

Deteksi Schistosomiasis Melalui Identifikasi Telur Cacing Pada Feses Manusia Menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN)

Detection of Schistosomiasis Through The Worm Egg Existing Identification in The Human Feces Using The Neural Probability Network (PNN)

W. R. Astuti^{*a}, Hayani Anastasia^b, R. Ratianingsih^a, J. W. Puspita^a, dan Samarang^b

^aProgram Studi Matematika, Jurusan Matematika FMIPA, Universitas Tadulako

Jl. Soekarno-Hatta Km.09, Tondo, Palu, 94118, Sulawesi Tengah, Indonesia

^bBalai Litbang Kesehatan Donggala, Badan Litbang Kesehatan, Kementerian Kesehatan RI

Jl. Masitodju No.58, Labuan Panimba, Kec. Labuan, Kab. Donggala, Sulawesi Tengah, Indonesia

INFO ARTIKEL

Article History:

Received : 22 July 2019

Revised : 27 Nov. 2019

Accepted : 28 Nov. 20019

Kontribusi :

Semua penulis menjadi kontributor utama dalam artikel ini

Keywords :

Schistosomiasis, Principal Component Analysis (PCA) method, Linear Discriminant Analysis (LDA) method, Probabilistic Neural Network (PNN)

Kata Kunci :

Schistosomiasis, metode Principal Component Analysis (PCA), metode Linear Discriminant Analysis (LDA), Probabilistic Neural Network (PNN)

ABSTRACT / ABSTRAK

Schistosomiasis is a zoonotic disease caused by a blood worm in the Trematode class of the genus *Schistosoma* that lives in a vein. This disease is one of the oldest and most important diseases in the world. In Indonesia, Schistosomiasis is caused by *Schistosoma japonicum*. This study focused on the detection of Schistosomiasis disease through identification of worm eggs found in human feces. Based on the result of the observations of the Schistosomiasis Laboratory in Kaduwaa and Dodolo Villages in North Lore Subdistrict, Poso Regency it was found the worm eggs of other species in feces of resident in Kaduwaa and Dodolo villages, namely *Ascaris lumbricoides* worm eggs and *Ancylostoma duodenale* worm eggs. Principal Component Analysis (PCA) and Linear Discriminant Analysis (LDA) methods are used to extract the egg image for the identification process, while Probabilistic Neural Network (PNN) methods were used to classify the species of the egg. The identification results are influenced by image capture techniques, image cutting techniques, the pixel size in the image, smoothing parameter values, and the number of sample images that used to train and test the data. The average accuracy of worm egg images identification using PNN is 98% with using the value of smoothing parameters 0,2. This result also shows that the Probabilistic Neural Network (PNN) method could be applied to identify the image of worm eggs found in human feces.

Schistosomiasis merupakan penyakit *zoonosis* yang disebabkan oleh cacing darah kelas *Trematoda* dari genus *Schistosoma* yang tinggal dalam pembuluh darah vena. Penyakit ini merupakan salah satu penyakit tertua dan paling penting di dunia. Di Indonesia, *Schistosomiasis* disebabkan oleh cacing *Schistosoma japonicum*. Penelitian ini berfokus pada deteksi penyakit *Schistosomiasis* melalui identifikasi telur cacing yang terdapat pada feses manusia. Hasil observasi di Laboratorium *Schistosomiasis* Desa Kaduwaa dan Desa Dodolo Kecamatan Lore Utara Kabupaten Poso memperlihatkan ditemukannya pula telur cacing dari spesies lain pada feses masyarakat Desa Kaduwaa dan Desa Dodolo, yaitu telur cacing *Ascaris lumbricoides* dan *Ancylostoma duodenale*. Metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) digunakan untuk ekstraksi citra telur dalam proses identifikasi, sementara metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) digunakan untuk klasifikasi spesies telur. Hasil identifikasi dipengaruhi oleh teknik pengambilan citra, teknik pemotongan citra, besarnya piksel pada citra, nilai *smoothing parameter*, serta jumlah citra sampel yang digunakan untuk data pelatihan dan pengujian. Akurasi rata-rata identifikasi citra telur cacing menggunakan PNN tertinggi yaitu 98% dengan menggunakan nilai *smoothing parameter* 0,2. Hal ini menunjukkan bahwa metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) dapat diterapkan untuk identifikasi citra telur cacing yang terdapat pada feses manusia.

