

Klasifikasi Diabetik Retinopati Menggunakan Wavelet Haar dan Backpropagation Neural Network

Suwanto Sanjaya¹, Arif Mudi Priyatno², Febi Yanto³, Iis Afrianty⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. HR. Soebrantas No. 155 Simpang Baru, Panam, Pekanbaru, 28293
e-mail: ¹suwantosanjaya@uin-suska.id, ²arif.mudi.priyatno@students.uin-suska.ac.id,
³febi.yanto@uin-suska.ac.id, ⁴iis.afrianty@uin-suska.ac.id

Abstrak

Diabetik retinopati merupakan penyakit yang menyerang retina mata dan dapat menyebabkan kebutaan. Tingkat keparahan diabetik retinopati terbagi atas empat yaitu Normal, Diabetik Retinopati Non-proliferative (NPDR), Diabetik Retinopati Proliferative (PDR) dan Makula Endema (ME). Pada dasarnya diabetik retinopati dapat diamati menggunakan kamera fundus tetapi membutuhkan waktu yang cukup lama. Sehingga pada penelitian ini diterapkan ilmu pengolahan citra dan Jaringan Syaraf Tiruan sebagai cara lain untuk mengelompokkan penyakit diabetik retinopati. Wavelet Haar digunakan sebagai ekstraksi ciri citra retina mata dan Backpropagation Neural Network (BPNN) digunakan sebagai Metode klasifikasinya. Data yang digunakan bersumber dari messidor database. Jumlah data yang digunakan adalah sebanyak 612 citra (153 data setiap kelas). Berdasarkan hasil pengujian, akurasi tertinggi sebesar 56,25% dengan ukuran citra 2440 x 1448 piksel, haar level ke-4 serta persentase perbandingan data latih dan data uji 95%:5%, Learning rate 0,01. Berdasarkan hasil tersebut, algoritme wavelet haar kurang mampu mengenali ciri dari diabetik retinopati.

Kata kunci: backpropagation neural network, diabetik retinopati, klasifikasi, messidor, wavelet haar

1. Pendahuluan

Posisi negara Indonesia sebagai negara penderita diabetes yang dikemukakan oleh Prof. Dr. Sidartawan Soegondo tahun 2005 bahwa Indonesia menjadi negara nomor empat terbanyak tentang kasus diabetes. Hal ini beliau sampaikan berdasarkan data World Health Organization (WHO), dimana laporan dari WHO tentang urutan kasus diabetes pada tahun 2000 yaitu India dengan jumlah kasus 31,7 juta, Cina dengan jumlah kasus 20,8 juta, Amerika Serikat dengan jumlah kasus 17,7 juta dan posisi ke empat yaitu Indonesia dengan jumlah kasus 8,4 juta orang. Menurut WHO jumlah penderita diabetes seluruh dunia yaitu sebanyak 143 juta penderita. Secara jumlah ini diprediksikan akan meningkat dua kali lipat pada tahun 2030 serta 77% akan terjadi di negara berkembang contohnya seperti Indonesia [1].

Salah satu akibat dari komplikasi penyakit diabetes melitus adalah diabetik retinopati, yaitu penyakit yang menyerang retina mata dan dapat mengakibatkan kebutaan [2]. Diabetik retinopati berawal dari lemah atau hancurnya kapiler yang terdapat pada retina mata, lalu darah bocor serta selanjutnya terjadi penebalan, pendarahan dan pembengkakan yang luas. Hal tersebut berakibat penglihatan menjadi kabur hingga akhirnya terjadi kebutaan [3]. Ciri-ciri diabetik retinopati diantaranya yaitu neovasklurasi, soft exudates, hard exudates, mikroneurisma dan hemorrhages [4].

