

Identifikasi Tuberkulosis Paru Berdasarkan Foto Sinar-X Thorax Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Qahtan Said¹, Iin Ernawati², Mayanda Mega santoni³

Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jakarta

Jl. RS. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta Selatan, 12450, Indonesia.

email : qahtansaidmartak@gmail.com¹, iinernawati@upnvj.ac.id², megasantoni@upnvj.ac.id³

Abstrak— Pengobatan TB tidaklah mudah, pendiagnosaan TB membutuhkan ketelitian yang tinggi. Penelitian ini bertujuan untuk melihat perbandingan performa dari GLCM, Gabor Filter dan gabungan dalam mengidentifikasi tuberkulosis paru dengan metode pengolahan citra digital yang terdiri dari beberapa tahap. Tahapan-tahapan tersebut dimulai dengan mengumpulkan citra Sinar-X paru dari bank data NLM sebanyak 662 citra lalu dilakukan pemilihan citra yang berhasil tersegmentasi saja, yaitu sebanyak 558 citra. Kemudian citra masukan tersebut akan dilakukan peningkatan kualitas citra, segmentasi, ekstraksi RoI, ekstraksi fitur tekstur GLCM dan Gabor Filter, lalu mengklasifikasikan citra dengan dua kelas yaitu : tuberkulosis dan normal menggunakan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation Levenberg Marquardt*. Setelah dilakukan uji performa dengan beberapa percobaan, performa terbaik didapat dengan menggunakan ekstraksi ciri fitur GLCM + Gabor Filter (gabungan) dengan rata-rata *accuracy* sebesar 84.82%, *precision* sebesar 86.13%, dan *recall* sebesar 83.48%. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi para peneliti lain untuk menentukan model pengidentifikasian TB paru yang tepat.

Kata Kunci : *Backpropagation*, GLCM, *Gabor Filter*, Tuberkulosis

1. Pendahuluan

Tuberkulosis atau disingkat TB adalah penyakit yang disebabkan oleh *Mycobacterium Tuberculosis*. Bakteri ini dapat menyerang beberapa organ tubuh seperti : tulang, usus, kelenjar, dan terutama paru-paru. Tuberkulosis ditularkan melalui udara. Pada tahun 2016 Indonesia merupakan salah satu dari lima negara dengan kasus TB tertinggi [6]. Pada tahun 2017 jumlah kasus TB sebanyak 420.994 kasus dengan laki-laki 1,4 kali lebih banyak dikarenakan banyaknya perokok adalah lelaki. 2.5% pasien TB pada tahun 2017 meninggal dunia dan sebanyak 5.4% hilang dari pengamatan [3]. Pengobatan penyakit TB yang disebabkan oleh *Mycobacterium Tuberculosis* tidaklah mudah, penderita yang masih sensitif *Drug Sensitive-Tuberculosis* (DS-TB) membutuhkan kombinasi obat yang terdiri atas 4-5 jenis obat selama 6 bulan atau lebih [6]. Pengolahan citra digital memerlukan kombinasi yang tepat, baik dalam teknik pra-proses, metode ekstraksi ciri, klasifikator, dan metode pembagian data yang diterapkan sehingga diperlukan analisa terhadap metode-metode yang digunakan, seperti perbandingan dari ekstraksi ciri, fungsi aktivasi, jumlah *neuron*, dan teknik pembagian data. Penelitian ini akan berfokus pada penyakit tuberkulosis yang menginfeksi bagian paru-paru berdasarkan foto sinar-X *thorax* melalui pendekatan komputer, yaitu pengolahan citra digital.

Citra atau gambar atau foto memiliki informasi yang ada didalamnya, informasi tersebut akan mudah didapat jika kualitas dari gambar bagus dan mudah dipahami oleh manusia bahkan mesin [2]. Untuk melakukan hal tersebut dilakukanlah pengolahan citra digital menggunakan komputer yang berfungsi untuk : Memperbaiki citra (*Image Enhancement*), Mengurangi ukuran citra (*Image compression*), Memulihkan citra ke kondisi awal (*Image Restoration*) dan Mencari ciri khas dari citra (*Feature extraction*).

Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) merupakan salah satu cara untuk mengekstrak fitur tekstur. Fungsi GLCM mencirikan tekstur gambar dengan menghitung seberapa sering pasangan piksel dengan nilai-nilai spesifik dan dalam hubungan spasial tertentu terjadi dalam gambar. Matriks GLCM adalah matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antarpiksel dalam citra pada berbagai arah orientasi θ dan jarak spasial d . GLCM merupakan cara untuk mengekstraksi statistik sebaran kedua dari fitur tekstur. sebaran statistik ketiga dan seterusnya masih belum mungkin untuk diimplementasikan, dikarenakan lamanya kalkulasi. [5]. Gabor Filter merupakan metode lain selain GLCM yang dapat digunakan untuk mengekstrak ciri tekstur terhadap citra. Transformasi Gabor Filter merupakan pendekatan multiresolusi yang baik dalam mewakili tekstur [4]. Ekstraksi ciri orde pertama memanfaatkan statistik dari histogram pada citra. dengan ini dapat dihitung besaran statistik

seperti berikut : *mean, variance, skewness, curtosis, entropy*, dan standar deviasi [1]. Ekstraksi ciri orde pertama digunakan untuk mengekstrak ciri fitur dari *magnitude* yang dihasilkan dari ciri *Gabor Filter*.

Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* merupakan *multilayer feedforward network*. Jaringan ini terdiri dari *input layer, hidden layer, dan output layer*. Sinyal *input* dipropagasikan ke arah depan *forward*. *Error backpropagation* adalah MLPs yang menggunakan prinsip *supervised learning*. Propagasi balik atau *backward* terjadi jika jaringan menghasilkan *output* yang memiliki *error* [10].

Proses yang dilakukan adalah dengan melakukan klasifikasi menggunakan algoritma jaringan syaraf tiruan *backpropagation* pada citra sinar-X *thorax* yang telah melalui beberapa proses yaitu : praproses citra, segmentasi citra, dan ekstraksi ciri fitur. Hasil akhir dari penelitian ini adalah perbandingan performa dari ekstraksi fitur GLCM, Gabor Filter dan GLCM + *Gabor Filter* (gabungan) menggunakan beberapa eksperimen dengan tiga macam fungsi aktivasi, tiga jumlah neuron yang berbeda dan dua jumlah *fold cross validation*. Penelitian ini diharapkan dapat membantu peneliti lain untuk memilih model yang tepat dalam pengidentifikasi TB paru menggunakan pengolahan citra digital sehingga kedepannya dapat membantu ahli medis.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini terdiri dari tahapan yaitu identifikasi masalah, studi literatur, pengambilan data, pengolahan citra, pengujian, dan evaluasi.

2.1. Identifikasi Masalah

Pada penelitian ini, permasalahannya adalah pendiagnosis manual TB paru memakan waktu, rentan terhadap *human error*, dan bergantung terhadap ahli.

2.2. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan setelah mengidentifikasi masalah untuk mendapatkan informasi untuk memecahkan masalah, dari studi literatur yang telah dilakukan, ditemukan suatu solusi yaitu suatu sistem otomatis yang dapat membantu para ahli untuk mengidentifikasi TB paru yaitu pengolahan citra digital.

