

DETEKSI KANKER PARU-PARU MELALUI MEDIA SPUTUM DENGAN MENGGUNAKAN PEMBELAJARAN BACK PROPAGATION DAN FILTER WAVELETT GABOR SERTA FILTER MORFOLOGY

Yudha Herlambang

Jurusan Teknik Informatika
Fakultas Teknik Universitas Trunojoyo

Email : yudha@trunojoyo.ac.id

ABSTRACT

This research will discuss about medical Electrical Topic, which based on Image Processing and Artificial Intelligence Algorithm, by using Back Propation Method . This Algorithm combined with Gabor Filter and Morfology Filter and based on pattern recognition by approaching morfem particles as the small part of the image will be detected. This research will be expected have ability to assist medical care (doctor), when determining the pre diagnosis to the patient by using sputum image from the pasien mentioned above. Then the image will be digitalized in order the data image can be processes by computer. The digitalized data formatted in the BMP file above will be processed by filtering iamge, before processed by Learning Algorithm in the next step. In this research, the author will use Wavelett Gabor Filter and Morfology Filter to be compared each other. The Output from Filtering Process will be used as the input in the Learning Process based in Back Propagation Algorithm. Then the output result from Learning Process will be analyzed about minimum error learning, the least sum squared error or absolute error. The next is validity test, which another image will be inputed to the learning system , and the result will be compared with the true result. So we can conclude about the reliability of the Learning Process mentioned above. The system is reliable if the squared and mean error (deviation) is less than 5%.

Key words : *Morfology Filtering, Wavelett Gabor, Back Propagation, Learning Process.*

1. PENDAHULUAN

Dewasa ini dengan semakin berkembangnya ilmu pengetahuan dan teknologi, seringkali pula dijumpai berjangkitnya beragam jenis penyakit yang semakin kompleks pula. Di antara jenis penyakit akut yang acapkali menyerang adalah kanker paru-paru yang disebabkan terutama sekali oleh kebiasaan merokok. Karena sebatang rokok mengandung lebih dari 4000 senyawa kimia yang berbeda, di mana banyak mengandung konsentrasi bahan senyawa karsinogen. Penyakit kanker paru ini termasuk jenis penyakit yang cukup berbahaya peringkatnya setelah penyakit jantung. Sekedar diketahui bahwasanya penyakit ini termasuk penyakit berbahaya apabila tanpa disadari sedini mungkin oleh penderitanya. Hal ini disebabkan ciri-ciri penyakit tersebut adalah hampir sama dengan gejala batuk atau influenza biasa. Di AS pada thn 2000, diperkirakan ada 164.100 kasus kanker paru. Suatu survey yang pernah diadakan pada RS Kanker Yayasan Dharmais Jakarta diperoleh keterangan bahwa kanker paru biasanya dijumpai pada usia tua dan pertengahan. Sejak tahun 1994 hingga 1998, telah dirawat sebanyak 37 penderita yg berumur 40 tahun ke bawah, yang merupakan 6 % dari seluruh penderita kanker paru. Medium pendeteksi untuk keterjangkitan penyakit kanker paru-paru tersebut selama ini dapat diperoleh melalui dahak atau sputum penderita. Adapun kualitas image dari sputum tersebut apabila berkualitas rendah, dapat menimbulkan salah tafsir atau atau decision making yang berbeda , yang berakibat salah pula dalam pengambilan diagnosa. Sehingga untuk mengatasi hal

tersebut di atas, kualitas image (gambar atau foto) dari citra dahak yang akan diolah harus dilakukan preprocessing atau filtering terlebih dahulu sebelum menginjak pada proses selanjutnya, yaitu tahap pembelajaran (learning algorithm).

1.1 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini akan dikembangkan suatu program berbantuan komputer yg menggunakan dasar algoritma jaringan syaraf tiruan (JST) atau Artificial Intelligence (AI) untuk mendeteksi kanker paru melalui pengenalan citra dahak pasien / penderita. Permasalahan dalam penelitian ini dibatasi untuk mendeteksi terhadap image dari sputum penderita, untuk menentukan apakah terdapat sel kanker paru atau tidak, berdasarkan pengenalan pola morfem pada citra / image dari sputum (dahak) pasien yang bersangkutan, melalui proses pattern recognition (pengenalan citra), yaitu proses Filtering yang menggunakan metode Morfology Filtering dan Wavelet Gabor. Adapun sistem pembelajarannya menggunakan metode Back Prop Algorithm. Pada hasil akhir test validitas akan dibandingkan Filter mana yang memiliki error terkecil dalam hal ini error mapping dan error learning, dengan metode pembelajaran Back Propagation tersebut itulah yang akan menjadi kesimpulan dalam penelitian ini.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari riset ini tak lain adalah memberikan sumbangsih dalam ilmu biomedika atau kedokteran, sehingga diharapkan dokter dapat mengambil keputusan awal sedini mungkin dengan benar dalam mendiagnosa penyakit kanker paru (lung cancer) di atas. Tujuan penelitian ini dapat dipaparkan sebagai berikut :