Dokter spesialis mata melakukan pengelompokan terhadap ciri-ciri tersebut dengan melakukan pengamatan pada citra retina mata yang diambil dengan menggunakan kamera fundus [5]. Cara tersebut kurang efektif dikarenakan waktu yang lama dalam pengamatan yang akan memungkinkan terjadinya kesalahan dalam melakukan suatu pengamatan tersebut. Hal ini mengakibatkan lambat serta sulitnya dokter spesialis untuk melakukan penentuan terapi yang dapat diberikan kepada pasien [6]. Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, maka diperlukan pengolahan citra yang lebih mendalam untuk melakukan pengelompokan tanda-tanda dari diabetik retinopati. Perbedaan dari tanda-tanda tersebut dilakukan dengan melakukan ekstraksi ciri yang melakukan pencarian perbedaan energi dari tanda-tanda citra tersebut. Selanjutnya energi yang didapatkan tersebut akan dilakukan pengelompokan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan Backpropagation Neural Network (BPNN).

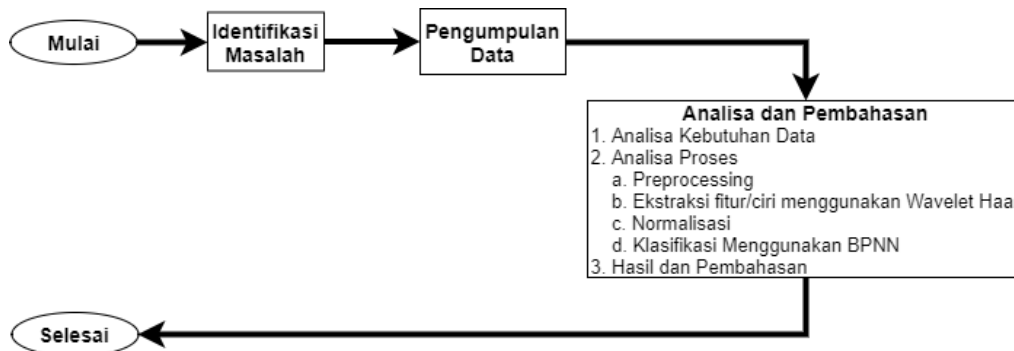
Penelitian sebelumnya tentang wavelet haar atau backpropagation yaitu [7] identifikasi tanda tangan dengan menggunakan metode wavelet haar hingga level ke-4 dan melakukan pengelompokan dengan jaringan syaraf tiruan backpropagation menghasilkan hasil optimal

dengan menggunakan dua hidden layer dan masing-masing menggunakan 20 serta 10 node yang memiliki akurasi sebesar 95,56 % dan 100%. Penelitian lainnya [8] tentang pengenalan wajah dengan menggunakan wavelet haar dan jarak euclidean dengan menggunakan 5 basis data yang memiliki akurasi masing-masing yaitu 63,33%, 82,67%, 92,67% 95,33% dan 96%. Lalu pada penelitian [9] tentang perbandingan wavelet haar dan doubechies serta pengklasifikasian menggunakan backpropagation menghasilkan akurasi tertinggi wavelet haar sebesar 93,33 % dan wavelet doubechies 92,22 %. Penelitian [10] pengenalan sidik jari dengan transformasi wavelet dan pengelompokan menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation menghasilkan akurasi terbaik sebesar 96,36%. Penelitian [11] tentang pengenalan pola huruf java dengan menggunakan jaringan syaraf backpropagation neural network menghasilkan akurasi sebesar 99,563%. Selain itu penelitian yang membandingkan antara Backpropagation dan learning vector quantization yang diteliti oleh [12] tentang klasifikasi diabetes mellitus menghasilkan tingkat akurasi backpropagation lebih tinggi dibandingkan dengan learning vector quantization.

Penelitian sebelumnya tentang diabetik retinopati yang telah dilakukan yaitu Segmentasi Optic pada penderita diabetik retinopati menggunakan GSF Snake [13]. Pada penelitian tersebut dilakukan pendeteksian exudate, bercak darah pada mata yang diakibatkan oleh penyakit diabetik retinopati. Selain itu penelitian ini dikhususkan pada optic disk atau pusat syaraf mata. Pusat syaraf mata merupakan titik pusat dari retina mata serta letak dimana terjadi pertemuan seluruh syaraf mata.

