

PENERAPAN *RIDGE POLYNOMIAL NEURAL NETWORK* UNTUK MENCEGAH PENYAKIT KANKER OTAK

APPLICATION OF *RIDGE POLYNOMIAL NEURAL NETWORK* TO PREVENT BRAIN CANCER

Riah Ukur Ginting^{*1}, Poltak Sihombing², Syahril Efendi³, Amila⁴, Burhanuddin Damanik⁵

^{1,5}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Sari Mutiara Indonesia, Jalan Kapten Muslim No.79 Medan, Telp/Fax 061-8476769

^{2,3}Program Studi Ilmu Komputer, FASILKOM USU, Medan

⁴Program Studi Keperawatan, FIKES Universitas Sari Mutiara Indonesia, Medan

e-mail: ^{*1}riahukur@gmail.com, ²poltak@usu.ac.id, ³syahnyata1@gmail.com

Abstrak

Kanker otak merupakan penyakit yang sangat berbahaya bagi kehidupan manusia, dimana kanker otak merupakan nomor dua setelah penyakit kanker payudara berdasarkan data WHO. Di Indonesia, penyebab utama kematian dari penyakit ini adalah ketidakpahaman penderita untuk tidak melakukan pemeriksaan medis karena faktor psikologis yakni adanya rasa takut dan khawatir jika didiagnosa sebagai penderita kanker. Hal ini ditambah dengan biaya yang cukup mahal serta kesulitan untuk mencegah penyakit kanker otak. Tujuan penelitian ini untuk menerapkan ridge polynomial neural network untuk mencegah penyakit kanker otak dengan menggunakan CT-Scan 128. Penelitian ini akan menggunakan variabel seperti faktor usia, faktor keturunan dan rekam medis dari pasien tersebut. Data yang digunakan dari bobot algoritma genetika yang disusun secara time-series lalu dilatih menggunakan ridge polynomial neural network. Hasil dari penerapan ridge polynomial neural network dalam pencegahan penyakit kanker otak akan membantu masyarakat dalam mencegah bahaya dari penyakit kanker otak secara akurat.

Kata kunci : jaringan saraf tiruan, ridge polynomial neural network, kanker otak, CT-Scan 128

Abstract

Brain cancer is a disease that is very dangerous for human life, where brain cancer is number two after breast cancer based on WHO data. In Indonesia, the main cause of death from this disease is the patient's misunderstanding not to do a medical examination because of psychological factors, namely the fear and worry if he is diagnosed as a cancer patient. This is coupled with a fairly expensive cost and difficulty in preventing brain cancer. The purpose of this study is to apply a ridge polynomial neural network to prevent brain cancer using a CT-Scan 128. This study will use variables such as age, heredity and medical records of these patients. The data used are genetic algorithm weights which are arranged in time-series and then trained using a ridge polynomial neural network. The results of the application of the ridge polynomial neural network in the prevention of brain cancer will help the public in preventing the dangers of brain cancer accurately.

Keywords : neural network, ridge polynomial neural network, brain cancer, CT-Scan 128

1. PENDAHULUAN

Kanker otak adalah pertumbuhan sel yang tidak normal (tumor) pada otak yang bersifat ganas. Kanker otak merupakan penyakit dimana sel-sel otak tumbuh atau berkembang secara tidak normal [1]. Gejala kanker otak tergantung pada beberapa faktor di antaranya faktor usia, faktor keturunan dan rekam medis. Gejala-gejala umum yang muncul yaitu sakit kepala, mati rasa, mual, muntah, dan kejang. (HPV and Cancer, 2016). Salah satu penyebab tingginya jumlah kasus kanker otak adalah kecenderungan dan ketidakpahaman deteksi dini, biaya yang cukup mahal dan tidak memeriksakan diri ke dokter karena rasa takut di diagnosis kanker [2]. Kondisi ini menyebabkan sakit kepala secara bertahap menjadi semakin sering dan parah, mual dan muntah tanpa sebab, gangguan ingatan, kejang, kesemutan dan mati rasa di lengan dan kaki, gangguan penglihatan, gangguan keseimbangan dan risiko kematian [3].