2.3. Pengambilan Data

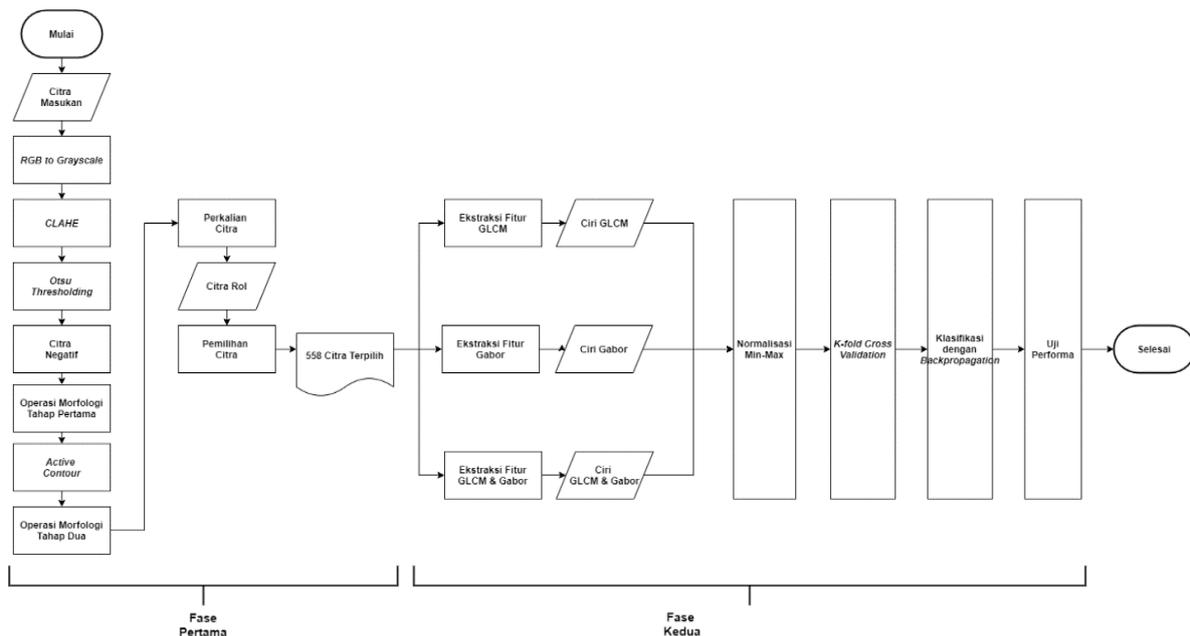
Penelitian ini menggunakan data sekunder yang didapat dari *National Library of Medicine* (NLM) yaitu *ChinaSet* yang terdiri dari 336 TB dan 326 normal foto sinar-X *thorax* berdimensi rata-rata sebesar 3000x3000 pixel berformat .png

Tabel 1. Tabel foto sinar-X *Thorax*

Tipe	Normal	TB
Citra		
Nama File	CHNCXR_0001_0.png	CHNCXR_0327_1.png
Catatan Medis	male 45yrs normal	male 28yrs STB

2.4. Perancangan Model

Setelah data yang diperlukan terkumpul, penulis membuat model untuk mengklasifikasikan foto sinar-X tersebut. Secara keseluruhan terdapat empat tahapan yaitu : praproses, segmentasi, dua metode ekstraksi ciri (GLCM, *Gabor Filter*), dan klasifikasi citra. Diagram alir model yang diterapkan dapat dilihat pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Perancangan model

2.5. Pengujian

Setelah pembuatan program selesai, program akan dijalankan dengan melakukan beberapa eksperimen, yaitu dengan menggunakan fungsi aktivasi, jumlah *neuron* dan jumlah *fold* yang berbeda.

2.6. Evaluasi

Evaluasi bertujuan untuk menilai performa yang dihasilkan dari tiap metode ekstraksi fitur, fungsi aktivasi, jumlah *neuron*, dan jumlah *fold* yang digunakan dengan algoritma *backpropagation* dalam membedakan tuberkulosis paru dan normal pada citra sinar-X *thorax* menggunakan *confusion matrix*.

3. Pembahasan

3.1. Praproses Citra

Sebelum melakukan ekstraksi fitur pada citra dilakukan praproses terlebih dahulu, hal ini dilakukan untuk menghilangkan *noise* pada citra. Proses praproses dibantu dengan menggunakan *image processing toolbox* MATLAB R2017a.