1. Menerapkan suatu metode jaringan syaraf tiruan yang dapat membantu mentukan klasifikasi apakah suatu image sputum dari seorang penderita terjangkau penyakit kanker paru atau masih sehat, sehingga dokter dapat mengambil keputusan aau diagnosis dengan tepat.
2. Mendisain suatu algoritme program komputer yang dapat membantu dan meningkatkan proses dan kinerja ahli patology anatomi dalam menentukan ada atau tidaknya gejala kanker paru melalui pemeriksaan citra dahak pasien.

1.3 Metodologi Penelitian

Dalam penelitian ini dilakukan langkah – langkah pengerjaan sebagai berikut :

1. Study Pustaka mengenai pengolahan citra dengan metode filter Wavelet Gabor dan Morfology Filtering maupun algoritme pembelajaran jaringan dengan Metode Back Propagation.
2. Mendefinisikan spesifikasi program komputer yang diinginkan dan tergantung keperluan.
3. Melakukan pengumpulan data berupa image sputum (slide negatif) dari dahak penderita yang telah diidentifikasi sebelumnya.
4. Melakukan digitalisasi atas data berupa foto positif dari hasil cuci cetak, dengan cara menscanner ke dalam bentuk file berekstensi *.JPG.
5. Setelah tahapan di atas, dilakukan tahap pemrosesan citra (Filtering Image).
6. Kemudian dilakukan pembelajaran pada algoritme Back Propagation Neural Network
7. Dilakukan langkah pengujian (test validitas) terhadap sample data image sputum yg lain untuk mengetahui tingkat keberhasilan (Success Rate) dan error rata-rata (error mapping) terkecil, apakah sesuai atau mendekati target yang diinginkan , atau dengan kata lain sampai seberapa tingkat penyimpangannya terhadap target yang diinginkan.

2. LANDASAN TEORI.

Image Processing merupakan suatu proses yang berhubungan erat dengan cara untuk memproses suatu image sehingga berhasil diperoleh data-data image yang dapat dimengerti dan diolah oleh komputer untuk dianalisis lebih lanjut, misalkan data mengenai actual pixel. Kedua hal tersebut di atas penting artinya dalam image pattern recognition (pengenalan pola). Secara digital suatu model image yang berpola grayscale dapat direpresentasikan ke dalam bentuk array dua dimensi. Tiap-tiap elemen pada array tertentu atau pikselnya menunjukkan intensitas (gray level) pada posisi koordinat

tertentu. Bilamana suatu image direpresentasikan dalam 8 bits (1 byte), maka hal ini berarti pada image tersebut terdapat sebanyak $2^8 - 1$ atau 255 level grayscale, yang berkisar pada range 0 -255, di mana 0 menunjukkan level intensitas (intensity level) yang paling gelap dan 255 menunjukkan level intensitas yang paling terang. Tiap elemen pada array di atas dinamakan pixel atau picture element. Dengan melakukan perubahan pada intensitas masing-masing pixel, maka representasi image secara keseluruhan akan berubah. Pada representasi color image ,tak jauh berbeda dengan representasi pada grayscale image, hanya saja tiap elemen array menunjukkan tiga warna dasar (RGB), yaitu : Red, Green, Blue. Untuk color image 24 bits, berarti terdapat tiga buah 8 bits segment, yang masing-masing menunjukkan identitas dari ketiga warna dasar RGB tersebut. Sehingga hal ini berarti bahwa masing-masing warna dasar di atas memiliki 255 level identitas dan untuk keseluruhannya terdapat 2^{24} atau sekitar 16 juta warna. Jadi berdasarkan uraian di atas bahwasanya Pengolahan Citra (Image Processing) merupakan proses yang terkait dengan peningkatan kualitas gambar (citra) bagi pengamatan manusia.

Sehubungan dengan data yang diambil dan akan diolah merupakan image, maka di sini diperlukan suatu pengolahan (pre processing) yang bertujuan untuk menyederhanakan data. Karena dengan melewati proses ini , dimaksudkan agar supaya proses pembelajaran pada jaringan akan lebih baik dan efisien, maka pelatihan akan berlangsung cepat untuk mencapai nilai yang konvergen. Informasi gambar hasil pemfilteran ini akan dipakai sebagai masukan pada bagian input layer dari suatu algoritme pembelajaran pada suatu sistem JST nantinya. Pengolahan yang dipakai di sini ialah filter untuk pengenalan obyek khususnya metode penyederhanaan gambar (Image Simplification).

Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network) merupakan suatu metode yang telah terbukti mampu memodelkan proses-proses yang tak linier. Atau dengan kata lain merupakan suatu sistem teknologi yang dikembangkan berdasarkan mekanisme kinerja otak manusia. Salah satu kelebihan yang paling menonjol ialah kemampuannya untuk melakukan learning (pembelajaran). Beberapa bidang yang telah memanfaatkan jaringan syaraf tiruan antara lain pengolahan sinyal (signal processing), kontrol otomatis , pengenalan pola (pattern recognition) dan pengenalan wicara (speech recognition). Bagian penting dari pemodelan dengan jaringan syaraf tiruan ialah pemilihan metode pembelajaran jaringan (network training) dan pemilihan arsitektur jaringan untuk sistem tersebut. Jaringan yang terlalu tidak akan memodelkan masalah dengan baik, namun ukuran jaringan yang terlalu besar akan dapat menyebabkan over fitting sehingga generalisasi menjadu buruk.

Hingga saat ini banyak metode-metode neural network yang berhasil dikembangkan berdasarkan cara melakukan trainingnya (pembelajaran). Neural Network dapat dibagi menjadi 2 bagian besar, yaitu : Supervised Learning dan Unsupervised Learning.

2.1 Supervised Training.

Algoritme ini memerlukan pasangan untuk tiap vektor masukan dengan vektor target (keluaran) yang diinginkan . Biasanya suatu sistem JST dilatih dengan cara membandingkan jumlah pasangan keluaran terhadap vektor target. Pada metode ini pola input dimasukkan ke dalam jaringan yang kemudian diolah sehingga menghasilkan output yang disebut output jaringan. Selisih dari kedua output menyatakan kesalahan (error) yang akan digunakan untuk mengubah bobot sambungan. Sehingga kesalahan akan semakin kecil dalam siklus pelatihan (epoch) berikutnya dan system akan mencapai nilai yang konvergen, dengan terbentuknya matrik bobot (weight matrix) yang paling optimum

2.2 Unsupervised Training.

Algoritme ini tidak memerlukan vektor target untuk keluarannya, sehingga tidak ada perbandingan untuk menentukan respon yang ideal. Kumpulan pola pelatihannya hanya terdiri dari vektor masukan dan algoritme pelatihan yang berfungsi sebagai pengubah / modifikasi pembobot (weight) jaringan untuk menghasilkan pola vektor, sehingga penerapan dua vektor pelatihan dengan suatu vektor lainnya yang cukup sejenis akan menghasilkan pola keluaran yang sama.

Dalam penelitian ini akan dikembangkan dan diperbandingkan antara hasil (output) learning dari Algoritme Back Propagation dengan menggunakan filter image Morfology dan Wavelett Gabor. Jaringan Syaraf Tiruan merupakan sinyal input x yang dikalikan dengan masing-masing penimbang

atau bobot (Weighted Factor). Kemudian dilakukan penjumlahan dari hasil seluruh perkalian tersebut dan keluaran yang didapat dilakuakn ke dalam fungsi aktivasi (activation) untuk mendapatkan derajad sinyal keluarannya, yaitu : $F(x,W)$.

Suatu neuron terdiri atas pembobot, penjumlah fungsi keluaran, serta dapat juga memakai elemen bias yang mempunyai harga input yang tetap biasanya bernilai 1. Dengan demikian secara otomatis input Y dapat dituliskan sebagai berikut :

$$NET_j = \sum X_{ij}W_{ij} + \theta$$

$$Y = f(NEt_j).$$

Dengan W adalah matrik yang berisi elemen-elemen pembobot input dan $f(\cdot)$ adalah fungsi keluaran jaringan.

2.3 Matematika Morfology dalam Proses Filtering.

Matematika Morfology meliputi operasi logika pada images dan didasarkan pada teory himpunan. Operasi tersebut dibentuk dari elemen struktur yang berukuran kecil dua dimensi. Morfology Matematik dikembangkan oleh Matheron dan Serra pada 1965. Konsep ini terkait dengan operasi Biner yaitu **Erosion** dan **Dilation**. Pada bentuk persamaan yang lebih umum, operasi Erosion pada suatu image A yang dibangun dengan element struktur B dituliskan sebagai $A \ominus B$ serta didefinisikan dalam logika AND atau operasi irisan dari translasi yang berbeda dari suatu images. Images A didefinisikan sebagai bentuk 2 dimensi (2D) pada ruang Euclidean. Vektor A merupakan anggota dari struktur elemen B. Dan E merupakan **Eroded Image**.