© 2020 Jurnal Vektor Penyakit. All rights reserved

*Alamat korespondensi : email : windyrusma@gmail.com

<https://doi.org/10.22435/vektor.v14i1.2013>

PENDAHULUAN

Schistosomiasis merupakan penyakit parasitik yang disebabkan oleh infeksi cacing yang tergolong dalam kelas *trematoda*, genus *Schistosoma*. Penyakit ini bersifat zoonosis sehingga sumber penularannya tidak hanya manusia penderita schistosomiasis saja, tetapi juga semua hewan mamalia yang terinfeksi.¹ Secara global, kematian akibat schistosomiasis dilaporkan sebanyak 200.000 per tahun. Selama ini terdapat empat spesies *Schistosoma* yang dapat menimbulkan schistosomiasis pada manusia, yaitu *Schistosoma haematobium*, *Schistosoma mansoni*, *Schistosoma japonicum*, serta *Schistosoma mekongi*.² *Schistosoma japonicum* dianggap sebagai cacing yang paling berbahaya dibandingkan dengan spesies yang lain, karena jumlah telur yang dihasilkan paling banyak, ukuran telur yang kecil sehingga mempermudah terjadinya *back washing* (pencucian balik), memiliki banyak inang reservoir, sulit diobati dan dapat mengakibatkan kematian.³

Parasit ini tersebar luas di benua Afrika, Timur Tengah, Amerika Selatan, dan Asia Tenggara.⁴ Sulawesi Tengah merupakan satu-satunya provinsi dari 33 provinsi di Indonesia yang endemis schistosomiasis. Penyakit ini terdapat di dua kabupaten/kota, yaitu di Lembah Lindu Kecamatan Lindu Kabupaten Sigi, Lembah Napu Kecamatan Lore, Lembah Besoa Kecamatan Lore Tengah dan Lembah Bada Kecamatan Lore Barat Kabupaten Poso.⁵ Schistosomiasis di Indonesia disebabkan oleh cacing *S. japonicum* dengan hospes perantaranya adalah keong *Oncomelania hupensis lindoensis*, yang merupakan hewan endemik di Sulawesi Tengah.⁶

Penularan penyakit schistosomiasis di Indonesia terjadi karena aktifitas manusia yang pekerjaannya sebagai petani dan peternak. Siklus penularan penyakit schistosomiasis dimulai dari telur cacing *S. japonicum* yang dikeluarkan bersama dengan feses penderita. Di dalam air, telur tersebut menetas menjadi mirasidium yang akan bermigrasi ke tubuh keong *O. hupensis lindoensis*. Dalam tubuh keong, mirasidium akan mengalami perkembangan menjadi sporokista, kemudian menjadi serkaria yang akan keluar dari tubuh keong. Serkaria atau larva cacing infeksi yang

keluar dari keong di perairan akan menembus kulit manusia atau hewan mamalia yang melewati daerah perairan yang mengandung serkaria. Di dalam tubuh manusia, serkaria berkembang menjadi cacing dewasa di pembuluh darah pada jaringan hati. Ketika akan bertelur, cacing menuju pembuluh darah usus dan pada akhirnya, telur keluar bersama feses, sementara cacing dewasa tetap berada di pembuluh darah usus.⁷

Mengingat sebagian masyarakat kerap mengabaikan faktor resiko yang mendominasi, seperti ke daerah fokus keong tanpa sepatu *boot*, maka diagnosis penyakit schistosomiasis harus dilakukan sedini mungkin. Diagnosis ditegakkan melalui pemeriksaan feses dengan menggunakan metode *Kato Katz*. Kelebihan metode ini adalah mampu mengidentifikasi spesies telur cacing yang terdapat pada feses serta mampu menentukan tingkat keparahan pada penderita berdasarkan jumlah telur cacing. Pemahaman karakteristik morfologi telur cacing sangat dibutuhkan dalam pemeriksaan feses. Umumnya, setiap spesies cacing memiliki karakteristik morfologi telur cacing yang khas sehingga dapat dibedakan dengan spesies lainnya, termasuk dalam mengidentifikasi telur cacing *S. japonicum*.⁷

Salah satu teknik diagnosis schistosomiasis yang memerlukan keakuratan bentuk telur cacing telah dibahas dalam penelitian sebelumnya, yaitu mengenai aplikasi teknik diagnosa schistosomiasis berbasis molekuler.^{8,9} Penelitian tersebut juga mengidentifikasi pula kelebihan dan kekurangan beberapa teknik molekuler untuk mendeteksi penyakit schistosomiasis baik pada manusia maupun keong perantaranya. Teknik diagnosis penyakit schistosomiasis berdasarkan molekuler yang digunakan adalah *Polymerase Chain Reaction* (PCR) dan *Loop-Mediated Isothermal Amplification* (LAMP).

Penelitian lain menunjukkan penggunaan piksel dari gambar mikroskopik parasit pada manusia sangat memungkinkan untuk diagnosa dan terutama menghasilkan akurasi yang sangat baik ketika digunakan dengan *Probabilistic Neural Network* (PNN).¹⁰ Oleh karena itu penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi schistosomiasis melalui identifikasi telur cacing pada feses manusia

menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) berdasarkan citra telur cacing yang terdapat pada feses manusia.

