nilai fitur dari citra MRI scan. Tahapan dalam pengolahan citra digital diawali dengan pre-processing data (Asyhar et al., 2020). Proses segmentasi merupakan bagian dari pre-processing data yang bertujuan untuk memisahkan daerah sel tumor (objek) dengan daerah lainnya (background) (Wadhwa, Bhardwaj, & Verma, 2019). Hasil dari segmentasi citra masih banyak adanya noise atau pengganggu sehingga di butuhkan operasi morfologi serta operasi filtering, operasi morfologi tersebut antara lain erotion, dilation, closing, dan opening. Operasi filtering antara lain median filter dan filling holes. Operasi morfologi serta filtering juga bertujuan untuk memperbaiki citra hasil segmentasi agar ekstraksi ciri citra agar dapat terdeteksi dengan sempurna (Septiarini, Hamdani, Hatta, & Anwar, 2020). Tahapan setelah pre-processing data dalam mendeteksi adanya tumor otak yaitu proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Salah satu metode klasifikasi yang sedang berkembang yaitu metode Artificial Neural Network (ANN) (Al Rivan, Rachmat, & Ayustin, 2020). Proses klasifikasi citra otak menggunakan metode ANN telah dilakukan beberapa peneliti sebelumnya.

Implementasi ANN dalam mendeteksi adanya tumor otak dilakukan oleh Hussna berdasarkan citra MRI dengan menerapkan metode segmentasi citra dan ekstraksi fitur. Proses segmentasi dan ekstraksi fitur pada citra memanfaatkan operasi morfologi seperti erosi dan dilasi. Hasil akurasi yang didapatkan pada penelitian ini mencapai 99% dan sensitivity

mencapai 97.9% (Abdalla & Esmail, 2018). Pada penelitian lain, klasifikasi kanker otak menggunakan Barkeley Wavelet transformation (BWT) sebagai segmentasi citra dengan klasifikasi berbasis Support Vector Machine (SVM) didapatkan nilai akurasi 96.51% (Bahadure, Ray, & Thethi, 2017). Metode klasifikasi dapat dilakukan dengan menggunakan metode Deep Belief Network (DBN).

DBN telah digunakan dalam beberapa penelitian, salah satunya digunakan untuk mendiagnosa penyakit kanker payudara. Hasil akurasi yang didapat mencapai 91.5% (Khatami, Khosravi, Nguyen, Lim, & Nahavandi, 2017). Hasil penelitian lain metode Deep Belief Network (DBN) digunakan untuk mengklasifikasi kanker payudara di mana preprocessing dengan akurasi mencapai 92.68% (Ibrokhimov, Hur, Kim, & Kang, 2020). Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, kinerja metode klasifikasi DBN dan pentingnya deteksi tumor pada otak, penelitian ini dilakukan deteksi kanker otak menggunakan Deep Belief Network (DBN) dengan proses pengolahan citra feature extraction (ekstraksi fitur) menggunakan segmentasi dan Morphological Operation (operasi morfologi) citra.

2. Tinjauan Pustaka

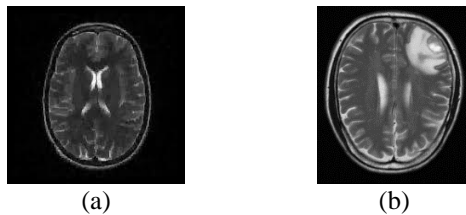
2.1 Kanker Otak

Pertumbuhan sel tumor dibagi menjadi dua yaitu, pertumbuhan masih dapat terkontrol (tumor jinak) yang tidak mengandung sel kanker tetapi biasanya menyebabkan Alzheimer, glioma dan carcinoma, sedangkan pertumbuhan yang tidak terkontrol disebut tumor ganas (*malignant*) dapat menyebabkan penyakit kanker dan dapat merusak jaringan syaraf lain (Damayanti & Werdiningsih, 2018). Tumor ganas (*malignant*) yang telah berkembang menjadi kanker otak dapat menyebar secara cepat ke bagian tubuh disekitarnya dan dapat mengganggu kinerja otak (Sofian & Laluma, 2019). Pertumbuhan dari sel kanker tidak dapat terkontrol dan terus tumbuh (tidak dapat mati). Meskipun dilakukan operasi pengangkatan, sel kanker dapat tumbuh kembali sewaktu-waktu, dan sel kanker dapat menyebar ke jaringan di sekitarnya (Asyhar et al., 2020)