Untuk lebih jelasnya dapat dipaparkan sebaga berikut :

Bila himpunan A dan B dalam ruang Euclidean Z, maka erosi A dan B , yang ditunjukkan oleh notasi matematik : $A \ominus B = \{x, (B)_x \in A\}$, sedangkan hubungan komplementnya dituliskan sebagai berikut :

$$(A \ominus B)^C = A^C \oplus B. \text{ atau : } (A \ominus B)^C = \{x, (B)_x \in A\}^C.$$

Bermacam – macam sifat dasar dalam operasi Matematika Morfology, antara lain :

Sifat I :

Sifat Komutatif	:	$A \oplus B = B \oplus A$
Sifat Assosiatif	:	$A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C.$
Sifat Assosiatif Khusus	:	$A \oplus (B \oplus x) = (A \oplus B) \oplus x$

Sifat Operasi Dilation yang melibatkan sifat komplement dan Erosi :

$$A \oplus B = [A^C \ominus B]^C$$

Sifat Operasi Erosion yang melibatkan sifat kompelement dan Dilatasi :

$$A \ominus B = [A^C \oplus B]^C$$

Hukum Distributif Operasi Dillation dan Union (Gabungan) :

$$A \oplus (B \cup C) = (A \oplus B) \cup (A \oplus C).$$

atau :

$$(B \cup C) \oplus A = (B \oplus A) \cup (C \oplus A).$$

Hukum Distributif Operasi Dillation dan Interseksi (Irisan) :

$$A \oplus (B \cap C) = (A \oplus B) \cap (A \oplus C).$$

atau :

$$(B \cap C) \oplus A = (B \oplus A) \cap (C \oplus A).$$

Hukum Distributif Operasi Eroded dan Union (Gabungan) :

$$A \ominus (B \cup C) = (A \ominus B) \cap (A \ominus C).$$

Berikut ini suatu contoh Matrik Dilation :

$$A \oplus B = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \oplus \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix}$$

$$A \oplus B = \begin{bmatrix} ((A_{11} \oplus B_{11}) \cap (A_{12} \oplus B_{21})) & ((A_{11} \oplus B_{12}) \cap (A_{12} \oplus B_{22})) \\ ((A_{21} \oplus B_{11}) \cap (A_{22} \oplus B_{21})) & ((A_{12} \oplus B_{12}) \cap (A_{22} \oplus B_{22})) \end{bmatrix}$$

2.4 Gabor – Waveletts Filter sebagai Pengenalan Pola .

Representasi Dua Dimensi untuk Filter Gabor Wavelett dapat dinyatakan sebagai solusi optimum model Gabor 2D dalam bentuk domain space (x,y) berikut :

$$G(x,y) = G(x,y) = e^{-\pi[(x-x_0)^2/\alpha^2 + (y-y_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi i[u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)]}$$

Di mana (x_0, y_0) menyatakan posisi image , (α, β) merupakan lebar dan panjang efektif filter, serta (u_0, v_0) menyatakan modulasi vektor gelombang, yang diinterpretasikan pada koordinat sebagai frekuensi spatial $\varpi = \sqrt{u_0^2 + v_0^2}$ dan sebagai orientasi arah $\theta = \text{arc.tg.} \frac{v_0}{u_0}$. Fungsi Real dan

komplek dari filter menyatakan Associative Filter dari Simple Cells dalam Quadratur Phase (hubungan phase 90 derajat) yang ditemukan oleh Poller dan Ronner (1981) . Adapun Transformasi Fourier 2D yaitu $F(u,v)$ dari filter Gabor 2D tadi adalah merupakan inversi dari persamaan Gabor Filter di atas tadi , yaitu :

$F(u,v) = e^{-\pi[(u-u_0)^2/\alpha^2 + (v-v_0)^2/\beta^2]} e^{-2\pi i[x_0(u-u_0) + y_0(v-v_0)]}$. Jenis Filter 2D ini diperkenalkan oleh Daughman (1980). Di samping kemampuan Filter 2D Gabor dalam menyatakan besaran image dalam bentuk parameter 2D Spatial, Orientation (arah), ukuran, dan phase, maka fungsi Gabor 2D memiliki kegunaan lain, yang dapat digunakan sebagai Basis Expansi 2D Wavelet (Meyer,1986) dan kebutuhan untuk menentukan ortogonalitas (Daughman, 1988) dengan parameter antara lain : Dillation (Pembesaran), Rotation (Perputaran), dan Translation (Pergeseran). Maka bila kita misalkan $\mu(x,y)$ dipilih sebagai Generic 2D Gabor Wavelet, maka kita dapat menggeneralisasikan dari suatu fungsi menjadi fungsi sejenis, yaitu Mother Wavelet dan Daughter Wavelets. Kalau pada persamaan pertama pada sub bab ini disebut Mother Wavelets ,maka persamaan untuk Daughter Wavelets dapat diperoleh dari operasi Complete Expansion Basis, sehingga menjadi persamaan berikut :