BAHAN DAN METODE

Penelitian ini menggunakan sampel feses masyarakat Napu di Desa Kaduwaa dan Desa Dodolo Kecamatan Lore Utara Kabupaten Poso, yang diambil oleh Balai Penelitian Dan Pengembangan Pengendalian Penyakit Bersumber Binatang Donggala Sulawesi Tengah. Dari seluruh sampel tinja yang diperiksa hanya 30 sampel yang menghasilkan hasil foto yang baik. *Probabilistic Neural Network* (PNN) dimanfaatkan dalam sistem identifikasi untuk membedakan citra telur cacing *S. japonicum* dan telur cacing spesies lain seperti telur cacing *Ascaris lumbricoides* dan telur cacing *Ancylostoma duodenale*, yang umumnya diperiksa dengan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA).

Penelitian ini dilakukan dengan mengikuti penelitian tahun 2018 yang dilakukan oleh Balai Litbangkes Donggala dengan menggunakan foto hasil pemeriksaan tinja pada penelitian tersebut. Teknik Pengambilan data berupa citra telur cacing dilakukan dengan menggunakan kamera canon EOS 1300D dengan 4x perbesaran pada mikroskop, yaitu pembesaran lima, pembesaran 10, pembesaran 40 dan pembesaran 100. Data citra telur cacing yang diperoleh selanjutnya akan di proses pada tahap preprocessing yaitu tahap pemotongan (*cropping*) citra, tahap pengukuran kembali sembilan (*resizing*) citra, dan tahap konversi citra RGB ke *Grayscale*. Hasil akhir pemrosesan tersebut digunakan dalam proses ekstraksi ciri menggunakan PCA dan LDA. Hasil ekstraksi tersebut menjadi input-an dalam mengidentifikasi telur cacing pada feses manusia. Selanjutnya, dilakukan pembagian data citra telur yang terdiri atas 22 citra telur cacing *S. japonicum*, 14 citra telur cacing *A. lumbricoides*, dan tiga citra telur cacing *A. duodenale*, menjadi data pengujian dan data uji coba. Data pengujian digunakan untuk membentuk model, sedangkan data uji coba digunakan untuk menguji model sehingga diketahui akurasi dari model tersebut. Jika akurasinya cukup baik maka model tersebut dapat dipakai untuk mengidentifikasi citra feses yang belum diketahui kelasnya menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN).

Dalam penelitian ini, metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) digunakan untuk mengekstrak ciri dari setiap citra telur cacing. Penggunaan metode ini bertujuan untuk mereduksi dimensi dari citra, yaitu dari dimensi matriks menjadi dimensi vektor ciri. Seluruh proses ekstraksi ciri citra telur cacing dilakukan menggunakan bantuan *software* MATLAB R2016a. Proses selanjutnya adalah proses pengklasifikasian telur cacing yang terdapat pada feses manusia. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN).

1. Preprocessing Citra

Proses penyetaraan citra atau *preprocessing* citra merupakan tahap yang diperlukan untuk memperoleh lokasi objek secara tepat yang akan dikenali dengan memperbaiki kualitas citra digital sehingga akan memperlancar proses ekstraksi ciri atau fitur. Pada tahap *preprocessing*, setiap kasus mempunyai *preprocessing* yang berbeda-beda. Jadi tidak ada standar yang harus dilakukan untuk melakukan *preprocessing* citra.¹¹

2. Principal Component Analysis (PCA)

Eigenface merupakan salah satu algoritma pengenalan wajah manusia yang berbasis metode PCA. Untuk menghasilkan *eigenface*, sekumpulan citra digital dari telur cacing diambil pada kondisi pencahayaan yang sama kemudian dinormalisasikan dan diproses pada resolusi yang sama (misal $m \times m$), kemudian citra tersebut diperlakukan sebagai vektor dimensi $m \times m$ di mana komponennya diambil dari nilai piksel citra.¹² Citra telur cacing yang terdapat pada feses manusia dapat direpresentasikan dengan *eigenface* terbaik (memiliki *eigenvalue* terbesar). *Eigenface* merupakan salah satu algoritma pengenalan citra yang berbasis metode PCA.² Untuk menghasilkan *eigenface*, sekumpulan citra digital diambil pada kondisi pencahayaan yang sama kemudian dinormalisasikan dan diproses pada resolusi yang sama misal ($m \times m$).

Berikut langkah-langkah algoritma *Eigenface* untuk memperoleh bobot dari citra database¹³:

- a. Mengubah M banyaknya citra di database dengan ukuran $m \times m = N$ pixel ke dalam bentuk vektor Y dengan ukuran $1 \times N$,

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & \dots & X_{1m} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ X_{m1} & \dots & X_{mm} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$Y = [X_1, X_2, \dots, X_N] \quad (2)$$

- b. Simpan vektor dari citra M di database ke dalam *list image* (X_i) dengan ukuran M baris dan N kolom sebagai berikut:

$$X_i = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \dots \\ X_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1N} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{M1} & X_{M2} & \dots & X_{MN} \end{bmatrix} \quad (3)$$

- c. Menghitung vektor rata-rata citra (π_j) dari semua pixel citra di database X_i , dengan X menyatakan vektor citra, dan $i = 1, \dots, M$, dimana M menyatakan banyaknya citra, menggunakan persamaan dibawah ini sehingga dihasilkan vektor rata-rata dengan dimensi $1 \times N$.

$$\pi_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad (4)$$

dimana $j = 1, \dots, N$.