2.2 Pengolahan Citra Digital

Citra digital merupakan representasi visual suatu objek dalam bentuk matriks yang terdiri dari sejumlah elemen yang terbatas (Sari & Sihotang, 2017). Adapun penggunaan citra digital di bidang kedokteran meliputi CT scan, X-ray, MRI, dan

lain-lain (García et al., 2019). Contoh MRI scan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. (a) Citra MRI Otak Normal, (b) Citra MRI Tumor Otak

Pengolahan citra digital adalah proses untuk mengolah sebuah gambar atau citra berdasarkan nilai-nilai piksel pada citra (Pambudi, 2020). Dalam bidang kedokteran, pengolahan citra digital digunakan untuk memperbaiki kualitas citra dengan tujuan analisis atau mendapatkan informasi (Sumijan, Purnama, & Kom, 2021). Beberapa teknik yang digunakan dalam pengolahan citra sebagai berikut:

2.2.1 Segmentasi

Segmentasi citra berguna untuk memisahkan antara objek yang di inginkan biasanya disebut ROI (Region of Interest) dengan bagian lainnya yang tidak digunakan (background). Hasil dari proses segmentasi berupa citra biner, nilai 1 untuk nilai objek (ROI), bernilai 0 untuk objek background.

2.2.2 Operasi Morfologi

Operasi morfologi bertujuan untuk memperbaiki nilai dari proses segmentasi serta mengurangi noise dari hasil segmentasi. Operasi-operasi morfologi antara lain:

a. Erosi

Erosi (erosion) merupakan kebalikan dari dilasi, yaitu pengikisan area objek yang bertetangga dengan background. Teknik ini dapat menyebabkan turunnya jumlah piksel pada tepi objek citra.

b. Dilasi

Dilasi (dilation) merupakan teknik untuk memperbesar citra objek dengan menambah lapisan-lapisan di sekeliling titik objek, atau menjadikan titik background (nilai biner 0) yang bertetangga dengan objek (nilai biner 1) menjadi titik objek (1). Teknik ini dapat menyebabkan meningkatnya jumlah piksel pada tepi objek citra.

c. Opening

Pada tahap operasi opening merupakan gabungan dari operasi erosi dan operasi dilasi. Dimulai dengan operasi erosi kemudian di ikuti dengan operasi dilasi. Opening bertujuan untuk membuat tepi citra objek lebih halus.

d. Closing

Operasi closing merupakan kebalikan dari operasi opening. Dimulai dengan operasi dilasi kemudian di ikuti dengan operasi erosi. Closing bertujuan untuk menghilangkan dan menutup titik-titik lubang kecil yang terdapat dalam objek serta menggabungkan objek yang berdekatan.

e. Median filter

Median filter merupakan operasi untuk menghilangkan noise yang biasanya terdapat dalam citra dengan cara mengubah nilai setiap piksel dengan nilai median piksel terdekat.

f. Filling

Operasi Filling bertujuan untuk mengisi lubang (hole) yang mempunyai nilai biner 0 menjadi segmen objek yang solid. operasi ini mengacu pada nilai piksel tetangganya.

2.2.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur digunakan untuk mengambil informasi berupa nilai pada citra yang dapat merepresentasikan objek pada citra (Syam, Rifka, & Aulia, 2021). Ekstraksi fitur dapat dilakukan dengan mendapatkan nilai parameter dari ciri bentuk, dan ukuran objek citra (Ashshidiqi, Suprayogi, & Bethaningtyas, 2017)

a. Luas dan keliling

Luas merupakan jumlah piksel yang dalam suatu citra, sedangkan keliling merupakan jumlah piksel dalam tepian citra. objek. Luas citra dapat dihitung dengan Persamaan 1.

$$\text{Luas} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m f(i, j) \quad (1)$$

Di mana m adalah jumlah baris pada citra, n adalah jumlah kolom pada citra, dan $f(i, j)$ merupakan 1 jika (i, j) adalah piksel objek dalam citra biner

b. Metric

Metric merupakan nilai perbandingan antara luas dan keliling pada citra yang mempunyai nilai range antara 0 hingga 1.