$\lambda_{mpq\theta}(x,y) = 2^{-2m\gamma}(x',y')$, dengan mensubstitusi variabel (x',y') dengan dilatasi dari Wavelets pada ukuran tertentu misalkan 2^{-m} , maka translasi posisi (p,q) dan rotasi dengan sudut putar θ , secara matematis dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$x' = 2^{-m}[x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta)] - p$$

$$y' = 2^{-m}[-x \cdot \sin(\theta) + y \cdot \cos(\theta)] - p$$

Perlu diperhatikan bahwa sebagai konsekuensi dari sifat kesamaan, pergeseran, dan modulasi pada teorema Analisa Fourier 2D, bersama pula dengan rotasi isomorfis dari Transformasi Fourier 2D, semua akibat di atas dari proses generalisasi persamaan yang telah disebutkan tadi, maka bila diterapkan pada model 2D Mother Wavelets $\gamma(x,y) = G(x,y)$, pada saat menggenerate 2ED Gabor Daughter Waveletts $\lambda_{mpq\theta}(x,y) = 2^{-2m\gamma}(x',y')$ adalah merupakan efek kebalikan transformasi Fourier 2D (u,v) tanpa adanya perubahan dalam bentuk fungsional (Daughman, 1985). Family 2D

Wavelets Filter dan 2D Transformationnya merupakan hubungan yang dekat dengan grup transformasi Dilation, Rotation dan Convolutions.

2.5 Algoritma Pembelajaran Back Propagation Neural Network .

Algoritme Back Prop jenis standar memiliki alur pembelajaran dengan algoritme sebagai berikut :

→ **Langkah Awal** : Inisialisasi Bobot. (diset pada nilai random yang kecil).

→ **Langkah 1** : Pada saat kondisi (kriteria) stopping belum dicapai, kerjakan instruksi 2 hingga 9 dalam nested loop sebagai berikut , hingga tercapainya kriteria stopping.

→ **Langkah 2** : Untuk masing-masing pasangan training, kerjakan instruksi 3-8 sebagai berikut :

→ **Langkah 3** : masing-masing unit input ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) menerima sinyal input $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ dan menyebarkan sinyal tersebut pada semua unit pada lapisan di atasnya (hidden units).

→ **Langkah 4** : Masing-masing Hidden Unit (z_1, z_2, z_3, z_4) menjumlahkan sinyal input terhadap bobotnya . (Weight).

$Z_{in_i} = v_{oj} + \sum x_i v_{ij}$, dan membangkitkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya , yaitu : $z_j = f(z_{in_j})$., serta mengirimkan sinyal ini kepada semua unit pada layer berikutnya (output units).

→ **Langkah 5** : Masing-masing output unit ($Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m$) menjumlahkan sinyal input terhadap bobotnya dan membangkitkan fungsi aktivasinya untuk menghitung sinyal outputnya.
 $y_k = f(y_{in_k})$.

2.6 Error Back Propagation

→ **Langkah 6** : Masing-masing unit output ($Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_m$) menerima suatu target yang bersesuaian dengan pola training pada input, untuk menghitung informasi errornya $\delta_k = (t_k - y_k) \cdot f'(y_{in_k})$, kemudian menghitung koreksi bobot untuk mengupdate bobot berikutnya $\Delta w_{jk} = a \delta_k z_j$, lantas menghitung koreksi bias bobotnya :

$\Delta w_{ok} = a \delta_k$, dan mengirim δ_k menuju unit pada lapisan sebelumnya.

→ **Langkah 7** : Masing-masing Hidden Unit ($Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_p$) menjumlahkan delta input (dari unit unit pada lapisan sebelumnya).

$\delta_{in_j} = \sum \delta_k w_{jk}$, yang dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi error, kemudian menghitung koreksi bobotnya (pengerjaan mengupdate v_{ij} yang berikutnya, yaitu : $\Delta v_{ij} = a \delta_j x_i$, dan menghitung koreksi bias (dipergunakan untuk mengupdate berikutnya), yaitu : $\Delta v_{oj} = a \delta_j$.

→ **Langkah 8** : Langkah mengupdate bobot dan bias. Masing-masing unit output (Y_1, Y_2, \dots, Y_m) mengupdate bias dan bobotnya , yaitu : $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$

Masing-masing hidden unit (Z_1, Z_2, Z_3, \dots) mengupdate bias dan bobotnya ($i = 0, \dots, n$) : sehingga : $v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$

→ **Langkah 9** : Bandingkan dengan stopping criteria , apakah sudah tercapai atau belum. Bila belum kembali ke langkah 2, bila sudah tercapai, algoritme dihentikan.