1) Perbaikan Citra

a. Mengubah dimensi citra

Perubahan dimensi citra dilakukan dari citra RGB menjadi citra *grayscale* menggunakan *function* `'rgb2gray(citra_masukan)'`.

b. Meningkatkan kontras citra (CLAHE)

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization merupakan salah satu teknik peningkatan kontras citra yang sering digunakan dalam bidang medis. CLAHE membagi citra kedalam area-area yang lebih kecil dan menerapkan HE terhadap area tersebut, didapat dengan menggunakan *function* `'adaphisteq(citra_grey)'`. Dengan ini citra akan terlihat lebih kontras dengan nilai *grayscale* pada area tertentu.

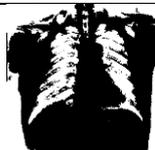
Tabel 2. Hasil operasi CLAHE

No	Citra Grayscale	Citra CLAHE
1		

1) Segmentasi Citra

Segmentasi dilakukan untuk mendapatkan *foreground* dan *background* terhadap citra, dimana *foreground* merupakan objek yang ingin diamati. Metode segmentasi yang digunakan adalah Otsu *thresholding* dengan menggunakan *function* '*imbinarize(citra_clahe)*'. Setelah fungsi tersebut dijalankan, akan dihasilkan citra biner berupa 1 (*foreground*) dan 0 (*background*).

Tabel 3. Hasil operasi Otsu

No	Citra CLAHE	Citra Otsu
1		

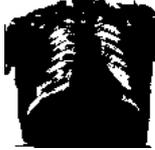
2) Morfologi

Proses morfologi dilakukan karena hasil dari segmentasi citra masih kurang baik, objek yang diinginkan yaitu paru-paru masih menyatu dengan objek lain, sehingga perlu dilakukan beberapa operasi morfologi yaitu.

a. Erosi

Erosi dilakukan untuk mengikis objek, didapat dengan menggunakan *function* '*imerode(citra_biner, RE)*', dimana '*RE = strel('disk',12)*'. Perintah ini akan membuat *structure element* berbentuk disk berukuran 12 pixel.

Tabel 4. Hasil operasi erosi

No	Sebelum	Sesudah
1		

b. Menghapus objek yang menyentuh tepi citra

Penghapusan objek yang menyentuh tepi citra dilakukan dengan *function* '*imclearborder(citra_erosi)*'. *Function* ini akan mengubah kelompok pixel yang bernilai 1 menjadi 0 jika bersentuhan dengan tepi citra.

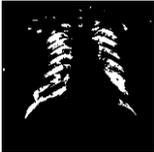
Tabel 5. Hasil operasi *imclearborder*

No	Sebelum	Sesudah
1		

c. Menghapus objek yang ditentukan

Penghapusan objek yang ditentukan dilakukan dengan *function* `'bwareaopen(citra_clearborder,2000)'`, perintah tersebut akan mengubah kelompok pixel bernilai 1 menjadi 0 yang memiliki ukuran ≤ 2000 pixel.

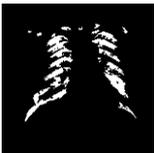
Tabel 6. Hasil penghapusan objek yang ditentukan

No	Sebelum	Sesudah
1		

d. Opening

Melakukan operasi morfologi opening dengan `'imopen(citra_area,RE3)'`. Dimana `'RE3 = strel('disk',2)'`.

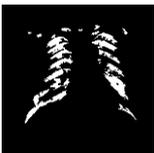
Tabel 7. Hasil operasi *opening*

No	Sebelum	Sesudah
1		

e. Closing

Melakukan operasi morfologi *closing* dengan `'imclose(citra_open,RE)'`. Dimana `'RE = strel('disk',12)'`.

Tabel 8. Hasil operasi *closing*

No	Sebelum	Sesudah
1		

f. Dilasi.