Rumus perhitungan metric dapat dilihat pada Persamaan (2):

$$M = \frac{4\pi A}{C^2} \quad (2)$$

Di mana M merupakan metric, A merupakan area (luas), dan C merupakan keliling.

c. Eccentricity

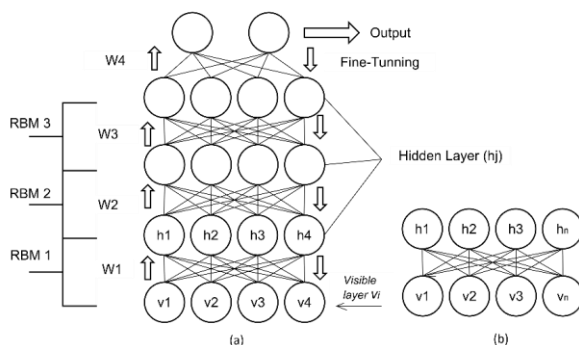
Eccentricity ialah perbandingan nilai jari-jari objek dengan nilai jari-jari objek terpanjang yang tegak lurus. Rumus perhitungan eccentricity dapat dilihat pada persamaan (3):

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \quad (3)$$

Di mana e adalah nilai eccentricity, b merupakan minor axis.

2.3 Deep Belief Network

DBN merupakan pengembangan dari metode Deep learning yang terdiri dari beberapa stack lapisan RBM (Restricted Boltzmann Machines). DBN merupakan model yang mempresentasikan output (keluaran) dari RBM (Restricted Boltzmann Machines). Konstruksi DBN merupakan pembelajaran pada setiap lapisan pelatihan dari RBM. Pembelajaran dari setiap lapisan RBM membentuk bobot yang membentuk koneksi antara input layer dan hidden layer (Khatami et al., 2017). Hasil pelatihan dari DBN akan dilakukan fine-tuning dengan algoritma backpropagation, fine tuning berguna agar DBN dapat digunakan secara supervised dengan melibatkan parameter target output (Novitasari et al., 2020). Arsitektur DBN ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. (a) Arsitektur DBN. (b) Satu Stack RBM

Arsitektur jaringan dari RBM hampir sama dengan Artificial Neural Networks. Perbedaannya pada RBM menggunakan sebuah model generatif probabilistik yang digunakan untuk menetapkan sebuah probabilitas dari setiap neuron dari visible unit (v_i) dan hidden unit (h_j) seperti pada Persamaan 4 (Pannakkong, Sriboonchitta, & Huynh, 2018).

$$p(v, h) = \frac{1}{Z} \sum_h e^{-E(v, h)} \quad (4)$$

RBM digambarkan dengan menggunakan fungsi energi dan distribusi probabilitas. Fungsi energi pada Persamaan 5:

$$E(v, h) = - \sum_{i=1}^m b_i v_i - \sum_{i=1}^m b_j h_j - \sum_{i=1}^m v_j h_i w_{ij} \quad (5)$$

Setiap nilai probability v_i dan h_j secara acak bernilai 0 sampai 1 mengikuti probabilitas posterior, seperti pada Persamaan 6 dan 7.

$$p h_j = \sigma(b_j + \sum_{i=1}^m v_j w_{ij}) \quad (6)$$

$$p v_i = \sigma(b_i + \sum_{i=1}^m h_j w_{ij}) \quad (7)$$

Di mana σ merupakan fungsi sigmoid biner ($\frac{1}{1+e^{-x}}$), b mempresentasikan bias dan w_{ij} ialah bobot di antara v_i dan h_j .

Tahap pelatihan pada RBM pertama, data input digunakan sebagai visible node (v_i) kemudian hidden node (h_j) didapatkan dari probabilitas pada persamaan (4) (Pannakkong et al., 2018). Proses ini di ulangi untuk memperbarui visible node dan hidden node. Kemudian hitung bobot delta (Δw_{ij}) menggunakan Persamaan 8:

$$\Delta w_{ij} = \alpha (\langle v_i h_j \rangle_{data} - \langle v_i h_j \rangle_{model}) \quad (8)$$

Perbarui bobot dengan menggunakan Persamaan 9.