2. Metodologi Penelitian

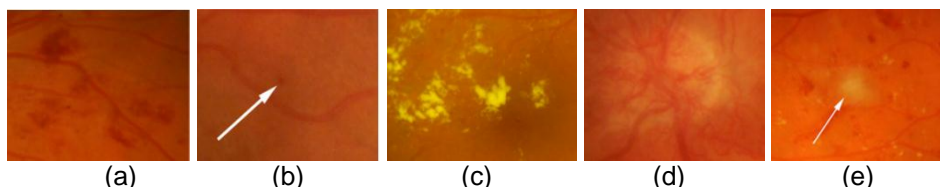
Tahapan atau langkah-langkah pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

A. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan berupa data sekunder yang bersumber dari messidor database. Jumlah data yang digunakan sebanyak 612 citra yang terbagi menjadi 4 jenis diabetik retinopati yaitu Normal, Diabetik Retinopati Non-proliferative (NPDR), Diabetik Retinopati Proliferative (PDR) dan Makula Endema (ME). Gejala Diabetik Retinopati dapat dilihat pada Gambar 2 [4].

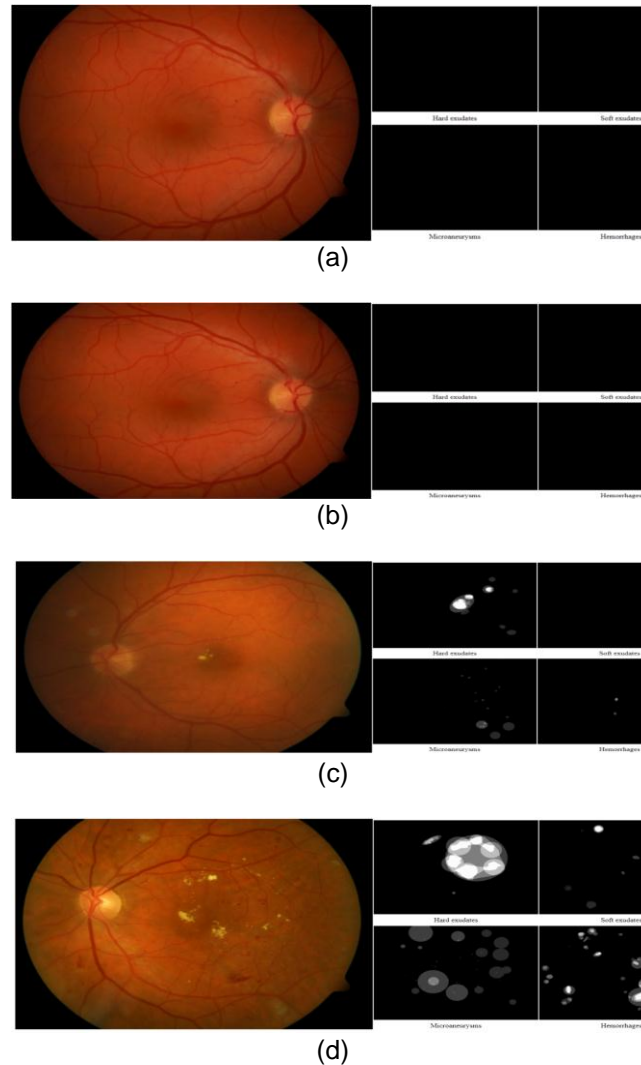


Gambar 2. Gejala Diabetik Retinopati (a) Mikroaneurisma, (b) haemorrhages, (c) hard exudates, (d) soft exudate, (e) neovascularization

Mikroaneurisma adalah suatu penonjolan pada dinding kapiler yang terutama pada vena yang berbentuk bintang merah serta kecil yang posisinya berada didekat pembuluh darah terutama pada polus posterior, seperti pada Gambar 2(a). Terlihatnya pendarahan dalam bentuk, bercak, titik serta garis yang berada dekat mikroaneurisma pada polus posterior, seperti pada Gambar 2(b). Hard exudate adalah infiltrasi lipid di retina seperti pada Gambar 2(c). Soft

exudate atau cotton wool patches adalah iskemia pada retina seperti pada Gambar 2(d). Neovaskularisasi adalah pembuluh darah baru retina yang berada di permukaan jaringan seperti pada Gambar 2(e).