Melakukan operasi morfologi dilasi dengan `'imdilate(citra_close,RE2)'`. Dimana `'RE2 = strel('square',130)'`.

Tabel 9. Hasil operasi dilasi

No	Sebelum	Sesudah
1		

g. Mengisi objek berlubang

Mengisi objek yang berlubang dengan `'imfill(citra_dilasi,'holes)'`.

Tabel 10. Hasil operasi pengisian objek yang berlubang

No	Sebelum	Sesudah
1		

h. Contouring

Contouring merupakan salah satu teknik segmentasi, segmentasi dilakukan ulang dengan *contouring chan-vase*, dikarenakan hasil *contouring* dapat mendekati batasan dari suatu objek lebih baik. *Contouring* didapat dengan function '*activecontour(citra_clahe,citra_infill)*'.

Tabel 11. Hasil operasi *contouring*

No	Sebelum	Sesudah
1		

i. Mengambil dua objek terbesar

Pengambilan dua objek terbesar dilakukan untuk mendapatkan bagian paru-paru dengan menggunakan function '*bwareafilt(citra_contour,2)*'.

Tabel 12. Hasil operasi *bwareafilt*

No	Sebelum	Sesudah
1		

j. Mengisi objek berlubang

Tabel 13. Hasil operasi pengisian objek berubang tahap-2

No	Sebelum	Sesudah
1		

3) Region of Interest

Region of interest sesuai dengan namanya, yang berarti area yang diminati merupakan proses segmentasi citra pada *digital image processing* bertujuan untuk memisahkan *foreground* (nilai pixel 1) dan *background* (nilai pixel 0), hal ini dilakukan agar *foreground* mudah dianalisa. RoI juga diminati oleh para peneliti untuk mensegmentasi citra digital [7]. Dengan RoI, ekstraksi fitur terhadap citra dapat berfokus terhadap objek yang diinginkan, sehingga mendapatkan hasil yang lebih baik. RoI didapat dengan melakukan perkalian citra segmentasi dengan citra CLAHE yaitu '*citra_clahe(~citra_segmentasi) = 0*'.

Tabel 14. Hasil operasi RoI

No	Citra Segmentasi	Citra RoI
1		

4) Resizing Citra

Resizing dilakukan menjadi 512x512 menggunakan *function* ‘*imresize(citra_clahe,[512 512])*’. Hal ini dilakukan dikarenakan dataset citra memiliki dimensi yang cukup besar dan tidak sama, yaitu rata-rata sekitar 3000x3000 pixel, hal ini dapat menyebabkan proses ekstraksi fitur menjadi lambat.

5) Pemilihan Citra

Pemilihan citra dilakukan secara *manual* untuk menseleksi citra yang gagal tersegmentasi dengan baik, dari 662 citra berhasil didapatkan 588 citra yang tersegmentasi dengan baik. Gambar 2 berikut contoh citra yang dianggap tidak sesuai kriteria tersegmentasi dengan baik.

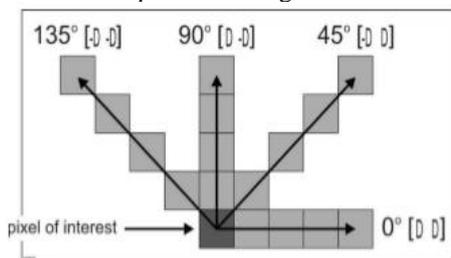


Gambar 2. Citra Gagal Tersegmentasi

3.2. Ekstansi Fitur

1) GLCM

GLCM mencirikan tekstur gambar dengan menghitung seberapa sering pasangan piksel dengan nilai-nilai spesifik dan dalam hubungan spasial tertentu terjadi dalam gambar. Matriks GLCM adalah matriks yang merepresentasikan hubungan ketetangaan antarpiksel dalam citra pada berbagai arah orientasi θ dan jarak spasial d .