Dengan demikian jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk mendeteksi dini kanker otak berdasarkan data *computed tomography scanning* (CT-Scan), *magnetic resonance imaging* (MRI) dan *positron emission tomography* (PET-Scan) yang merupakan alat penunjang diagnosa yang memiliki aplikasi yang universal untuk pemeriksaan organ tubuh seperti susunan syaraf pusat, otot, tulang, tenggorokan hingga rongga perut [4]. Pembacaan hasil citra CT-Scan otak membutuhkan ketelitian yang tinggi supaya tepat dalam pemberian terapi guna memperlambat perkembangan kanker otak [5]. Pada penelitian [6] membahas penggunaan MRI untuk jenis tumor yang berbeda dan satu jenis tumor spesifik dengan empat nilai klasifikasi menggunakan SVM multi-kelas. Pada n-SVM dan c-SVM lebih cocok untuk klasifikasi kelas Astrocytoma yang menggunakan kernel RBF dan c-SVM menggunakan kernel polynomial. Hasil yang diperoleh 85% untuk jenis tumor otak dan 78,26% untuk klasifikasi tingkat tumor otak. Pada penelitian [7] ini membahas tentang sistem computer dapat membantu algoritma untuk mendeteksi dan mendiagnosa tumor otak yang dikembangkan oleh ahli radiologi untuk memberikan diagnosis terhadap penyakit otak. Pada penelitian [8] menunjukkan bahwa jaringan ridge polynomial memiliki kemampuan yang baik dalam memprediksi estimasi biaya perangkat lunak, menggunakan arsitektur unit neuron jaringan pi-sigma dua. Dan pada penelitian [9] melakukan penggabungan antara variabel metrik algoritma optimasi chaos dan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma backpropagation digunakan untuk pengenalan pola datar. Berdasarkan permasalahan di atas, maka peneliti ingin menerapkan *ridge polynomial neural network* untuk mencegah penyakit kanker otak.

2. METODE PENELITIAN

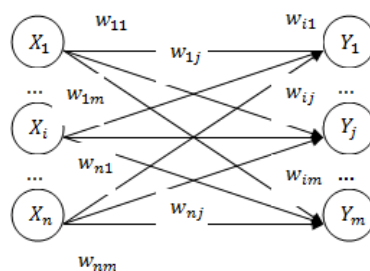
2.1 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan menurut fausett (1994) adalah sistem pengolah informasi yang mempunyai karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi, yaitu jaringan syaraf pada otak manusia. Karakteristik dari jaringan syaraf tiruan ditentukan oleh beberapa hal, yaitu

1. Arsitektur, merupakan bentuk pola hubungan antara neuron-neuronnya.
2. Learning algorithm (algoritma untuk proses belajar), merupakan metode yang digunakan untuk menentukan bobot dari hubungannya.
3. Fungsi aktivasi, merupakan fungsi untuk menghasilkan output.

Hubungan antar neuron dalam jaringan syaraf mengikuti pola tertentu tergantung pada asitektur jaringan syarafnya. Pada dasarnya ada 3 macam arsitektur jaringan sayaraf tiruan menurut Ratnawati (2008), yaitu :

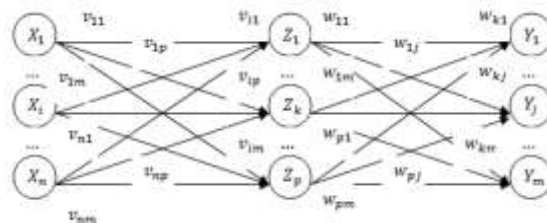
- a. Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal (*single layer net*) Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima input kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi output tanpa harus melalui lapisan tersembunyi. Dengan kata lain, ciri-ciri dari arsitektur jaringan syaraf dengan lapisan tunggal adalah hanya terdiri dari lapisan input dan satu lapisan output, tanpa lapisan tersembunyi. Gambar 1 merupakan salah satu contoh arsitektur jaringan syaraf dengan lapisan tunggal.



Gambar 1. Arsitektur jaringan syaraf dengan lapisan tunggal

b. Jaringan syaraf dengan banyak lapisan (multilayer net)

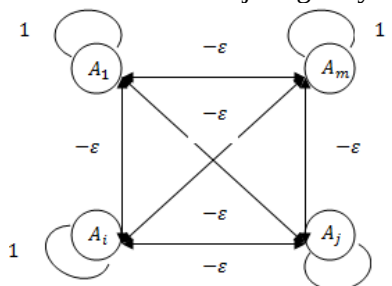
Jaringan dengan banyak lapisan memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak diantara lapisan input dan lapisan output (memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi). Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit. Gambar 2 merupakan salah satu contoh arsitektur jaringan syaraf dengan banyak lapisan.