- d. Menghitung selisih (ψ) antara citra di database X_i dengan nilai rata-rata (π_j) menggunakan persamaan berikut ini sehingga diperoleh matriks selisih (ψ) berukuran $M \times N$.

$$\psi = (\psi)_{ij} = X_{ij} - \pi_j \quad (5)$$

- e. Menghitung matriks kovarian citra berukuran $M \times M$, menggunakan formula (6).

$$C = (C)_{ij} = (X_{ij} - \pi_j)(X_{ij} - \pi_j)^T \quad (6)$$

- f. Tentukan eigenvalue (λ) dan eigenvektor (v) dari matriks kovarian C yang diperoleh menggunakan formula (7).

$$(C) v = \lambda v$$

$$(C - \lambda I)v = 0 \quad (7)$$

dengan I merupakan matriks identitas, λ merupakan eigenvalue dari C dan v adalah eigenvektor yang bersesuaian dengan λ . Persamaan (7) akan memiliki solusi tak nol jika $(C - \lambda I)$ tidak memiliki invers. Akibatnya $\det(C - \lambda I) = 0$. Setiap citra akan memiliki M buah λ , yaitu λ_i . Cari eigenvektor v_i yang bersesuaian dengan λ tersebut. Setiap eigenvektor akan memiliki panjang M elemen. Selanjutnya, sajikan eigenvektor v_i ke dalam matriks V .

- g. Masukkan nilai eigenvektor V yang dipilih ke dalam matriks eigenface (E_p), dengan mengalikan V yang berukuran $M \times M$ dengan matriks selisih (ψ) yang berukuran $M \times N$ dan simpan hasilnya dalam matriks yang berukuran $M \times N$, dengan menggunakan formula (8).

$$E_p = V \psi \quad (8)$$

3. Linear Discriminant Analysis(LDA)

Linear Discriminant Analysis (LDA) atau bisa disebut Fisher Linear Discriminant (FLD) merupakan salah satu metode yang dipakai pada statistik pengenalan pola secara umum untuk menemukan kombinasi linear dari fitur yang menjadi ciri atau pemisah dua atau lebih kelas objek. Keunggulan dari metode ini dapat mengelompokkan atau mendekatkan citra dalam satu kelas dan memisahkan sejauh mungkin jarak antar kelas. Berikut langkah-langkah metode LDA:⁸

- a. Hasil dari bobot *eigenfaces* (E_p) dijadikan sebagai input yang akan ke dalam vektor kolom.

- b. Menghitung rata-rata dalam kelas (μ_k), dengan k menyatakan kelas, menggunakan formula (9).

$$\mu_k = \frac{1}{n_k} \sum_{X \in D_k} X \quad (9)$$

dimana :

D_k : objek / kelas

μ_k : rata-rata dari kelas D_k

X_k : vektor citra dari kelas D_k

n_k : jumlah citra pada kelas D_k

Selanjutnya menghitung rata-rata keseluruhan kelas (μ) dari seluruh citra di database, dengan persamaan (10).

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M X_k \quad (10)$$

dimana:

M : banyaknya citra

X_k : vektor citra

- c. Menghitung matriks sebaran dalam kelas (*withinclass scatter matrix*, S_W), menggunakan persamaan (11).

$$S_W = \sum_{k=1}^{D_k} S_k \quad (11)$$

dengan $S_k = \sum_{X \in D_k} (X - \mu_k)(X - \mu_k)^T$

- d. Menghitung matriks sebaran antar kelas (*betweenclass scatter matrix*, S_B), dengan persamaan (12).

$$S_B = \sum_{k=1}^C n_k (\mu_k - \mu)(\mu_k - \mu)^T \quad (12)$$

dimana n_k menyatakan jumlah citra pada kelas D_k

- e. Mencari eigenvalue (λ) dan nilai eigenvektor (v) dari matriks $S_W^{-1} S_B$ menggunakan persamaan (13):

$$S_W^{-1} S_B v = \lambda v \quad (13)$$

- f. Memproyeksikan seluruh citra asal (bukan *centered image*) ke *fisher basisvektor* dengan menghitung *dot product* dari citra masukan hasil *Eigenface* E_p ke tiap-tiap

fisher basis vector v yang merupakan kumpulan vektor eigen dari matriks $S_W^{-1}S_B$ menggunakan persamaan (14).