Gambar 3. Arah orientasi GLCM

Empat fitur yang digunakan dalam penelitian ini adalah :

a. Contrast

Contrast menunjukkan ukuran perbedaan antar *grayscale* suatu daerah pada citra. secara histogram, *contrast* merepresentasikan ukuran penyebaran intensitas citra.

$$Contrast = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (i - j)^2 * p(i, j) \dots\dots\dots (1)$$

b. Correlation

Korelasi adalah metode optik yang menggunakan teknik pelacakan & registrasi gambar untuk pengukuran perubahan gambar 2D dan 3D yang akurat.

$$Correlation = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} \frac{(i-\mu_i)*(j-\mu_j)*P(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \dots\dots\dots (2)$$

c. Energy

Angular Second Moment (ASM) atau disebut juga energi adalah jumlah kuadrat entri yang mengukur homogenitas gambar. Energi akan tinggi jika homogenitas antar pixel sangat mirip.

$$ASM = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} (P_{i j})^2 \dots\dots\dots (3)$$

d. Homogeneity

Inverse Difference Moment (IDM) atau homogenitas lokal. Nilai akan tinggi jika keabuan lokal seragam dan inverse GLCM tinggi.

$$IDM = \sum_{i=0}^{Ng-1} \sum_{j=0}^{Ng-1} \frac{(P_{i j})}{1+(i-j)^2} \dots\dots\dots (4)$$

2) Gabor Filter

Gabor Filter merupakan salah satu ekstraksi fitur yang mampu memunculkan ciri dari citra yang telah dikonvolusi terhadap kernel. Dengan persamaan Gabor Filter sebagai berikut.

$$G(x,y,\theta,u,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}) \exp(2*\pi*i(u * x * \cos\theta + u * y * \sin\theta)) \dots\dots\dots (5)$$

Dimana $i = \sqrt{-1}$, u adalah frekuensi faktor sinusoidal, θ mempresentasikan orientasi dari filter gabor, σ merupakan standar deviasi Gaussian. Kemudian untuk mencari *magnitude* didapat dengan menggunakan persamaan 6 berikut.

$$output = \sqrt{imaginer^2 + real^2} \dots\dots\dots (6)$$

Setelah mendapatkan *magnitude* dari citra, kemudian dilakukan ekstraksi ciri citra menggunakan :

- a. Mean
- b. Variance
- c. Skewness
- d. Curtosis
- e. Entropy
- f. Standard deviation

3.3. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan untuk membuat nilai memiliki *range* yang sama yaitu dari 0 hingga 1, normalisasi dilakukan dengan teknik min-max dengan persamaan 6 berikut.

1) Min-Max

$$x' = \left(\frac{(x - \text{nilai terkecil } X)}{(\text{nilai terbesar } x - \text{nilai terkecil } x)} \right) * (\text{nilai terbesar baru} - \text{nilai terkecil baru}) + \text{nilai terkecil baru} \dots\dots\dots (7)$$

3.4. Klasifikasi Backpropagation

Jaringan syaraf tiruan *backpropagation* merupakan *multilayer feedforward network*. Jaringan ini terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Sinyal *input* dipropagasikan ke arah depan *forward*. *Error backpropagation* adalah MLPs yang menggunakan prinsip *supervised learning*. Propagasi balik atau *backward* terjadi jika jaringan menghasilkan *output* yang memiliki *error* [8].