Gambar 2. Arsitektur jaringan syaraf dengan banyak lapisan

c. Jaringan syaraf dengan lapisan kompetitif (*competitive layer net*)

Arsitektur ini memiliki bentuk yang berbeda, dimana anta neuron dapat saling dihubungkan. Gambar 3 merupakan salah satu contoh arsitektur jaringan syaraf dengan lapisan kompetitif



Gambar 3. Arsitektur jaringan syaraf dengan lapisan kompetitif

2.2 Ridge Polynomial Neural Network (RPNN)

Teorema 1.1 Setiap polynomial multivariate dapat digambarkan sebagai ridge polynomial.

$$p(x) = \sum_{j=0}^k \sum_{m=1}^{n_j} c_{jm} x^{i_{jm}} \Leftrightarrow p(x) = \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^f ((x, w_{ji}) + w_{ji}) \quad (1)$$

Jaringan ridge polynomial adalah generalisasi dari jaringan pi-sigma yang menggunakan bentuk khusus dari ridge polynomial [9].

Untuk $x = [x_1 \dots x_n]^T$ dan $w = [w_1 \dots w_n]^T \in R^n$,

$$\text{diberikan } (x, w) = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (2)$$

(x, w) didefinisikan sebagai *inner product* antara dua definisi vektor.

Definisi 1.1 Diberikan himpunan compact $K \subset \mathbb{R}^d$, semua fungsi didefinisikan pada K dengan bentuk, $f((\cdot, w)): K \rightarrow \mathbb{R}$, dimana $w \in \mathbb{R}^d$ dan $f(\cdot): \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ adalah kontinu, disebut fungsi ridge.

Ridge polynomial adalah fungsi ridge yang dapat digambarkan sebagai :
$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J a_{ij} \langle x, w_{ij} \rangle^j \quad (3)$$
 untuk beberapa $a_{ij} \in \mathbb{R}$ dan $\langle x, w_{ij} \rangle \in \mathbb{R}^d$.

Sebuah teorema ditampilkan menyatakan setiap polynomial multivariate dapat digambarkan dalam istilah ridge polynomial, dan dapat direalisasikan dengan jaringan ridge polynomial yang disesuaikan (Teorema 3.1)

Jaringan ridge polynomial memiliki kemampuan pemetaan yang bagus didalam artinya bahwa setiap fungsi kontinu pada himpunan compact di $\mathbb{R}^d$ dapat diaproksimasi secara merata dengan jaringan (Teorema 1.1).

Teorema 1.2 Setiap fungsi kontinu pada himpunan compact di $\mathbb{R}^d$ dapat diaproksimasi secara merata dengan jaringan ridge polynomial.

Jadi, sebuah fungsi yang tidak diketahui f didefinisikan pada himpunan compact $K \subset \mathbb{R}^d$ dapat diaproksimasi dengan jaringan ridge polynomial seperti berikut :

$$f(x) \approx ((x, w_{11}) + w_{11}) + ((x, w_{21}) + w_{21}) \cdot ((x, w_{22}) + w_{22}) + \dots + ((x, w_{j1}) + w_{j1}) \dots ((x, w_{jN}) + w_{jN}) \quad (4)$$

dimana setiap perkalian diperoleh sebagai output dari jaringan pi-sigma dengan unit output.

2.3 Persamaan output jaringan ridge polynomial

Persamaan output jaringan ridge polynomial yang mengacu dari (Gupta dkk, 2003) dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$y = \theta \left(\sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^J ((x, w_{ij}) + \theta_{ji}) \right) \text{ atau } y = f \left(\sum_{j=1}^J \prod_{i=1}^N (w_{ij} x_i + \theta_{ji}) \right) \quad (5)$$

Dimana :

j adalah jumlah PSN dari 1 sampai N ,

i adalah banyaknya order di PSN dari i sampai j ,

k adalah jumlah input dari 1 sampai n ,

w_{ijk} adalah bobot yang diperbaharui dari input x_k ke PSN order ke- i dari PSN ke- j .

$f(x)$ adalah fungsi aktivasi nonlinear.

Dimisalkan pada contoh jaringan ridge polynomial dengan order $N = 2$, jumlah input $n = 5$

$$y = \sum_{j=1}^2 \prod_{i=1}^j \left(\sum_{k=1}^5 w_{ijk} x_k + \theta_{ji} \right) \quad (6)$$

2.4 Algoritma pelatihan jaringan ridge polynomial

Algoritma pelatihan jaringan ridge polynomial pada dasarnya terdiri dari 5 tahapan (Ghazali dkk. 2008) yaitu:

1. Mulai dengan RPN order 1, yang mana memiliki satu unit PSN order pertama.
2. Melakukan pelatihan dan update bobot secara asinkronus setelah setiap pola pelatihan.
3. Ketika error dari PSN yang diamati berubah, dibawah error standart r , yaitu $\left| \frac{e_c - e_p}{e_p} \right| < r$, maka PSN order lebih tinggi ditambahkan. Catatan bahwa e_c adalah MSE untuk iterasi saat ini dan e_p adalah MSE untuk iterasi sebelumnya.
4. Error target r dan learning rate n dibagi dengan faktor penurunan.
5. Jaringan diperbaharui melakukan siklus pembelajaran (ulangi langkah 2 sampai 4) sampai jumlah unit PSN yang diinginkan tercapai atau jumlah iterasi maksimum tercapai.