Jenis diabetik retinopati [14] dapat dilihat pada Gambar 3 berdasarkan gejala-gejala pada Gambar 2.



Gambar 3. (a) Normal, (b) Retinopati Non-proliferative, (c) Retinopati Proliferative, (d) Makula Endema

Pada Gambar 3(a), Kondisi mata normal dapat dikatakan apabila mata tidak terkena dari tanda-tanda diabetik retinopati. Secara perhitungannya dikatakan normal apabila jumlah Mikroaneurisma dan haemorrhages adalah 0. Gambar 3(b) menjelaskan kondisi mata yang terkena retinopati non-proliferative yaitu ditandai dengan terdapatnya gejala Mikroaneurisma. Pada tingkat keparahan ini jumlah Mikroaneurisma yaitu antara 0 sampai dengan 5 buah serta pada tingkat ini belum adanya tanda haemorrhages. Gambar 3(c) menjelaskan kondisi mata yang terkena diabetik retinopati proliferative ditandai dengan terdapatnya gejala Mikroaneurisma atau haemorrhages. Jumlah dari gejala Mikroaneurisma yaitu antara 5 hingga 15 buah sedangkan jumlah haemorrhages yaitu 0 hingga 5 buah. Pada kondisi ini belum adanya gejala neovascularization. Gambar 3(d) menjelaskan Kondisi mata yang terkena makula edema yaitu ditandai dengan mengalami gejala Mikroaneurisma, atau haemorrhages atau neovascularization. Jumlah Mikroaneurisma lebih dari 15 buah, jumlah haemorrhages lebih dari 5 buah serta telah mengalami neovascularization.

B. Analisa Kebutuhan Data

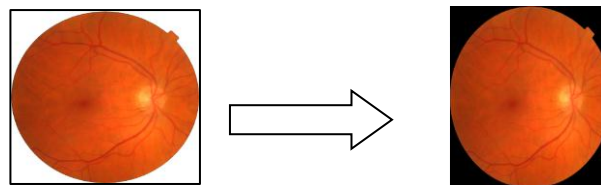
Masing-masing jenis Diabetik Retinopati memiliki jumlah citra sebanyak 153 citra. Ukuran citra yang akan diuji pada penelitian ini adalah 2304x1536 piksel, 2240x1488 piksel, dan 1440x960 piksel.

C. Analisa Proses

Proses yang dilakukan pada penelitian ini akan dibagi menjadi tiga tahapan yaitu pengolahan awal (preprocessing), ekstraksi ciri dengan wavelet haar, normalisasi dan pengelompokan dengan menggunakan Backpropagation. Setiap tahapan pada proses tersebut memiliki kaitan. Proses diawali dengan pre-processing. Tahap selanjutnya melakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan wavelet haar dan terakhir baru dilakukan pengelompokan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan Backpropagation.

1) Preprocessing

Preprocessing yang dilakukan yaitu melakukan penghilangan background secara manual dengan bantuan aplikasi GIMP. Gambaran tahapan preprocessing dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Gambaran tahap preprocessing

Gambar 4 menggambarkan proses penghapusan background pada citra Diabetik Retinopati yang digunakan pada proses ekstraksi ciri.