1) Proses Pelatihan Backpropagation

- a. Inisialisasi bobot dan bias awal secara acak
- b. Inisialisasi parameter yang dibutuhkan
- c. Perhitungan feedforward

1. Setiap unit *input* (x_i , $i = 1, 2, 3 \dots, n$) menerima sinyal *input* dan diteruskan keseluruh unit *hidden layer*. Masing-masing unit *hidden layer* menjumlahkan sinyal-sinyal *input* berbobot (V_{ij}) dan bias (B_{1j}).

$$Z_{in_j} = b_{1j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots (8)$$

$$Z_j = f(X_{in_j}) \dots\dots\dots (9)$$

2. Setiap unit lapisan *output* (Y_k , $k = 1, 2, 3, \dots, m$) menjauhkan sinyal *input* berbobot (W_{jk}) dan bias (b_{2k}). kemudian sinyal tersebut dikirimkan ke seluruh unit lapisan di atasnya.

$$y_{in_k} = b_{2k} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \dots\dots\dots (10)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) \dots\dots\dots (11)$$

3. Hitung error dan MSE

$$e_r = t_r - y_r \dots\dots\dots (12)$$

$$e = [t_1 - Y_1 \ t_2 - Y_2 \ \dots \ t_r - Y_r]^T \dots\dots\dots (13)$$

d. Perhitungan backforward

1. Hitung *error neuron* pada setiap lapisan *output*
2. Hitung *error neuron* pada setiap *hidden layer*
3. Hitung matriks Jacobian

$$J = [\varphi_{1ij} \ \dots \ \varphi_{1np} \beta_{11} \ \dots \ \beta_{1p} \ \varphi_{211} \ \dots \ \varphi_{2pm} \beta_{21} \ \dots \ \beta_{2m}] \dots\dots\dots (14)$$

4. Hitung bobot baru

$$W_{baru} = W_{lama} - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \dots\dots\dots (15)$$

5. Hitung nilai MSE

Jika $MSE_{baru} \leq MSE_{lama}$, maka

- a. $\mu = \frac{\mu}{\tau}$
- b. $epoch = epoch + 1$
- c. Kembali ke langkah perhitungan *feedforward*

Jika $MSE_{baru} > MSE_{lama}$, maka

- a. $\mu = \mu * \tau$
- b. Kembali ke langkah *backforward* tahap 4

6. Proses pelatihan akan berhenti jika $error = target\ error$ ataupun $epoch \geq epoch\ max$

2) Proses Pengujian *Backpropagation*

Pada proses pengujian, bobot yang digunakan adalah bobot terakhir dari proses pelatihan, yang kemudian dilakukan *feedforward* dan *backforward*.

3.5. Hasil Uji Performa

Hasil dari proses pengujian dengan percobaan-percobaan yang dilakukan dicatat kedalam tabel, dan di gambarkan dalam bentuk grafik. Berikut merupakan data hasil akurasi, presisi dan recall dari setiap percobaan yang dilakukan terhadap data sinar-X *thorax* menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*.

1) Ekstraksi ciri

Tabel 15. Performa rata-rata dari tiap metode ekstraksi ciri

Ekstraksi Ciri	Akurasi	Presisi	Recall
GLCM	78,686	82,744	75,996
Gabor Filter	83,375	83,432	83,060
Gabungan	84,819	86,134	83,484

Tabel 15. Merupakan data rata-rata performa dari tiap ekstraksi ciri yang digunakan.

2) Fungsi aktifasi

Tabel 16. Performa rata-rata fungsi aktifasi

Fungsi Aktifasi	Akurasi	Presisi	Recall
Poslin	82,548	84,196	81,433
Tansig	83,248	85,134	81,672
Logsig	81,083	82,980	79,435

Tabel 16. Merupakan data rata-rata performa dari tiap fungsi aktifasi yang digunakan.

3) Neuron

Tabel 17. Merupakan data rata-rata performa dari tiap jumlah *neuron* pada *hidden layer* yang digunakan.

Tabel 17. Performa rata-rata *neuron*

Jumlah <i>Neuron</i>	Akurasi	Presisi	Recall
12	81,086	83,618	79,169
72	83,085	84,952	81,709
84	82,708	83,740	81,663

4) K-fold cross validation

Tabel 18. Merupakan data rata-rata performa dari tiap jumlah *fold* yang digunakan.