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \Delta w_{ij} \quad (9)$$

DBN dapat digunakan secara supervised jika sudah melewati proses pre-training dengan melibatkan target atau label, bobot dapat disempurnakan, atau dalam proses ini disebut fine-

tunning. fine-tunning dilakukan dengan menggunakan algoritma backpropagation.

3. Metode Penelitian

To provide figure and table captions can add through the References menu in Microsoft Word. The figure caption is placed below the image. The table caption is placed above the table. The figures, tables, and descriptions are set to centralized alignment. Typeset tables and captions are in 10 pt Times roman with single line spacing. Each figure and table must be given a description.

3.1 Data

Data merupakan data sekunder citra MRI otak yang terbagi menjadi dua kelas, yaitu citra otak tidak terdiagnosis kanker dan citra otak terdiagnosis kanker. Data didapatkan dari Kaggle dengan jumlah total citra MRI 120, masing-masing kelas berisi 60 citra. Data yang diperoleh mempunyai format .JPG dengan ukuran citra yang tidak seragam, sehingga diperlukan proses resize citra untuk mendapatkan ukuran yang sama pada semua citra yang akan digunakan dalam penelitian.

3.2 Pre-processing

Tahap pra proses atau pre-processing ini merupakan tahap penting dalam pengolahan citra yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra. Tahap ini terdiri dari cropping citra kemudian dilanjutkan dengan proses segmentasi dan operasi morfologi citra.

3.3 Ekstraksi

Ekstraksi fitur digunakan untuk memperoleh nilai ciri citra MRI otak setelah tahap pre-processing. Pada penelitian ini, mengekstraksi 4 ciri citra yaitu luas, keliling, metric dan eccentricity.

3.4 Identifikasi

Pelatihan pada DBN dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa parameter antara lain arsitektur jaringan, fungsi aktivasi, stack RBM, target error, epoch dan learning rate dan batch size. Dalam penelitian ini parameter DBN yang ditentukan yaitu stack RBM, Hidden nodes pada RBM, target error, fungsi aktivasi, dan Epoch RBM dan DBN. Adapun arsitektur jaringan dan learning rate akan dilakukan variasi untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik. Pada penelitian ini akan menggunakan 3 stack RBM atau biasa disebut unsupervised layer, dan 1000 kali epoch pada

DBN. Pada penelitian parameter yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

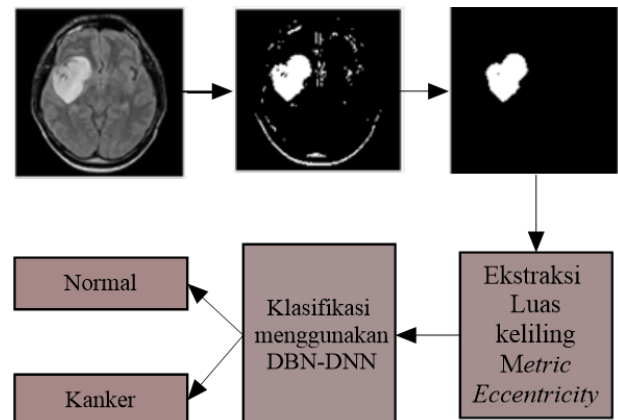
Tabel 1. Parameter Algoritma Pembelajaran

Parameter	Nilai
Stack RBM	3
Hidden nodes RBM	4
Epoch RBM	1000
Epoch DBN	1000
Learning rate	0.1, 0.2, 0.3....., 0.9
Fungsi aktivasi	Sigmoid biner
Batchsize	Jumlah data

Dalam penelitian ini pre-training dilakukan dengan cara unsupervised dengan DBN, kemudian dilakukan tahap supervised dengan Deep Neural Network (DNN). Penelitian ini akan dilakukan uji coba pada pola arsitektur jaringan DNN. Pola jaringan yang digunakan meliputi 5 pola arsitektur hidden nodes antara lain 4-12-7-1, 4 unit input, 12 unit hidden layer, 7 unit hidden layer, 1 unit output), 4-12-4-1, 4-10-5-1, 4-10-4-1, dan 4-8-2-1. Dari 5 pola arsitektur tersebut akan digunakan dalam tahap pelatihan dan pengujian untuk menentukan pola arsitektur terbaik.