3. PERENCANAAN DAN PENERAPAN PADA SISTEM MEDIS.

Penelitian ini mempergunakan sistem perangkat keras utama berupa scanner HP Scanjet 4C untuk langkah digitalisasi image yang merubah citra image dalam bentuk positif menjadi file berformat atau berekstensi BMP (Bitmap) untuk dilakukan tahap pre processing atau pemfilteran yaitu pemrosesan citra lebih lanjut pada tahap nantinya. Hardware yang dipakai penulis antara lain menggunakan Pentium 233 MMX, RAM 64 MB, VGA Card 4 MB. Adapun software yang dipergunakan dalam bahasa Java karena merupakan bahasa pemrograman yang berbasis pada algoritma Pengenalan Obyek (Object Oriented Programming atau OOP). Sehingga dengan mendefinisikan ciri-ciri obyek yang akan dikenali dalam alur pembelajaran, maka obyek-obyek yang lain atau image lainnya akan dibandingkan dengan obyek yang telah dipergunakan dalam pembelajaran dan telah didefinisikan ciri-ciri image sputum tersebut pada bagian deklarasi pemrograman Java di atas. " Jawaban" yang diberikan algoritme setelah membandingkan antar obyek adalah merupakan Output JST dan Error Mapping yang akan disajikan pada tahap pengujian validitas sistem.

3.1 Metodologi dan Langkah-langkah Penelitian

Penelitian ini memiliki dua tahapan besar dalam pengerjaannya, yaitu tahap persiapan dan tahap pelaksanaan penelitian. Tahap persiapan terdiri atas :

1. Pengumpulan data mentah berupa slide (klise negatif) yang menunjukkan hasil pemeriksaan dahak calon penderita, setelah mengalami analisa Laboratorium Patology Anatomik dalam jumlah secukupnya dan telah diidentifikasi dengan bantuan dokter untuk jenis sakit dan sehat.
2. Pengambilan gambar positif (foto) dari slide (klise negatif) di atas, yang dicuci cetak pada ukuran 3R (12,5x8,5cm) dan data image ini masih bertipe analog.
3. Proses Digitalisasi, untuk mengubah foto (analog) diatas menjadi citra digital agar siap diproses di komputer, menjadi bentuk file berformat Bitmap (BMP). Proses digitalize ini dilakukan dengan menggunakan scanner pada resolusi 300 dpi (dots per inch), pada kedalaman warna (color depth) 16 juta warna atau 24 bit, dan diperoleh citra berukuran 500x750 pixel.

Tahap pelaksanaan penelitian terdiri dari tahap pengolahan citra (image processing) dalam hal ini Filtering , tahap pembelajaran (learning) dan tahap pengujian validitas untuk sample image lainnya yang akan dikenali sistem. Dalam file berformat BMP ini akan dilakukan tahap pre processing yaitu Filtering berupa pengenalan obyek terhadap sample image. Hasil keluaran dari proses filter ini dimaksudkan untuk dapat diolah oleh system pembelajaran (tahap learning) yaitu Back Propagation Neural Network. Kemudian dilakukan pengujian validitas untuk mengetahui tingkat keberhasilan atau tingkat error pada masing-masing filter yang digunakan, yaitu Filter Morfology dan Filter Wavelet Gabor. Selain itu juga akan dibandingkan filter mana yang memiliki error learning yang kecil dan hasil yang mencapai waktu semimum mungkin dalam hal pencapaian error learning yang konvergen (10% error)

3.2 Tahap Pembelajaran (Learning).

Untuk keperluan pembelajaran, parameter input yang dipakai ialah seluruh piksel dari citra. sehingga input jaringan adalah $50 \times 75 = 3750$ input. Sedangkan parameter outputnya adalah 1 yang berarti positif kanker dan output 0 yang berarti sehat (negatif). Fungsi Aktivasi yang dipergunakan dalam pembelajaran Back Propagation Neural Network ialah binary sigmoid sebagai fungsi aktivasi sinyal, yang didefinisikan sebagai :

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

dengan x adalah input, sedangkan output dari hasil pembelajaran di atas memiliki nilai yang berselang antara 0 sampai dengan 1. Adapun turunan dari fungsi di atas, ialah :

$$f'(x) = f(x) [1 - f(x)]$$

Dalam proses pembelajaran kriteria yang digunakan untuk penghentian program ialah :

1. Kesalahan rms (root mean square), yaitu apabila kesalahan rms telah mencapai nilai tertentu yang mendekati nol, misalkan 0,1, dalam grafik error pembelajaran.
2. Pertimbangan over training.