$$u = E_p \cdot v \tag{14}$$

4. Probabilistic Neural Network(PNN)

Berikut Algoritma Pengujian dengan Probabilistic Neural Network (PNN) Menurut algoritma PNN adalah sebagai berikut:¹⁴

1. Inisialisasi

a. Melakukan inisialisasi bobot awal pada lapisan radial basis yang dilambangkan sebagai $W1$, dimana:

$$W1 = \begin{bmatrix} W_{11} & \dots & W_{1M} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ W_{N1} & \dots & W_{NM} \end{bmatrix} \tag{15}$$

Bobot awal biasanya sama dengan nilai input P .

b. Melakukan Inisialisasi bobot bias menggunakan persamaan (16).

$$b = \sqrt{\frac{-\ln(0,5)}{\sigma}} \tag{16}$$

dimana σ merupakan bilangan positif dengan $0 < \sigma \leq 1$

2. Menghitung jarak (*distance*) dari data input (P) dengan bobot awal $W1$, dengan menggunakan persamaan (17).

$$D_{ij} = \|w_i - P_j\| = \sqrt{(w_{1i} - P_{1j})^2 + \dots + (w_{Ni} - P_{Nj})^2} \tag{17}$$

dimana N merupakan nilai fitur (*piksel*). Jarak antara data input dengan bobot awal merupakan norma dari vektor data input P_j dan vektor bobot w_i , dengan $i = 1, 2, \dots, Q$, dimana:

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1M} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ P_{N1} & \dots & P_{NM} \end{bmatrix},$$

$$P_j = \begin{bmatrix} P_{1j} \\ \vdots \\ P_{Nj} \end{bmatrix} \text{ dan } W_i = \begin{bmatrix} W_{1i} \\ \vdots \\ W_{Ni} \end{bmatrix}$$

Vektor-vektor bobot w_i diambil dari kolom-kolom matriks bobot $W1$.

3. Menghitung nilai aktivasi dari jarak antara bobot awal dengan data input, dengan menggunakan radial basis function, menggunakan persamaan (18).

$$n_{ij} = \|w_i - P_j\|. b \tag{18}$$

Pada fungsi transfer dalam PNN dibuat kriteria jarak dengan memberi respon ke pusatnya, yang didefinisikan sebagai,

$$radbas(n_{ij}) = e^{-n_{ij}^2}. \tag{19}$$

Tiap elemen dari n_{ij} disubstitusikan dan menghasilkan elemen $a1$, sebagai berikut:

$$a1_{ij} = radbas(D_{ij}. b) = radbas \|w_i - P_j\|. b = e^{-(\|w_i - P_j\|. b)^2}$$

Tiap elemen dari $a1_{ij}$ diambil elemen yang paling besar dari tiap barisnya

$$a1 = \begin{bmatrix} a1_1 \\ \vdots \\ a1_M \end{bmatrix}$$

4. Mencari bobot baru dan bobot bias yang baru, dengan cara menyelesaikan sistem persamaan linear berikut menggunakan metode *least square*.

$$(W2 \cdot a1) + b2 = t \tag{20}$$

$$\left(\begin{bmatrix} W2_{11} & \dots & W2_{1M} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ W2_{N1} & \dots & W2_{NM} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a1_1 \\ \vdots \\ a1_M \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} b2_1 \\ \vdots \\ b2_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 \\ \vdots \\ t_N \end{bmatrix}$$

atau

$$a1_1 W2_{11} + a1_2 W2_{12} + \dots + a1_M W2_{1M} + b2_1 = t_1$$

$$a1_1 W2_{21} + a1_2 W2_{22} + \dots + a1_M W2_{2M} + b2_2 = t_2$$

$$\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots$$

$$a1_1 W2_{N1} + a1_2 W2_{N2} + \dots + a1_M W2_{NM} + b2_N = t_N$$

5. Masuk ke dalam lapisan kompetitif, menghitung output y . Vektor $a1$ dikalikan dengan matriks bobot lapisan ($W2$), sehingga menghasilkan vektor output $a2$ dengan formula berikut ini.

$$a2 = W2 \cdot a1 = \begin{bmatrix} W2_{11} & \dots & W2_{1M} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ W2_{N1} & \dots & W2_{NM} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a1_1 \\ \vdots \\ a1_M \end{bmatrix} \tag{21}$$

dimana output jaringan y merupakan maksimum dari $a2$ atau

$$y = maks(a2).$$







Citra *input* yang digunakan pada proses pengenalan telur cacing adalah citra ciri/*signifikan fitur*. Pembagian datanya diambil secara *random* dengan 29 citra untuk data pelatihan dan 10 citra untuk data pengujian. Proses PNN dilakukan menggunakan *software* Matlab R2016a dengan menggunakan algoritma PNN menurut⁷, dimana fungsi yang dipakai untuk membangun PNN adalah *newpnn*.