3.5 Alur Penelitian

Grafik alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 4.

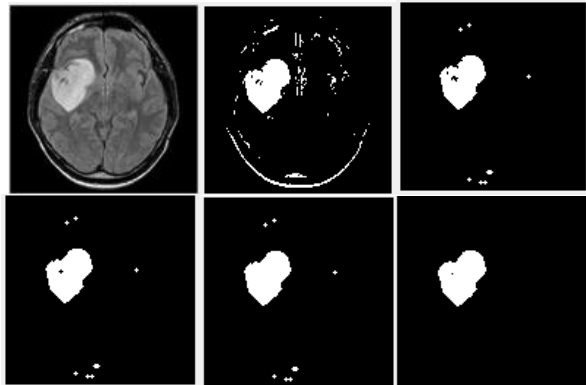


Gambar 4. Grafik Alur Penelitian

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Pre-processing

Pada tahap ini dilakukan pengolahan citra untuk mendapatkan citra yang lebih baik untuk di proses ketahapan selanjutnya. Pada tahap ini terdiri dari resizing citra, segmentasi dan kemudian dilanjutkan dengan operasi morfologi Hasil pre-processing citra dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Pre-processing Citra MRI

4.2 Ekstraksi

Citra hasil pre-processing digunakan untuk mendapatkan ekstraksi ciri bentuk dari masing-masing citra. Pada penelitian ini menggunakan parameter luas, keliling, metric, dan eccentricity. Sampel hasil ekstraksi ciri citra dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Sampel Data Hasil Ekstraksi Citra

Luas	Keliling	Metric	Eccentricity	Target
96,7	333	0,4	0,8	Normal
58,2	216	0,7	0,7	Normal
149,9	210	0,1	0,9	Normal
767,3	6328	0,1	0,6	Kanker
847,8	2014	0,1	2,4	Kanker
515,7	2585	0,1	1,7	Kanker

4.3 Identifikasi

Hasil ekstraksi dari data latih kemudian dilakukan normalisasi data. Data hasil normalisasi digunakan sebagai data input sedangkan diagnosa akan digunakan sebagai label atau target. Tahap pelatihan (training) dibagi menjadi tiga tahap, yaitu tahap pre-train RBM. Tahap kedua yaitu unsupervised dengan deep belief networks (DBN) yang mempunyai tumpukan RBM, kemudian ditransformasikan dalam bentuk deep neural network (DNN) dengan menggunakan algoritma backpropagation secara supervised learning. Hasil uji coba *learning rate* (*lr*) ditunjukkan pada Tabel 3.

Hasil dari pengujian *learning rate* menunjukkan *learning rate* terbaik ditunjukkan pada saat *learning rate* bernilai 0.1 didapatkan nilai akurasi sebesar 89.85%. Setelah didapatkan nilai *learning rate* optimal selanjutnya nilai *learning rate* tersebut akan digunakan dalam pengujian arsitektur jaringan. Hasil pengujian pada arsitektur jaringan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian *learning rate* (*lr*)

<i>lr</i>	Percobaan ke-					Rata-rata-akurasi
	1	2	3	4	5	
0.1	88,00	87,25	90,00	92,50	91,50	89,85
0.2	82,00	90,00	90,50	83,00	87,50	86,60
0.3	85,00	84,75	88,75	85,25	83,50	85,45
0.4	83,75	85,00	90,75	85,00	87,35	86,37
0.5	81,50	85,75	88,50	91,50	88,25	87,10
0.6	86,25	87,50	91,25	83,75	85,50	86,85
0.7	83,25	83,25	77,75	86,50	84,75	83,10
0.8	86,25	85,50	86,50	85,00	85,75	85,80
0.9	80,00	82,50	83,25	81,75	82,00	81,90