2) Ekstraksi ciri menggunakan Wavelet Haar

Setelah melalui tahap preprocessing, maka selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri/fitur menggunakan algoritme wavelet haar. Algoritme wavelet haar adalah sebagai berikut [10]:

1. Menyiapkan citra retina mata yang akan di proses.
2. Citra tersebut dilakukan proses transformasi.

$$M = \begin{matrix} T_{11} & T_{21} & T_{n1} \\ T_{12} & T_{22} & T_{n2} \\ T_{1n} & T_{2n} & T_{nn} \end{matrix} \quad M' = \begin{matrix} T_{11} & T_{12} & T_{1n} \\ T_{21} & T_{22} & T_{2n} \\ T_{n1} & T_{n2} & T_{nn} \end{matrix} \dots\dots\dots (1)$$

3. Citra hasil transformasi dilakukan proses filter lowpass[15] atau filter highpass[15] terhadap baris.

$$\text{Filter Highpass} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{Filter lowpass} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3)$$

4. Hasil filter lowpass baris dilakukan proses transformasi kembali, lalu dikalikan dengan filter lowpass kolom maka akan mendapatkan subband LL.
5. Hasil filter lowpass baris dilakukan proses transformasi kembali, lalu dikalikan dengan filter highpass kolom maka akan mendapatkan subband LH.
6. Hasil filter highpass baris dilakukan proses transformasi kembali, lalu dikalikan dengan filter lowpass kolom, maka akan mendapatkan subband HL.

7. Hasil filter highpass baris dilakukan proses transformasi kembali, lalu dikalikan dengan filter highpass kolom, maka akan mendapatkan subband HH.
8. Setelah mendapatkan subband hasil wavelet haar, maka selanjutnya menghitung nilai energi dengan persamaan berikut [16]:

$$e = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j)| \dots\dots\dots (3)$$

Keterangan persamaan 4:

- e : nilai energi
- i : baris matriks
- j : kolom matriks
- M : banyak baris
- N : Jumlah kolom
- $x(i,j)$: nilai pixel matriks

3) Normalisasi

Setelah mendapatkan nilai energi dari wavelet haar, maka selanjutnya dilakukan normalisasi data dengan menggunakan persamaan berikut [17]:

$$X' = \frac{0.8(x-a)}{b-a} + 0.1 \dots\dots\dots (4)$$

Keterangan Persamaan 5:

- X' : hasil normalisasi
- x : data yang belum dinormalisasi
- a : data terkecil
- b : data terbesar

4) BPNN

Nilai hasil proses normalisasi digunakan sebagai masukan (input) pada algoritme BPNN. Proses BPNN digunakan untuk melakukan pengelompokan jenis diabetik retinopati. Berikut ini algoritme BPNN [17]:

- Tahap 1: Inisialisasi. Melakukan inisialisasi bobot serta bias (dilakukan pengesetan dengan sembarang angka yang diambil secara acak (random). Serta melakukan inisialisasi maksimal iterasi, learning rate serta toleransi error.
- Tahap 2: Melakukannya selama kondisi untuk berhenti belum terpenuhi. Untuk kondisi berhenti dapat dilakukan dengan maksimum iterasi atau dengan toleransi error yang diberikan. Apabila kondisi telah sampai pada iterasi maksimum maka proses berhenti atau apabila kondisi toleransi error telah kurang atau telah sama maka proses berhenti.
- Tahap 3: Unit input (X_1, X_2, \dots, X_i) mendapat signal input lalu melakukan penyebaran ke semua hidden layer yang ada.
- Tahap 4: Hidden (Z_1, Z_2, \dots, Z_i) melakukan perhitungan signal input beserta dengan bobot dan biasnya menggunakan rumus berikut:

$$Z_{in_j} = V_0j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots (5)$$

Lalu dengan memakai fungsi aktivasi yang sudah ditentukan maka akan diperoleh output dari hidden yang ada. Persamaan yang digunakan yaitu:

$$y_k = f(z_{in_j}) \dots\dots\dots (6)$$

- Tahap 5: Output (Y_1, Y_2, \dots, Y_i) melakukan perhitungan dari signal hidden bersama dengan bias dan bobotnya menggunakan persamaan berikut:

$$Z_{in_k} = V_0k + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \dots\dots\dots (7)$$