Pelatihan jaringan ridge polynomial :

Langkah 1 : Menambah jaringan pi-sigma. Jika jumlah neuron jaringan pi-sigma belum terpenuhi sampai yang diinginkan, lakukan langkah 2 – 10.

Langkah 2 : Inisialisasi bobot dan bias. Bobot dan bias diperoleh dari perhitungan algoritma optimasi chaos yang sebelumnya sudah dihitung.

Langkah 3 : Jika kondisi STOP yaitu belum mencapai eror yang diinginkan atau maksimum iterasi terpenuhi, lakukan langkah 4 – 9.

Langkah 4 : Untuk setiap pola data, lakukan langkah 5 – 8.

Langkah 5 : Menerima sinyal input dari pola data

Langkah 6 : Menghitung output jaringan pi-sigma

$$h_j = \sum_k w_{kj} x_k + \theta_j \quad \text{dan} \quad v_{out} = f\left(\prod_i h_j\right) \quad (7)$$

Langkah 7 : Menghitung delta bobot jaringan pi-sigma dengan persamaan berikut :

$$\delta_i = \eta(d - y) \prod_{z=i}^j h_z \quad \Delta w_{kl} = \delta_i x_k \quad \text{dan} \quad \Delta w_{0l} = \delta_l \quad (8)$$

Langkah 8 : Memperbarui bobot dan bias $w_{kl}(\text{baru}) = w_{kl}(\text{lama}) + \Delta w_{kl}$ (9)

Langkah 9 : Memeriksa kondisi STOP Untuk memeriksa kondisi, digunakan kriteria MSE (Mean Square Error) berikut :

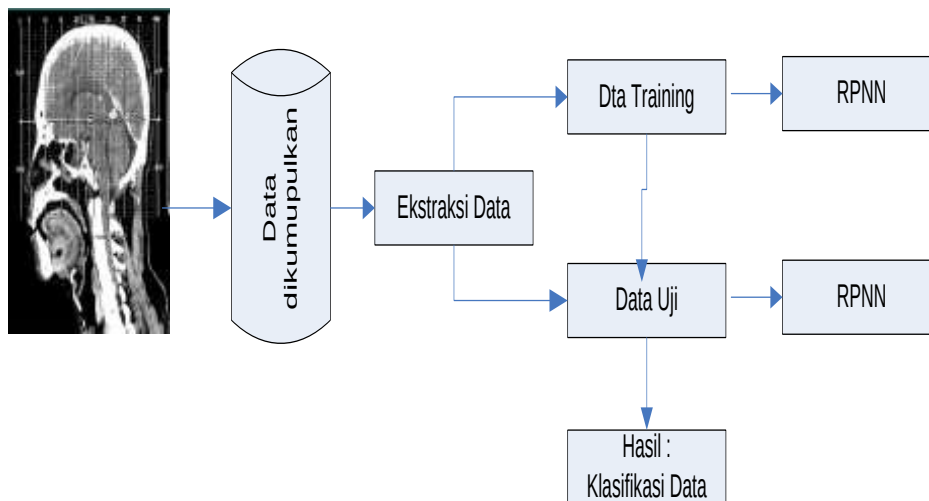
$$e^2 = \frac{1}{2 * p} \sum_p (d^p - y^p)^2 \quad (10)$$

Langkah 10 : Menghitung output jaringan ridge polynomial. Menghitung persamaan output jaringan *ridge polynomial* dengan persamaan (10)

$$y_{RPNN} = \sum_{j=1}^N \prod_{l=1}^J \left(\sum_{k=1}^n w_{ljk} x_k + \theta_{jl} \right) \quad (11)$$

2.5 Deskripsi Sistem

Secara umum sistem yang akan dibuat dalam penelitian ini adalah penerapan *ridge polynomial neural network* untuk mencegah penyakit kanker otak. Sistem *flowchart* yang dibangun pada penelitian ini tampak pada Gambar 4.