3.3 Tahap Pengujian Validitas (Validity Test)

Hasil dari proses learning adalah pembobot yang sesuai bagi sekumpulan data image yang dipakai untuk proses pembelajaran tadi. Diharapkan pembobot optimal (optimum weight) yang telah diperoleh dari hasil proses pembelajaran tadi mampu untuk melakukan generalisasi terhadap data-data image lainnya., misalkan data-data pengujian, baik itu termasuk data pembelajaran atau data di luar pembelajaran. Dalam hal ini, proses pengujian adalah berguna untuk menentukan pendeteksian terhadap citra dahak, apakah bisa Simulasi yang dirancang ini mampu “ menjawab “ suatu image positif kanker apabila penderita terjangkit dengan harga output mendekati 1 ataukah mendekati nol apabila image sputum pasien yang bersangkutan tersebut sehat. Dalam hal ini patut diketahui bahwasanya output dari pengujian tidak pernah bernilai persis satu atau nol seperti target, namun mendekati. Sehingga dari selisih atau deviasi output jaringan terhadap target inilah yang akan diketahui tingkat keberhasilan untuk tiap filter image yang dipakai, yang akan dibandingkan error rata-ratanya tersebut (error mapping dan error learning).

4. PENYAJIAN HASIL PEMBELAJARAN DAN PENGUJIAN

Setelah dilakukan tahap pemfilteran dan pembelajaran dengan Algorithme Back Propagation, maka dilakukan pengujian validitas terhadap image sputum yang diinputkan untuk dianalisa tingkat keberhasilannya, serta dibandingkan antara Metode Filtering Morfology dan Wavelet Gabor.

Tabel 1. Perbandingan Error Pembelajaran Untuk Filter Wavelet Gabor dan Filter Morfology Gradient dengan menggunakan Pembelajaran Back Propagation Neural Network.

Iterasi ke	Error Filter Wavelet Gabor	Error Filter Morfology
1	0.454444	0.3569878
2	0.4503143	0.3569878
3	0.446206	0.3535487
4	0.4421237	0.3501451
5	0.4380686	0.3434428
6	0.4340418	0.3401435
7	0.4300444	0.3368781
8	0.4260776	0.3336463
9	0.4221423	0.3304478
10	0.4182394	0.3272822
11	0.41437	0.324161
12	0.4105348	0.3210483
13	0.4067346	0.3179793
14	0.4029702	0.3149417
15	0.3992423	0.3119354
16	0.3955515	0.3089599
17	0.3918985	0.3060148
18	0.3882837	0.3031304
19	0.3847076	0.3002149
20	0.3811706	0.2973594
21	0.3776732	0.2945331
22	0.3742157	0.2917357
23	0.3718082	0.2889668
24	0.3684311	0.2872362
25	0.3650945	0.2845236

Tabel 2. Perbandingan Output hasil Pembelajaran Algorithme Back Prop Neural Network dengan menggunakan Filter Morfology dan Wavelet untuk 25 data secara input random

Data ke	Filter Wavelet Gabor	Filter Morfology Gradient	Nilai Ideal	Error Absolut Filter Wavelet	Error Absolut Filter Morfology
1	0.876197	0,920430	1	0.123803	0.079570
2	0.879341	0.923574	1	0.120659	0.076426
3	0.881289	0.925522	1	0.118711	0.074478
4	0.881301	0.925534	1	0.118699	0.074466
5	0.879153	0.923386	1	0.120847	0.076614
6	0.888362	0.932595	1	0.111638	0.067405
7	0.886878	0.931111	1	0.113122	0.068889
8	0.887217	0.931450	1	0.112783	0.068550
9	0.888282	0.932515	1	0.111718	0.067485
10	0.889874	0.934107	1	0.110126	0.065893
11	0.890163	0.934396	1	0.109837	0.065604
12	0.890143	0.934646	1	0.109587	0.065354
13	0.897853	0.942086	1	0.102147	0.057914
14	0.900164	0.944397	1	0.099836	0.055603
15	0.900106	0.944339	1	0.099894	0.055661
16	0.900464	0.944697	1	0.099536	0.055303
17	0.899476	0.943709	1	0.100524	0.056291
18	0.903464	0.947697	1	0.096536	0.052303
19	0.901616	0.945849	1	0.098384	0.054151
20	0.900378	0.944611	1	0.099622	0.055389
21	0.157346	0.114530	0	0.157346	0.114530
22	0.154763	0.114426	0	0.154763	0.114426
23	0.153475	0.114312	0	0.153475	0.114312
24	0.148746	0.112566	0	0.148746	0.112566
	Error Rerata			0,11634746	0,07288
	Varians			0,000415831	0,000354641
	StandarDeviasi			0,020391943	0,018831902

5. KESIMPULAN

Pada tabel 1 kita saksikan bahwa pada tiap epoch atau iterasi , Filter Morfology mencapai error yang lebih kecil daripada Filter Wavelet Gabor, dengan asumsi kedua-dua menggunakan pembelajaran algoritme Back Propagation Neural Network. Pada iterasi yang ke-25, Filter Wavelet Gabor mencapai **error rms 0,365** dan Filter Morfology mencapai **error rms** yang lebih kecil, yaitu **0,284**. Sehingga dapat kita tarik kesimpulan bahwa Error Learning Filtering Morfology lebih baik daripada Filter Wavelet Gabor.