Lalu dengan memakai fungsi aktivasi yang sudah ditentukan dari awal maka diperoleh signal output.

$$y_k = f(y_{in_k}) \dots\dots\dots (8)$$

Tahap 6: Selanjutnya dilakukan perhitungan kesalahan antara target dengan output yang dikeluarkan dengan menggunakan metode Mean Absolute Persentase Error. Apabila belum terpenuhi syarat tersebut maka dilakukan perhitungan koreksi error (δ_k) menggunakan persamaan berikut ini:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \dots\dots\dots (9)$$

Tahap 7: Hidden ($Z_1, Z_2 \dots\dots Z_j$) melakukan perhitungan bobot yang telah dikirim oleh unit output. Untuk kondisi pertama maka persamaan yang digunakan:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^n \delta_k W_{jk} \dots\dots\dots (10)$$

Lalu hasil dari persamaan di atas dilakukan perkalian dengan turunan dari fungsi aktivasi agar memperoleh faktor error. Persamaan yang digunakan sebagai berikut:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \dots\dots\dots (11)$$

Tahap 8: Output ($Y_1, Y_2 \dots Y_k$) melakukan perubahan bobot dari setiap unit hidden dengan persamaan berikut ini:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \dots\dots\dots (12)$$

Begitu juga dengan hidden ($Z_1, Z_2 \dots Z_j$) dilakukan perubahan bobot dengan persamaan berikut:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \dots\dots\dots (13)$$

Tahap 9: Melakukan pemeriksaan kondisi berhenti.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan beberapa ketentuan, yaitu:

- a. Ekstraksi ciri yang digunakan yaitu wavelet haar pada level 1 dan level 4.
- b. Ukuran citra yang diuji adalah 2304 x 1536 piksel, 2240 x 1488 piksel, dan 1440 x 960 piksel.
- c. Pada BPNN, pelatihan menggunakan learning rate 0.01. Maksimum iterasi/epoch yang digunakan adalah 100.000 iterasi, dan data latih yang digunakan untuk pelatihan adalah 70%, 80%, 90% dan 95% dari total 612 citra.
- d. Data uji yang digunakan dalam pengujian adalah 30%, 20%, 10% dan 5% dari total 612 citra.

Hasil ekstraksi ciri wavelet haar dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2. Pada Tabel 1 dan Tabel 2 terlihat jumlah data yang di ekstraksi ciri yaitu sebanyak 612 data. Setiap data masing-masing memiliki nilai LL untuk Red, LL untuk Green, dan LL untuk Blue. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 1 untuk hasil ekstraksi ciri wavelet haar level 1, dan Tabel 2 untuk hasil ekstraksi ciri wavelet haar level 4.

Tabel 1. Hasil ekstraksi ciri wavelet haar level 1

	1	2	3	4	5	6	...	612
LL1 R	374.1	233.8	360.5	313.5	365.6	361.5	...	186.2
LL1 G	194.3	95.5	103.4	149.2	163.9	164.6	...	91.9
LL1 B	83.6	26.1	19.9	43.2	37.1	41.2	...	30.6

Tabel 2. Hasil ekstraksi ciri wavelet haar level 4

	1	2	3	4	5	6	...	612
LL4 R	2993.2	1870.1	2883.9	2507.7	2924.9	2891.8	...	1489.2
LL4 G	1554.6	764.2	827.1	1194.2	1311.7	1317.3	...	735.6
LL4 B	669.1	208.6	159.8	345.4	296.6	329.0	...	245.1

Berdasarkan hasil dari ekstraksi ciri selanjutnya dilakukan proses normalisasi untuk menyeragamkan rentang nilai yang digunakan sebagai vektor masukan pada metode BPNN. Hasil normalisasi dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