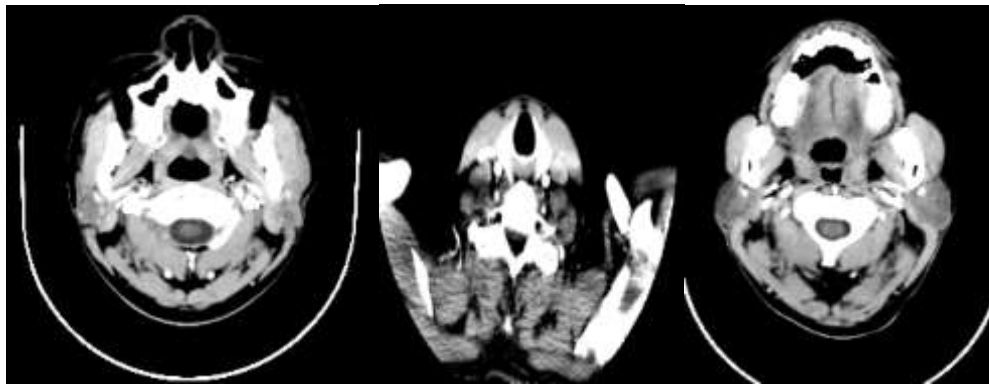


Gambar 4. Flowchart Sistem Yang Dibangun

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk penerapan *ridge polynomial neural network* untuk mencegah penyakit kanker otak secara detail dan akurat sehingga dapat mengurangi resiko kematian pada pria maupun wanita. Dalam hal ini menggunakan CT Scan 128 dengan data pasien tiga puluh yang menggunakan proses pengolahan citra yang dimulai dari cropping yang bertujuan untuk mengambil

bagian yang diperlukan pada Gambar 5 menjelaskan tentang lokasi kanker otak dan Gambar 6 menjelaskan hasil crop kanker otak.



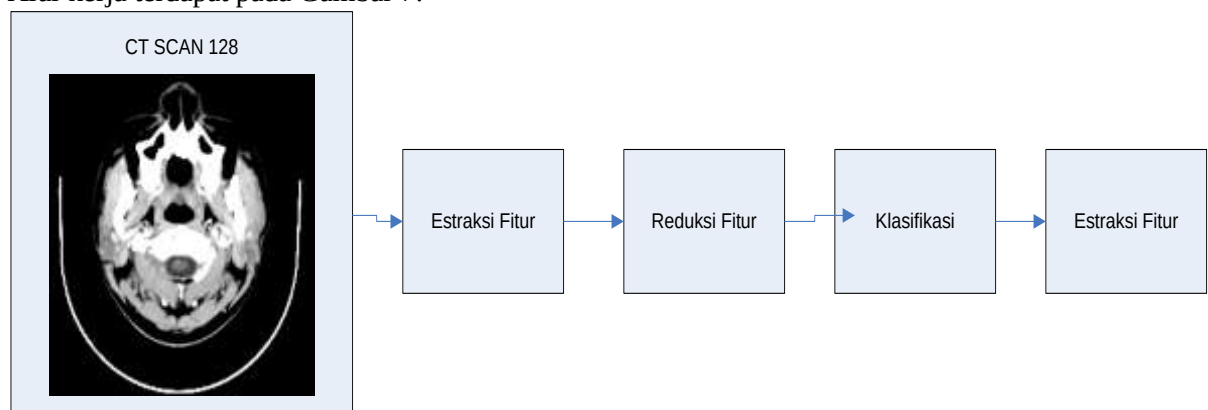
Gambar 5. Lokasi kanker otak



Gambar 6. Hasil crop kanker otak

5.1 Alur Kerja CT-Scan 128

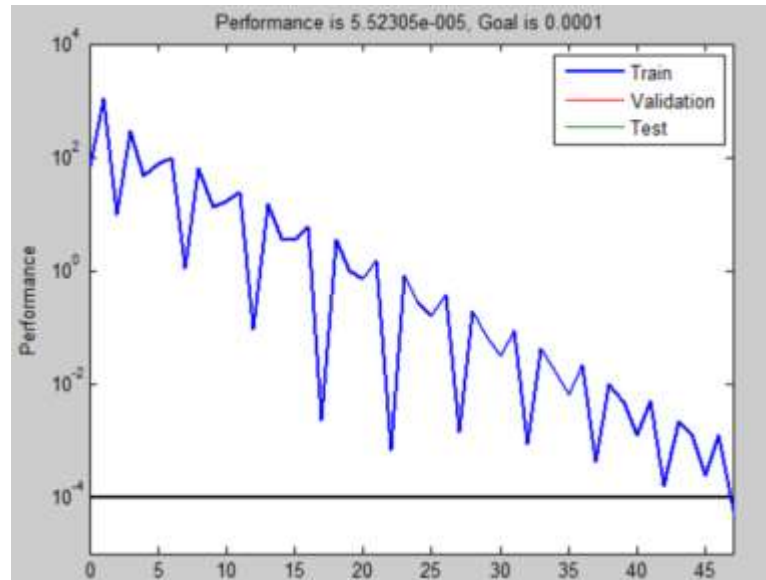
Alur kerja terdapat pada Gambar 7.