Hasil dari pengujian *learning rate* menunjukkan *learning rate* terbaik ditunjukkan pada saat *learning rate* bernilai 0.1 didapatkan nilai akurasi sebesar 89.85%. Setelah didapatkan nilai *learning rate* optimal selanjutnya nilai *learning rate* tersebut akan digunakan dalam pengujian arsitektur jaringan. Hasil pengujian pada arsitektur jaringan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil pengujian Arsitektur Jaringan

No	Arsitektur Jaringan					
	4-12-10-1	4-12-7-1	4-12-4-1	4-10-5-1	4-10-4-1	4-8-2-1
1	95.00	93.75	85.00	83.75	75.00	72.50
2	95.00	92.50	83.75	83.75	85.00	73.75
3	93.75	93.75	93.75	83.75	81.25	75.00
4	95.00	87.50	82.50	82.75	90.00	75.00
5	95.00	88.75	82.50	85.00	85.00	75.00
avg	94.75	91.25	85.50	83.80	83.25	74.25

Dapat dilihat pada Tabel 5 menunjukkan pelatihan dengan deep belief network pada tahap unsupervised learning dan deep neural network pada tahap supervised learning dapat menghasilkan akurasi sebesar 94.75% pada pola arsitektur 4-12-10-1. Dari hasil pengujian pada parameter *learning rate* dan arsitektur jaringan membuktikan bahwa *learning rate* dan arsitektur jaringan berpengaruh pada proses pelatihan. Selanjutnya *learning rate* dan arsitektur jaringan terbaik akan digunakan dalam proses pengujian.

Setelah proses training dilakukan, kemudian dilakukan proses testing untuk mengukur sensitivity (TP rate), specificity (TN rate) Accuracy, dan precision dengan menggunakan data yang berbeda dari data latih yaitu data uji sebanyak 40 citra MRI otak. Proses testing menggunakan nilai parameter *learning rate* 0.1 dan pola arsitektur hidden nodes dengan akurasi tertinggi yaitu 4-12-10-1. Hasil pengujian berdasarkan Confusion Matrix untuk identifikasi kanker otak dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil pengujian Gold Standart

NO	Indikator	Nilai
1	Sensitivity (TP rate)	$\frac{20}{20+2} = 0.909$
2	Specivicity (TN rate)	$\frac{18}{18+0} = 1$
3	Overal accuracy	$\frac{20+18}{20+18+0+2} = 0.95$
4	Precision	$\frac{20}{20+0} = 1$

5. Kesimpulan

Metode Deep Belief Network (DBN) dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyakit kanker otak melalui citra MRI otak manusia dengan dengan baik. Hasil pengujian pada identifikasi penyakit kanker otak melalui citra MRI degan menggunakan metode Deep Belief Network (DBN) diperoleh nilai akurasi 95%, nilai sensitivity (TP rate) sebesar 90.9%, specivicity (TN rate) 100%, dan precision 100% dengan menggunakan parameter learning rate 0.1 dan pola arsitektur atau hidden nodes 4-12-10-1. Pemilihan learning rate serta pola arsitektur jaringan hidden nodes berpengaruh pada hasil akurasi yang didapat.