HASIL

Data citra telur pada feses manusia tampak pada Tabel 1. Tujuan proses *cropping* citra ini adalah untuk mempercepat waktu komputasi dan untuk memperkecil *noise*.







Penelitian ini hanya menggunakan ukuran 30×30 piksel karena keterbatasan prosessor komputer peneliti yang tidak mampu *running* sistem identifikasi telur cacing yang telah dibangun.

Tabel 1. Pemotongan Citra pada Telur Cacing

No	Spesies Cacing	Citra Asli	Citra Hasil Cropping
1	Cacing <i>Schistosoma japonicum</i>		
2	Cacing <i>Ascaris lumbricoides</i>		
3	Cacing <i>Ancylostoma duodenale</i>		

Hasil konversi citra telur cacing pada Tabel 1 dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Konversi Citra Telur Cacing dari Warna RGB Menjadi Abu-abu (grayscale)

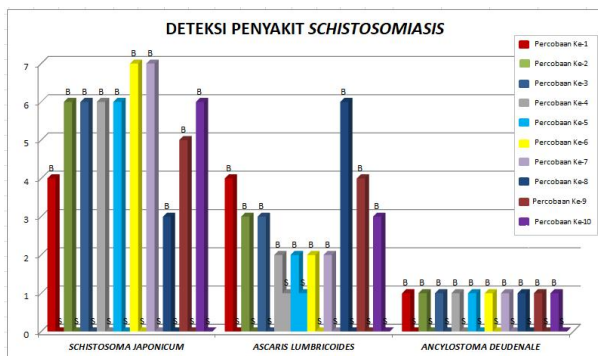
No	Spesies Cacing	Citra Asli	Citra Hasil Grayscale
1	Cacing <i>Schistosoma japonicum</i>		
2	Cacing <i>Ascaris lumbricoides</i>		
3	Cacing <i>Ancylostoma duodenale</i>		

Hasil percobaan pengujian PNN menggunakan nilai *smoothing parameter* (σ) 0 sampai 1 dengan melakukan 10 kali percobaan, dapat dilihat dalam Tabel 3. Tabel 3 menunjukkan bahwa untuk 10 percobaan yang dilakukan dengan menggunakan 10 data uji, *classifier* PNN mampu mengklasifikasi citra telur cacing yang terdapat pada feses manusia, seperti citra telur cacing *S. japonicum*, *Ascaris sp.*, dan *Hokwoorm*, dengan rata-rata akurasi baik. Nilai akurasi rata-rata tertinggi diperoleh untuk nilai *smoothing parameter* $\sigma = 0,2$, yakni sebesar 98%. Nilai akurasi rata-rata terendah diperoleh untuk nilai *smoothing parameter* $\sigma = 0,1$, yaitu sebesar 85%.

Identifikasi penyakit schistosomiasis dilakukan menggunakan 39 data citra telur cacing dengan ukuran piksel 30×30 . Percobaan satu sampai dengan percobaan 10 menunjukkan tingkat kebenaran hasil identifikasi pada penyakit schistosomiasis yang dilakukan menggunakan program MATLAB R2016a.

Tabel 3. Hasil pengujian PNN

Percobaan	Data Uji	Nilai <i>Smoothing Parameter</i> (σ)									
		0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
1	10	80%	100%	60%	80%	70%	100%	90%	100%	100%	90%
2	10	80%	100%	90%	90%	100%	90%	100%	100%	80%	100%
3	10	90%	100%	100%	100%	100%	80%	90%	100%	80%	70%
4	10	90%	90%	100%	100%	90%	90%	90%	70%	100%	90%
5	10	100%	90%	80%	100%	100%	90%	90%	90%	100%	100%
6	10	100%	100%	100%	100%	90%	100%	70%	100%	100%	70%
7	10	60%	100%	80%	100%	100%	70%	80%	70%	100%	90%
8	10	80%	100%	100%	100%	90%	90%	100%	100%	90%	90%
9	10	90%	100%	90%	80%	100%	100%	90%	90%	90%	90%
10	10	80%	100%	90%	80%	90	90%	90%	90%	90%	100%
Akurasi rata-rata		85%	98%	89%	93%	93%	90%	89%	89%	95%	89%



Gambar 1. Grafik keberhasilan deteksi schistosomiasis untuk nilai $\sigma = 0,2$

Gambar 1 merupakan hasil percobaan dengan nilai *smoothing parameter* $\sigma = 0,2$. Percobaan-percobaan tersebut menggunakan 10 data pengujian yang dipilih secara *random*. Data pengujian pada percobaan pertama terdiri atas empat data citra telur cacing *S. japonicum*, empat data citra telur cacing *A. lumbricoides*, satu data citra telur cacing *A. duodenale*. Pada percobaan pertama tersebut semua data citra telur cacing *S. japonicum*, citra telur cacing *A. lumbricoides* dan citra telur cacing *A. duodenale* dapat diidentifikasi dengan benar. Secara umum, hasil identifikasi pada percobaan ke-2 sampai dengan percobaan ke-

10 menunjukkan bahwa kesalahan identifikasi hanya terjadi pada citra telur cacing *A. lumbricoides* dan citra telur cacing *A. duodenale*.