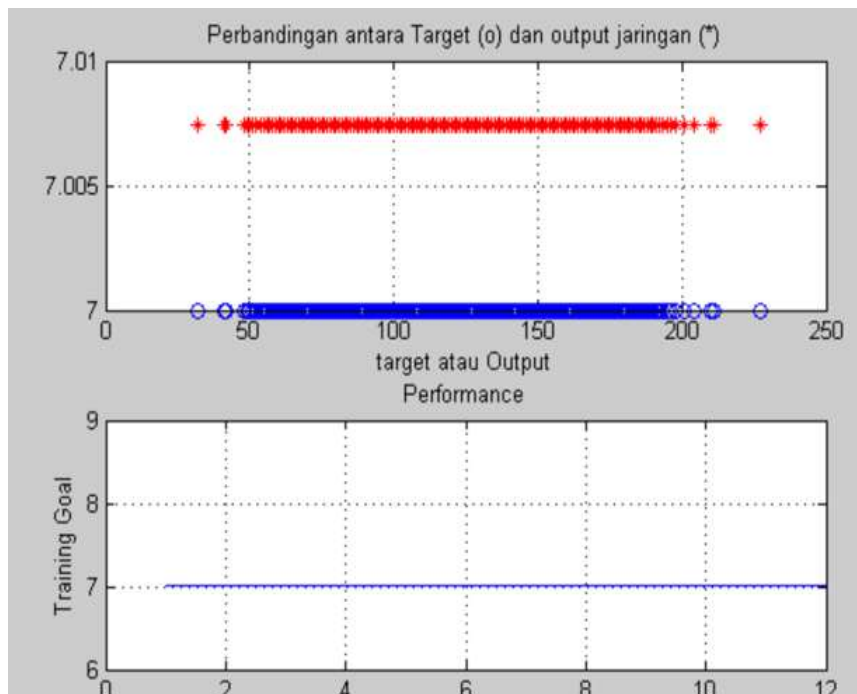
Gambar 7. Alur kerja CT-Scan 128

Langkah yang sudah dilakukan adalah gambar *CT-Scan* 128 melakukan ekstraksi fitur yang gunanya untuk memisahkan kanker otak yang terdapat didalam bagian kepala, setelah itu

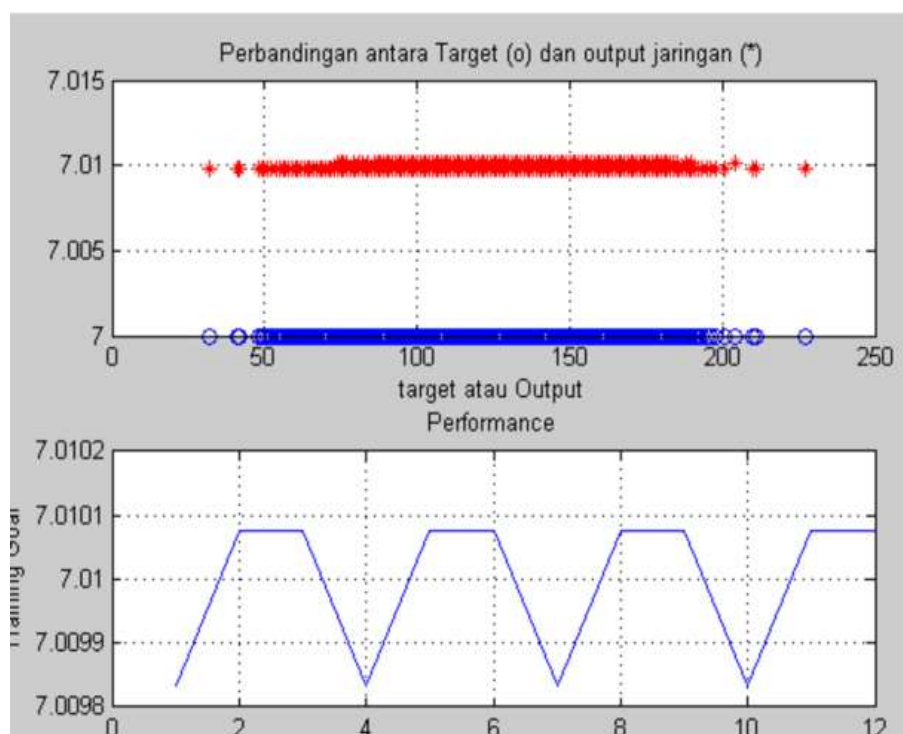
melakukan reduksi untuk melihat hasil noise agar dapat menormalkan gangguan yang terjadi dan klasifikasi. Dimisalkan pada klasifikasi yang terdeteksi diberikan nilai data target=7, yang tidak terdeteksi diberikan nilai > 7 dan nilai < 7 . Gambar 8 menunjukkan tentang kinerja dari saraf tiruan dalam memperbaiki kesalahan (*error*) sedangkan, Gambar 9 menjelaskan tentang hasil proses *ridge polynomial neural network* dan Gambar 10 menunjukkan tentang data target = 7 dengan memberikan data kesalahan = 0,001. Yang terdeteksi = 7 dan tidak terdeteksi = $7 - 0,001 = 6,999$ atau tidak terdeteksi = $7 + 0,001 = 7,001$.