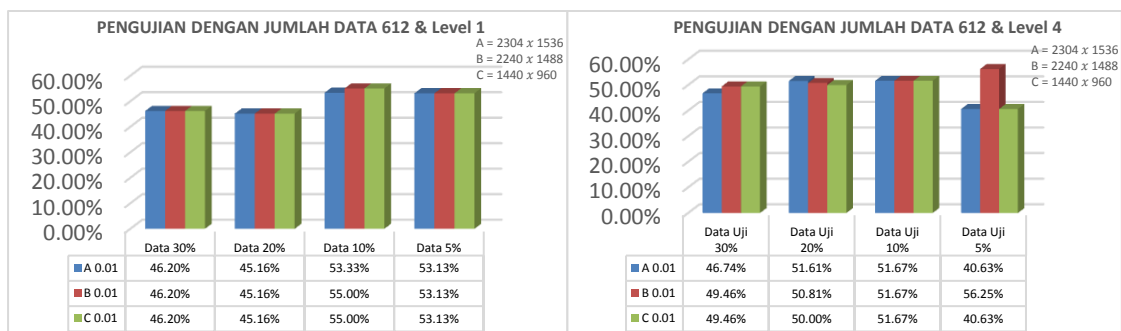
Tabel 3. Hasil normalisasi ciri wavelet haar level 1

	1	2	3	4	5	6	...	612
LL1 R	0.193	0.158	0.189	0.178	0.191	0.19	...	0.146
LL1 G	0.148	0.123	0.125	0.137	0.141	0.141	...	0.122
LL1 B	0.12	0.106	0.104	0.110	0.109	0.11	...	0.107

Tabel 3. Hasil normalisasi ciri wavelet haar level 4

	1	2	3	4	5	6	...	612
LL4 R	0.848	0.567	0.821	0.727	0.831	0.823	...	0.472
LL4 G	0.488	0.291	0.306	0.398	0.428	0.429	...	0.283
LL4 B	0.267	0.152	0.139	0.186	0.174	0.182	...	0.161

Tabel 3 adalah hasil normalisasi dari Tabel 1, sedangkan Tabel 4 adalah hasil normalisasi dari Tabel 2. Setelah didapatkan hasil normalisasi, dilanjutkan pada proses pelatihan dan pengujian menggunakan metode BPNN. Hasil pengujian dengan wavelet haar level 1 dan level 4 serta learning rate 0,01 dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Pengujian Level 1 dan 4 menggunakan Learning rate 0,01

Kesimpulan Pengujian:

1. Tingkat akurasi terendah pada pengujian dengan ekstraksi wavelet haar level 1 yaitu mencapai 45,16% pada seluruh ukuran citra dan data uji 20%.
2. Tingkat akurasi tertinggi pada pengujian dengan ekstraksi wavelet haar level 1 yaitu mencapai 55% pada ukuran citra 2240 x 1488 piksel, dan 1440 x 960 piksel dan data uji 10%
3. Tingkat akurasi terendah pada pengujian dengan ekstraksi wavelet haar level 4 yaitu mencapai 40,63% pada ukuran citra 2304 x 1536 piksel, 1440 x 960 piksel dan data uji 5%
4. Tingkat akurasi tertinggi pada pengujian dengan ekstraksi wavelet haar level 4 yaitu mencapai 56,25% pada ukuran citra 2240 x 1488 piksel dan data uji 5%

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil pengujian, maka hasil penelitian ini dapat disimpulkan akurasi tertinggi mencapai 56,25% pada wavelet haar level 4, learning rate 0,01, ukuran citra 2240x1488 piksel dan pembagian data latih serta data uji sebesar 95%:5%. Berdasarkan hasil tersebut, algoritme wavelet haar kurang mampu mengenali ciri dari penyakit diabetik retinopati, sehingga dibutuhkan penelitian lebih lanjut khususnya pada proses ekstraksi ciri agar akurasi yang dihasilkan menjadi lebih baik.