Dari hasil-hasil pengujian validitas yang tampak pada tabel 2 di atas , dapat dipetik kesimpulan bahwa Hasil pembelajaran Back Propagation dengan menggunakan Filter Morfology adalah yang lebih mendekati akurasi terhadap target daripada menggunakan Filter Image Processing Wavelet Gabor atau dengan kata lain Error Mapping Filter Morfology mencapai tingkat keberhasilan dalam mengidentifikasi gejala kanker lebih baik daripada Filter Wavelet Gabor sehingga tingkat Kesalahan Rerata (Mean Error) Filter Morfology adalah lebih kecil daripada Mean Error Filter Wavelet-Gabor. Terlihat bahwa Mean Error Filter Wavelet Gabor sebesar **0,11634746** dan Mean Error Filter Morfology hanya sebesar **0,07288** saja.

Demikian pula Varian yang diperoleh Filter Morfology (**var= 0,0003**) lebih kecil daripada varian yang diperoleh Filter Wavelet Gabor (**var = 0,0004**) . Maka Standard Deviasi Filter Morfology (**std = 0,0188**) juga lebih kecil daripada Standard Deviasi Filter Wavelet Gabor(**std = 0,020391943**).

Dengan demikian bahwa Filter dengan Error Pembelajaran yang lebih baik akan menghasilkan Error Mapping yang lebih kecil dan tingkat keberhasilan yang lebih sukses daripada Filter lain sebagai pembandingnya , setelah dilakukan uji validitas.

- Hal-hal di bawah ini kiranya perlu diketahui untuk perbaikan penelitian lebih lanjut :
1. Algoritme Back Propagation Neural Network di atas dapat dikembangkan pada algoritme pembelajaran yang bekerja secara simultan sehingga menghasilkan Intelligent Filterig yang berbasis Perbandingan Object (Object Segmentation) yang disupport oleh Object Oriented Programming.
 2. Penelitian ini hendaknya dapat ditingkatkan dengan merancang suatu algoritme yang dapat digunakan untuk menentukan banyaknya jumlah sel kanker (pendekatan kuantitas) yang menyerang suatu jaringan tubuh tertentu, tidak hanya sebatas mendeteksi apakah suatu gambaran obyek terserang penyakit kanker atau tidak, sehingga akan dapat mengarah pada tingkat stadium tertentu berdasarkan taraf keparahan pasien yang bersangkutan dan akan menghasilkan output yg lebih presisi.
 3. Penelitian ini dapat pula dikembangkan lebih jauh untuk menghasilkan algoritme dan simulasi yang lebih kompleks, misalkan penentuan lokasi sel kanker dan merujuk pada koordinat x,y,x dalam lingkup 3 dimensi terhadap obyek paru-paru pasien.

6. REFERENSI

- American Lung Association [2000], "Facts About Lung Cancer", <http://www.lungusa.org/disease/lungcanc.html>.
- Charles G, and Dougherty ER, "Morphological Methods in Image and Signal Processing", Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1995.
- Daughman J and Downing C, "Gabor Wavelets for Statistical Pattern Recognition", Handbook of Brain Theorem, Part III : Articles , page : 414-419, Massachusetts Institute of Technology, 1998.
- Fausett L, "Fundamental of Neural Network", Prentice Hall Incorp, Englewood Cliffs, New Jersey , 1999.
- Kosko B, "Neural Networks and Fuzzy Systems", A dynamical Systems Approach to Machine Intelligence; Prentice Hall, Incorp, Englewood Cliffs, New Jersey, 1998.
- Penedo MG and Carreira MJ, "Compute Aided Diagnosis : A Neural Network Based Approach to Lung Nodule Detection", IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol 71 No: 6, 17 December 1998.
- Pornomo MH, "Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan"; paper, Laboratorium Optik, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya (PENS), 1997.
- Rachid and Sammouda," Segmentation of Sputum Color Image for Lung Cancer Diagnosis Based on Neural Network", IEEE Information & System, Vol E81-D, No. 08, pp 862-871,1999.