Tabel 18. Performa rata-rata *fold*

Jumlah <i>Fold</i>	Akurasi	Presisi	Recall
Lima	81,495	83,183	80,086
Sepuluh	83,091	85,024	81,608

4. Penutup

Berdasarkan hasil kegiatan yang sudah dilakukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan dan saran. Pada bab ini, akan dibahas kesimpulan dari hasil kegiatan, dan saran untuk kegiatan selanjutnya dari kekurangan pada kegiatan ini.

4.1. Kesimpulan

Setelah dilakukan penelitian terhadap citra *X-ray thorax* dari NLM dataset untuk mengklasifikasikan paru-paru tuberkulosis dan normal. Dengan proses-proses yang dilakukan dimulai dari fase pertama yaitu praproses citra, segmentasi citra, dan ekstraksi RoI dengan hasil akhir fase pertama berupa citra paru-paru yang terekstraksi dengan baik sebanyak 588 dari 662 citra berdasarkan observasi visual yang akan digunakan untuk fase berikutnya. Lalu pada fase kedua aplikasi terdapat proses ekstraksi ciri, klasifikasi citra, serta uji performa klasifikator. Hasil dari fase kedua ini adalah hasil uji *accuracy*, *recall*, dan *precision* dari klasifikator. Hasil uji performa ekstraksi ciri, rata-rata terbaik didapat dengan menggunakan ekstraksi ciri fitur GLCM + Gabor Filter (gabungan) dengan *accuracy* sebesar 84.819%, *precision* sebesar 86.134%, dan *recall* sebesar 83.484%. Kemudian performa fungsi aktifasi terbaik dihasilkan menggunakan fungsi aktifasi tansig dengan performa sebesar : akurasi 83,248%, presisi 85,134%, *recall* 81,672%. Lalu performa jumlah neuron terbaik dihasilkan menggunakan 72 neuron dengan performa sebesar : akurasi 83,085%, presisi 84,952%, *recall* 81,709%. Selain itu performa jumlah *fold* terbaik dihasilkan menggunakan 10-*fold cross validation* dengan performa sebesar : akurasi 83,091%, presisi 85,024%, *recall* 81,608%. sehingga dapat disimpulkan semakin banyaknya ciri yang diberikan maka semakin tinggi performa yang dihasilkan. Jumlah neuron, fungsi aktifasi, jumlah *fold* mempengaruhi performa JST.

4.2. Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat dilakukan penelitian mengenai pendeteksian wilayah paru-paru yang terjangkit tuberkulosis, dan pembuatan aplikasi pengidentifikasian TB untuk dapat digunakan secara langsung oleh para ahli medis, sehingga dapat diterapkan secara langsung di lapangan

REFERENSI

- [1] Andono, P. N., T. Sutojo & Muljono, 2017. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- [2] hidayatullah, p., 2017. *Pengolahan citra digital teori dan aplikasi nyata*. Bandung: Informatika.
- [3] Indah, M., n.d. *InfoDATIN*, Jakarta: Pusat data dan informasi kementerian kesehatan RI.
- [4] N.Munje, P., Kapgate, D. & Golait, S., 2014. Novel Techniques for Color and Texture Feature Extraction. *IJSMC*, pp. Vol.3, Issue.2, 497-507.
- [5] P. M., P. S. & L. G., 2013. Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach. *IJSRP*, pp. Vol 3, Issue 5.
- [6] T. I., K., Yasin, N. M. & Kusumaningtyas, R. A., 2016. *Mengenal anti-tuberkulosis*. Yogyakarta: s.n.
- WHO, 2018. *Global Tuberculosis Report 2018*, Geneva: World Health Organization.
- [7] Widiyanto, D., 2020. Tinjauan Algoritma RoI (Region of Interest) dengan Metode. *JURNAL INFORMATIK*, Volume 16.
- [8] Wuryandari, M. D. & Afrianto, I., 2012. Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah. *Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*, 1(1).