References

- Abdalla, H. E. M., & Esmail, M. Y. (2018). Brain tumor detection by using artificial neural network. In *2018 International Conference on Computer, Control, Electrical, and Electronics Engineering (ICCCEEE)* (pp. 1–6). IEEE.
- Al Rivan, M. E., Rachmat, N., & Ayustin, M. R. (2020). Klasifikasi Jenis Kacang-Kacangan Berdasarkan Tekstur Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Komputer Terapan*, *6*(1), 89–98.
- Alam, M. S., Rahman, M. M., Hossain, M. A., Islam, M. K., Ahmed, K. M., Ahmed, K. T., ... Miah, M. S. (2019). Automatic human brain tumor detection in MRI image using template-based K means and improved fuzzy C means clustering algorithm. *Big Data and Cognitive Computing*, *3*(2), 27.
- Ashshidiqi, H. N., Suprayogi, S., & Bethaningtyas, H. (2017). Identifikasi Pada Seragam Personel Militer Menggunakan Image Processing. *EProceedings of Engineering*, *4*(1).
- Asyhar, A. H., Foady, A. Z., Thohir, M., Arifin, A. Z., Haq, D. Z., & Novitasari, D. C. R. (2020). Implementation LSTM Algorithm for Cervical Cancer using Colposcopy Data. In *2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)* (pp. 485–489). IEEE.
- Bahadure, N. B., Ray, A. K., & Thethi, H. P. (2017). Image analysis for MRI based brain tumor detection and feature extraction using biologically inspired BWT and SVM. *International Journal of Biomedical Imaging*, *2017*.
- Damayanti, A., & Werdiningsih, I. (2018). Classification of tumor based on magnetic resonance (MR) brain images using wavelet energy feature and neuro-fuzzy model. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 974, p. 12027). IOP Publishing.
- García, E., Diez, Y., Diaz, O., Lladó, X., Gubern-Mérida, A., Martí, R., ... Oliver, A. (2019). Breast MRI and X-ray mammography registration using gradient values. *Medical Image Analysis*, *54*, 76–87.
- Ibrokhimov, B., Hur, C., Kim, H., & Kang, S. (2020). An optimized deep belief network model for accurate breast Cancer classification. *IEIE Transactions on Smart Processing & Computing*, *9*(4), 266–273.
- Khatami, A., Khosravi, A., Nguyen, T., Lim, C. P., & Nahavandi, S. (2017). Medical image analysis using wavelet transform and deep belief networks. *Expert Systems with Applications*, *86*, 190–198.
- Novitasari, D. C. R., Foady, A. Z., Thohir, M., Arifin, A. Z., Niam, K., & Asyhar, A. H. (2020). Automatic Approach for Cervical Cancer Detection Based on Deep Belief Network (DBN) Using Colposcopy Data. In *2020 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)* (pp. 415–420). IEEE.
- Pambudi, A. R. (2020). Deteksi Keaslian Uang Kertas Berdasarkan Watermark Dengan Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Informatika Polinema*, *6*(4), 69–74.
- Pannakkong, W., Sriboonchitta, S., & Huynh, V.-N. (2018). An ensemble model of arima and ann with restricted boltzmann machine based on decomposition of discrete wavelet transform for time series forecasting. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, *27*(5), 690–708.
- Rozi, M. F., Novitasari, D. C. R., & Intan, P. K. (2020). Brain Disease Classification using Different Wavelet Analysis for Support Vector Machine (SVM).
- Sari, J. I., & Sihotang, H. T. (2017). Implementasi Penyembunyian Pesan Pada Citra Digital Dengan Menggabungkan Algoritma HILL Cipher Dan Metode Least Significant BIT (LSB). *Jurnal Mantik Penusa*, *1*(2).
- Septiarini, A., Hamdani, H., Hatta, H. R., & Anwar, K. (2020). Automatic image segmentation of oil palm fruits by applying the contour-based approach. *Scientia Horticulturae*, *261*, 108939.
- Shree, N. V., & Kumar, T. N. R. (2018). Identification and classification of brain tumor MRI images

- with feature extraction using DWT and probabilistic neural network. *Brain Informatics*, 5(1), 23–30.
- Sofian, J., & Laluma, R. H. (2019). Klasifikasi Hasil Citra Mri Otak Untuk Memprediksi Jenis Tumor Otak Dengan Metode Image Threshold Dan GLCM Menggunakan Algoritma K-NN (Nearest Neighbor) Classifier Berbasis Web. *Infotronik: Jurnal Teknologi Informasi Dan Elektronika*, 4(2), 51–56.
- Sumijan, I., Purnama, P. A. W., & Kom, M. (2021). *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra Digital Penerapan dalam Bidang Citra Medis*. Insan Cendekia Mandiri.
- Suta, I., Hartati, R. S., & Divayana, Y. (2019). Diagnosa Tumor Otak Berdasarkan Citra MRI (Magnetic Resonance Imaging). *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, 18(2).
- Syam, A. A., Rifka, S., & Aulia, S. (2021). Implementasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Daun Tanaman Obat Menggunakan Levenberg-Marquardt Backpropagation. *Elektron: Jurnal Ilmiah*, 1–8.
- Wadhwa, A., Bhardwaj, A., & Verma, V. S. (2019). A review on brain tumor segmentation of MRI images. *Magnetic Resonance Imaging*, 61, 247–259.