Gambar 8



Gambar 9



Gambar 10

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil uji untuk tahun pertama adalah *ridge polynomial neural network* mengenali pola pada kanker otak pada image *CT-Scan* 128 dengan tingkat keberhasilan 95 %.

5. SARAN

Dari hasil kesimpulan yang diberikan, maka saran yang perlu dilakukan adalah sebagai berikut :

1. Pada penelitian berikutnya dapat menggunakan revolusi industri 4.0 dalam membantu masyarakat untuk deteksi dini penyakit kanker otak pada RSUP Haji Adam Malik Medan
2. Penelitian ini bisa diterapkan pada embedded system
3. Penelitian ini dapat menggunakan metode pada jaringan saraf tiruan sebagai model optimasi

UCAPAN TERIMA KASIH

Saya mengucapkan terima kasih kepada pihak, yaitu :

1. Pihak Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi.
2. Pihak instalasi radiologi di RSUP Haji Adam Malik, khususnya kepada Ibu dr Elvita R Daulay, M.Ked (Rad), Sp Rad (K) sebagai Kepala Instalasi Radiologi dan Bp Bambang Kustoyo, S.ST, M.Kes sebagai koordinator Pelayanan Radiologi.
3. Pihak program studi ilmu komputer FASILKOM Universitas Sumatera Utara
4. Pihak kampus Universitas Sari Mutiara Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Bala Maalinii and A. Jatti, "Brain Tumour Extraction using Morphological Reconstruction and Thresholding," *Mater. Today Proc.*, vol. 5, no. 4, Part 3, pp. 10689–10696, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.12.350>.
- [2] L. Pessoa, "A Network Model of the Emotional Brain," *Trends Cogn. Sci.*, vol. 21, no. 5, pp. 357–371, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.tics.2017.03.002>.
- [3] L. Han and C. Jiang, "Evolution of blood–brain barrier in brain diseases and related systemic nanoscale brain-targeting drug delivery strategies," *Acta Pharm. Sin. B*, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apsb.2020.11.023>.
- [4] Z. Indra and Y. Jusman, "Performance of GLCM Algorithm for Extracting Features to Differentiate Normal and Abnormal Brain Images," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1082, no. 1, p. 012011, 2021, doi: [10.1088/1757-899x/1082/1/012011](https://doi.org/10.1088/1757-899x/1082/1/012011).
- [5] H. I. Chen, H. Song, and G. li Ming, "Applications of Human Brain Organoids to Clinical Problems," *Dev. Dyn.*, vol. 248, no. 1, pp. 53–64, 2019, doi: [10.1002/dvdy.24662](https://doi.org/10.1002/dvdy.24662).
- [6] D. Ricard, A. Idhah, F. Ducray, M. Lahutte, K. Hoang-Xuan, and J.-Y. Delattre, "Primary brain tumours in adults," *Lancet*, vol. 379, no. 9830, pp. 1984–1996, 2012, doi: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(11\)61346-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(11)61346-9).
- [7] E. Bianchi, G. Erba, E. Beghi, and G. Giussani, "Self-reporting versus clinical scrutiny: the value of adding questionnaires to the routine evaluation of seizure disorders. An exploratory study on the differential diagnosis between epilepsy and psychogenic nonepileptic seizures," *Epilepsy Behav.*, vol. 90, pp. 191–196, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.yebeh.2018.11.040>.
- [8] T. L. Byrd, J. Calderón-Mora, R. Salaiz, and N. K. Shokar, "Barriers and Facilitators to Colorectal Cancer Screening Within a Hispanic Population," *Hisp. Heal. Care Int.*, vol. 17, no. 1, pp. 23–29, 2019, doi: [10.1177/1540415318818982](https://doi.org/10.1177/1540415318818982).
- [9] Z. Cheng, J. Wen, G. Huang, and J. Yan, "Applications of artificial intelligence in nuclear medicine image generation," *Quant. Imaging Med. Surg.*, vol. 11, no. 6, pp. 2792–2822, 2021, doi: [10.21037/qims-20-1078](https://doi.org/10.21037/qims-20-1078).
- [10] E. Huynh *et al.*, "Artificial intelligence in radiation oncology," *Nat. Rev. Clin. Oncol.*, vol. 17, no. 12, pp. 771–781, 2020, doi: [10.1038/s41571-020-0417-8](https://doi.org/10.1038/s41571-020-0417-8).
- [11] G. S. Tandel *et al.*, "A review on a deep learning perspective in brain cancer classification," *Cancers (Basel)*, vol. 11, no. 1, 2019, doi: [10.3390/cancers11010111](https://doi.org/10.3390/cancers11010111).
- [12] Al-Khowarizmi and Suherman, "Classification of Skin Cancer Images by Applying Simple Evolving Connectionist System," *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 10, no. 2, pp. 421–429, 2021, doi: [10.11591/ijai.v10.i2.pp421-429](https://doi.org/10.11591/ijai.v10.i2.pp421-429).
- [13] E. B. Nababan, M. Iqbal, and R. F. Rahmat, "Breast cancer identification on digital mammogram using Evolving Connectionist Systems," in *2016 International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, 2016, pp. 132–136, doi: [10.1109/IAC.2016.7905703](https://doi.org/10.1109/IAC.2016.7905703).
- [14] D. M. Joshi, N. K. Rana, and V. M. Misra, "Classification of Brain Cancer using Artificial Neural Network," in *2010 2nd International Conference on Electronic Computer Technology*, 2010, pp. 112–116, doi: [10.1109/ICECTECH.2010.5479975](https://doi.org/10.1109/ICECTECH.2010.5479975).
- [15] M. S. Kalas, "An Artificial Neural Network for Detection of Biological Early Brain