PEMBAHASAN

Jaringan Syaraf Tiruan *Probabilistik* atau yang biasa disebut *Probabilistic Neural Network* merupakan salah satu model JST yang tergolong dalam pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan dibentuk berdasarkan penaksir fungsi padat peluang untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu pola input. Metode ini mampu menghasilkan performansi dan akurasi yang cepat dan tinggi untuk proses pengklasifikasian.¹⁵

Pada tahun 1990, Donald F. Specht mengusulkan jaringan yang didasarkan pada pengklasifikasi jarak tetangga terdekat dan menamakannya sebagai "Jaringan Syaraf Probabilistik".¹⁶ Jaringan syaraf probabilistik dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi.

Sistem identifikasi schistosomiasis diselesaikan dengan menggunakan metode ekstraksi ciri Principal Component Analysis (PCA) dan Linear Discriminant Analysis (LDA) serta klasifikasi menggunakan Probabilistic Neural Network (PNN). Menurut Balai Litbang P2B2 Donggala, pembesaran yang paling baik adalah pembesaran 40, karena ukuran citra telur cacing yang diperoleh tidak terlalu kecil dan tidak pula terlalu besar. Sehingga peneliti menggunakan pembesaran 40 untuk pengambilan citra, dengan menggunakan pembesaran (*zooming*) kamera normal.³

Dari semua percobaan yang telah dilakukan, semua data citra telur cacing *Schistosoma japonicum* dapat diidentifikasi dengan benar. Sementara hasil identifikasi untuk citra telur cacing *Ascaris lumbricoides* dan citra telur cacing *Ancylostoma duodenale* (*Hookworm*) masih terdapat kesalahan identifikasi. Citra telur cacing *Ascaris lumbricoides* dan *Ancylostoma duodenale* tersebut teridentifikasi sebagai citra telur cacing *Schistosoma japonicum*. Hal ini disebabkan oleh jumlah citra telur cacing *Ascaris lumbricoides* dan *Ancylostoma duodenale* yang sedikit. Selain itu, ukuran piksel citra yang kecil mengakibatkan citra-citra tersebut belum teridentifikasi sesuai dengan kelasnya masing-masing.

Identifikasi parasit dengan cara melihat morfologi secara langsung di bawah mikroskop

sangat memakan waktu dan dapat menghasilkan banya kesalahan diagnosis. Selain itu dapat mempengaruhi pegraruh pada kesehatan mata teknisi laboratorium.¹⁰ Dalam beberapa dekade terakhir beberapa penelitian telah dilakukan untuk melihat penggunaan gambar mikroskopis untuk mendiagnosis parasit pada manusia. Oleh karena banyak organisme parasit yang menampilkan tahap perkembangan yang menunjukkan morfologi yang jelas dan sama, maka memungkinkan untuk membuat teknik pengenalan pola morofologi. Masing-masing studi yang telah dilakukan melakukan penelitian terhadap spesies parasit yang berbeda untuk mengidentifikasi telur cacing pada manusia.¹⁷⁻¹⁹

Hasil penelitian yang dilakukan oleh Tchinda, dkk menunjukkan piksel gambar mikroskopis dari parasit pada manusia menunjukkan akurasi diagnosis ketika digunakan dalam *probabilistic neural network* (PNN) dengan menggunakan dasar PCA. PNN sangat sesuai dalam mengklasifikasikan masalah. Keunggulan utama adalah penggunaan vektor yang diambil langsung dari piksel gambar.¹⁰

KESIMPULAN

Mendapatkan sistem identifikasi yang mampu mengidentifikasi telur cacing yang ada difeses manusia menggunakan ekstraksi ciri *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dengan *Probabilistic Neural Network* (PNN) sebagai identifikator dapat diimplementasikan dalam pengenalan citra telur cacing yang terdapat pada feses manusia. Hasil identifikasi dipengaruhi oleh teknik pengambilann citra, teknik pemotongan citra, besarnya piksel pada citra, nilai smoothing parameter, serta jumlah citra sampel yang digunakan untuk data pelatihan dan pengujian. Serta akurasi rata-rata identifikasi citra telur cacing menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) tertinggi yaitu 98% dengan menggunakan nilai *smoothing parameter* 0,2.