5. Referensi

- [1] J.J. Pangaribuan, Mendiagnosis Penyakit Diabetes Melitus Dengan Menggunakan Metode Extreme Learning Machine, *ISD*. 2 (2016) 2528–5114.
- [2] E. Sabrina, Klasifikasi Penyakit Diabetic Retinopathy menggunakan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) I Gusti Putu Asto Buditjahjanto, *J. Tek. Elektro*. 06 (2017) 97–104.
- [3] R.A. Gitasari, B. Hidayat, S. Aulia, Klasifikasi Penyakit Diabetes Retinopati Berdasarkan Citra Digital Dengan Menggunakan Metode Wavelet Dan Support Vector Machine, 2015.
- [4] T. Kauppi, V. Kalesnykiene, J. kristin Kamarainen, L. Lensu, I. Sorri, A. Raninen, R. Voutilainen, H. Uusitalo, H. Kalviainen, J. Pietila, the DiaretDB1 diabetic retinopathy database and evaluation protocol, *Proceedings Br. Mach. Vis. Conf.* 2007. 1 (2007) 15.1-15.10. doi:10.5244/C.21.15.
- [5] R. Sitompul, Retinopati Diabetik, *J Indon Med Assoc*. 61(8) (2011) 337–341.
- [6] I.K.G.D. Putra, I.G. Suarjana, Segmentasi citra retina digital retinopati diabetes untuk membantu pendeteksian mikroaneurisma, *J. Tek. Elektro*. 9 (2010) 1–9.
- [7] R.A. Kumalasanti, Ernawati, B.Y. Dwiandiyanta, Identifikasi tanda tangan statik menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropagation dan wavelet haar, *Univ. Atma Jaya Yogyakarta*. 43 (2015) 93–100.
- [8] R.W.A. Puri, Pengenalan wajah menggunakan alihragam wavelet haar dan jarak euclidien, 2010.
- [9] R.A. Kumalasanti, Ernawati, B.Y. Dwiandiyanta, Perbandingan Identifikasi Tanda Tangan Statik Menggunakan Aliran Wavelet Haar dan Daubechies, *Semin. Nas. Teknol. Inf. Dan Komun.* 2016 (2016) 18–19.
- [10] I.G.P.S. Wijaya, B. Kanata, Pengenalan Citra Sidik Jari Berbasis Transformasi Wavelet dan Jaringan Syaraf Tiruan, *J. Tek. Elektro*. 4 (2004) 46–52.
- [11] N. Nurmila, A. Sugiharto, E.A. Sarwoko, Algoritma back propagation neural network untuk pengenalan pola karakter huruf jawa, *J. Masy. Inform.* ISSN 2086-4930. 1 (2005) 1–10.
- [12] A. Nurkhozin, M.I. Irawan, I. Mukhlash, Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Learning, *Pros. Semin. Nas. Penelitian, Pendidik. Dan Penerapan MIPA*. 1 (2011) 1–8.
- [13] M.A. Ulinuha, I.K.E. Purnama, M. Hariadi, Segementasi Optic Disk pada Penderita Diabetic Retinopathy Menggunakan GVF Snake, 2010.
- [14] E. Decencière, X. Zhang, G. Cazuguel, B. Lay, B. Cochener, C. Trone, P. Gain, R. Ordonez, P. Massin, A. Erginay, B. Charton, J.-C. Klein, Feedback On A Publicly Distributed Image Database: The Messidor Database, *Image Anal. Stereol.* 33 (2014) 231. doi:10.5566/ias.1155.
- [15] I.D. Putra, Identifikasi Tanda Tangan Menggunakan Probabilistic Neural Networks (PNN) Dengan Praproses Menggunakan Transformasi Wavelet, 2009.
- [16] T. Chang, C.C. Jay Kuo, Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform, *IEEE Trans. Image Process.* 2 (1993) 429–441. doi:10.1109/83.242353.
- [17] J.J. Siang, Jaringan Syaraf Tiruan Dan Pemrogramannya Dengan Matlab, (2005).