- Cancer,” *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 1, no. 6, pp. 18–23, 2010, doi: 10.5120/148-269.
- [16] S. A. Abdelaziz Ismael, A. Mohammed, and H. Hefny, “An enhanced deep learning approach for brain cancer MRI images classification using residual networks,” *Artif. Intell. Med.*, vol. 102, p. 101779, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2019.101779>.
- [17] Muhathir and Al-Khowarizmi, “Measuring the Accuracy of SVM with Varying Kernel Function for Classification of Indonesian Wayang on Images,” in *2020 International Conference on Decision Aid Sciences and Application (DASA)*, 2020, pp. 1190–1196, doi: 10.1109/DASA51403.2020.9317197.
- [18] M. Oloko-Oba and S. Viriri, *Diagnosing Tuberculosis Using Deep Convolutional Neural Network*. Springer International Publishing, 2017.
- [19] M. E. Al Khowarizmi, Rahmad Syah, Mahyuddin K. M. Nasution, “Sensitivity of MAPE using detection rate for big data forecasting crude palm oil on k-nearest neighbor,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 11, no. 3, pp. 2696–2703, 2021, doi: 10.11591/ijece.v11i3.pp2696-2703.
- [20] Q. Fan, J. Peng, H. Li, and S. Lin, “Convergence of a Gradient-Based Learning Algorithm With Penalty for Ridge Polynomial Neural Networks,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 28742–28752, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3048235.
- [21] R. Y. Dillak, G. C. Manulanga, and J. L. Lalandos, “Early warning system for cervical cancer diagnosis using ridge polynomial neural network and chaos optimization algorithm,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 96, no. 7, pp. 1989–1998, 2018.
- [22] D. Al-Jumeily, R. Ghazali, and A. Hussain, “Predicting physical time series using dynamic ridge polynomial neural networks,” *PLoS One*, vol. 9, no. 8, pp. 1–15, 2014, doi: 10.1371/journal.pone.0105766.
- [23] W. Waheeb, R. Ghazali, and A. J. Hussain, “Dynamic ridge polynomial neural network with Lyapunov function for time series forecasting,” *Appl. Intell.*, vol. 48, no. 7, pp. 1721–1738, 2018, doi: 10.1007/s10489-017-1036-7.
- [24] W. Waheeb, R. Ghazali, and T. Herawan, “Ridge polynomial neural network with error feedback for time series forecasting,” *PLoS One*, vol. 11, no. 12, pp. 1–34, 2016, doi: 10.1371/journal.pone.0167248.