SARAN

Pada penelitian ini menggunakan berkas citra digital dengan format. JPG sebagai citra uji dan citra referensi, namun tidak menutup kemungkinan dikembangkan menggunakan berkas citra digital dengan format lain. Pada penelitian ini, citra telur cacing yang dijadikan referensi hanya 39 citra telur cacing. Sebaiknya

citra referensi telur cacing yang digunakan lebih banyak, karena semakin banyak variasi citra telur cacing akan semakin besar pula kemungkinan suatu citra dapat dikenali. Membuat user *interface* yang dapat langsung mengidentifikasi schistosomiasis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada Tuhan Yang Maha Esa. Terima kasih pula kepada Kepala Balai Litbang P2B2 Donggala dan Kepala Laboratorium Schistosomiasis Napu. Terima kasih juga disampaikan kepada Ketua Jurusan Matematika, Ketua Prodi Matematika dan Dosen-dosen di lingkungan Matematika FMIPA Universitas Tadulako yang telah memberikan dukungan dan bantuan dalam penyelesaian penelitian ini. Terima kasih juga penulis ucapkan kepada semua pihak yang secara langsung maupun tidak langsung telah menumbuhkan ide atau gagasan dalam pemikiran penulis sehingga dapat menyelesaikan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

1. Rosmini, Soeyoko, S S. Penularan Schistosomiasis Di Desa Dodolo Dan Mekarsari Dataran Tinggi Napu Sulawesi Tengah. *Media Litbang Kesehatan*. 2010;2(3).
2. D N, S K. *Penyakit Oleh Trematoda Darah. Parasitologi Kedokteran Ditinjau Dari Organ Tubuh Yang Deserang*. Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC; 2009.
3. Balai Penelitian Dan Pengembangan Pengembangan Pengendalian Penyakit Bersumber Binatang Donggala. *Pedoman Pengendalian Schistosomiasis*. Labuan: Balai Penelitian Dan Pengembangan Pengembangan Pengendalian Penyakit Bersumber Binatang Donggala;2013.
4. Visia V, Warouw S, Wilar R, Rampengan N. *Gambaran Penyakit Schistosomiasis Ditinjau Dari Jarak Antara Rumah Anak Yang Terinfeksi Dengan Danau Lindu*. Manado, Universitas Sam Ratulangi; 2013.
5. Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Tengah. *Profil Kesehatan Provinsi Sulawesi Tengah Tahun 2013*. Palu: Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Tengah;2013.
6. Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Tengah. *Laporan Schistosomiasis Sulawesi Tengah 2015*. Palu: Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Tengah;2015.
7. Rasyika N, Rau MJ, Lisdayanthi A. *Analisis Faktor Resiko Kejadian Schistosomiasis Di Desa Puroo Kecamatan Lindu Kabupaten Sigi Tahun 2014*. Palu: Fakultas Kedokteran Dan Ilmu Kesehatan, Universitas Tadulako; 2016.
8. Singh NA, Kumar MB, Bala MC. Face Recognition System Based On Surf And Lda Technique. *International Journal Of Intelligent System and Applications*. 2016;8(2).
9. Nurwidayati A. Aplikasi Teknik Diagnosis Schistosomiasis Berbasis Molekuler. *Jurnal Vektor Penyakit*. 2015;9(1):29-35.
10. Tchinda BS, Tchiotsop D, Tchinda R. Automatic Recognition of Human Parasite Cysts on Microscopic Stools Images using Principal Component Analysis and Probabilistic Neural Network. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*. 2015;4(9):26-33.
11. Sutoyo T, Edy M, Vincent S, Oky DN, Wijanarto. *Teori Pengolahan Citra*. Yogyakarta; 2009.
12. Yusman SJ, Purwanti I. *Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis Dan K Nearest Neighbor*. Universitas Haluoleo;2017.
13. Fandiansyah, Jayanti, Yusmah S, Ika PN. *Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis (LDA) dan K Nearest Neighbor*. Kendari: Fakultas Teknik, Universitas Halu; 2017.
14. Kadir, Abdul, Edi L, Susanto A, Insap P. *Performance Improvement Of Leaf Identification System Using principal Component Analysis*. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada;2012.
15. Kusumadewi S. Klasifikasi Pola Menggunakan Probabilistic Neural Network. Paper presented at: Seminar Nasional Aplikasi Teknologi 2014.
16. Santhanam T, Radhika S. Probabilistic Neural Network – A Better Solution For Noise Classification. *Journal Of Theoretical and Applied Information Technology*. 2011;27(1):39-42.
17. Yang YS, Park DK, Kim HC, Choi M, Chai J. Automatic identification of human helminthes eggs on microscopic fecal specimens using digital image processing and an artificial neural network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2001;48(6):718-730.
18. Avci D, Varol A. An expert diagnosis system for classification of human parasite eggs based on multi- class SVM. *Expert Systems with Applications*. 2009;36(1):43-48.
19. Dogantekin E, Yilmaz M, Dogantekin A, Avci E, Sengur A. A robust technique based on invariant moments—ANFIS for recognition of human parasite eggs in microscopic images. *Expert Systems with Applications*. 2008;35(3):728-738.