



Prediksi Realisasi Penerimaan Pajak Bumi dan Bangunan di Pemerintah Kabupaten Bandung Barat Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Riska Utami Kuswana, Gunawan Abdullah, Agus Komarudin*

Fakultas Sains dan Informatika, Program Studi Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani
Jl. Terusan Jenderal Sudirman 148 Cimahi, Jawa Barat, Indonesia
Email: ¹riska1055@gmail.com, ²abi_zakiyy@yahoo.com, ³agus.komarudin@lecture.unjani.ac.id

Abstrak

Pajak Bumi dan Bangunan adalah pajak yang bersifat kebendaan dalam arti besarnya pajak terutang ditentukan oleh keadaan objek yaitu tanah dan atau bangunan. Realisasi penerimaan pajak adalah jumlah pajak nyata yaitu pajak yang diterima dan dicapai pada periode tertentu kemudian dibandingkan dengan target ketetapan pajak. Penelitian ini membuat sistem prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Backpropagation. Arsitektur dari prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan ini menggunakan tiga lapisan. Lapisan pertama yaitu *input layer* sebanyak enam *neuron*, lapisan kedua *hidden layer* sebanyak tiga *neuron*, dan lapisan ketiga *output layer* sebanyak satu *neuron*. Sistem prediksi ini menghasilkan satu keluaran yaitu nilai dari hasil prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan. Berdasarkan pengujian pada data uji sebanyak 165 data diperoleh akurasi sebesar 87% dengan *learning rate* 0,2, dan toleransi *error* 0,001.

Kata Kunci: *prediksi, realisasi pajak, jaringan syaraf tiruan, Backpropagation.*

1. PENDAHULUAN

Pajak Bumi dan Bangunan (PBB) adalah pajak yang dikenakan terhadap objek pajak berupa bumi dan/atau bangunan. Pajak Bumi dan Bangunan merupakan salah satu faktor pemasukan bagi negara yang cukup potensial dan kontribusi terhadap pendapatan negara jika dibandingkan dengan sektor pajak lainnya. Sejak diberlakukannya otonomi daerah, pemerintah daerah dituntut untuk lebih kreatif mencari terobosan untuk meningkatkan pendapatan daerahnya. Salah satu jenis pajak daerah adalah Pajak Bumi dan Bangunan. Realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan adalah jumlah realisasi pajak yang nyata yaitu pajak yang benar-benar diterima yang dicapai pada periode tertentu yang kemudian dibandingkan dengan target ketetapan pajak sehingga prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan dapat digunakan untuk mengetahui perbandingan antara realisasi pajak yang dicapai dengan target ketetapan pajak bumi dan bangunan.

Pada penelitian terdahulu memprediksi nilai Ujian Sekolah siswa sekolah dasar menggunakan backpropagation. Sehingga didapat hasil penelitian yang menunjukkan tingkat akurasi rata-rata keluaran jaringan diperoleh sebesar 80,15%[1]. Penelitian lainnya memprediksi hasil pemilu legislatif DKI Jakarta dengan metode Neural Network berbasis Particle Swarm Optimization[2]. Selain itu, terdapat penelitian untuk memprediksi jumlah pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur dengan menggunakan Algoritma pembelajaran Backpropagation dengan hasil prediksi jumlah pengangguran pada tahun 2009 adalah 133.104. Sedangkan hasil prediksi yang dilakukan oleh BPS Kalimantan Timur adalah 139.830[3].

Penelitian lainnya yaitu Jaringan Syaraf Tiruan untuk memprediksi penjualan jamur menggunakan Algoritma Backpropagation. Penelitian selanjutnya prediksi curah hujan di kota Medan menggunakan metode Backpropagation untuk prediksi curah hujan menghasilkan nilai akurasi tertinggi yaitu 43.27%[5]. Hasil dari klasifikasi DBD dengan ketepatan 74% dan proses diagnose DBD mempunyai ketepatan 99%[6]. Sedangkan prediksi produksi air PDAM dengan Jaringan Syaraf Tiruan memiliki presentase keakuratan prediksi rata-rata sebesar 95,56%[7].

Realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan memerlukan prediksi karena pendapatan pajak saat ini tidak menentu. Kondisi tersebut memaksa Pemerintah Daerah untuk dapat mengambil tindakan secara cepat dan tepat sehingga realisasi pajak bumi dan bangunan dapat mencapai atau bahkan melebihi target. Sehingga pembangunan daerah dapat berjalan lancar sebagai wujud dari otonomi daerah. Teknik prediksi banyak digunakan untuk proses perencanaan dan pengambilan keputusan, suatu ramalan mencoba memperkirakan apa yang akan terjadi dan yang akan dibutuhkan[4]. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

Penelitian ini membangun sebuah sistem yang dapat memprediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan dengan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Backpropagation menghasilkan bobot optimal yang mampu menghasilkan tingkat kesalahan dalam prediksi atau klasifikasi[8].

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini memiliki tahapan yang harus dilakukan untuk mencapai tujuan dalam pembuatan sistem prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation.

2.1 Normalisasi

Normalisasi merupakan proses pengubahan data menjadi bentuk normal. Proses ini dilakukan penskalaan terhadap data menjadi dalam rentang nilai tertentu. Normalisasi sangat diperlukan ketika data yang ada bernilai sangat besar atau sangat kecil. Proses normalisasi dilakukan melalui Persamaan 1.

$$x_i = \frac{y - \text{valMin}()}{\text{valMax}() - \text{valMin}()} \quad (1)$$

Keterangan:

y = data yang dinormalkan.

valMin = data terendah yang berada dalam kolom.

valMax = data tertinggi yang berada dalam kolom.

2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah sebuah metode komputasi yang meniru cara kerja otak manusia, memiliki kemampuan belajar dan beradaptasi terhadap kondisi yang tidak beraturan dan mengolah data yang sedikit untuk melakukan generalisasi[14]. Baik tidaknya suatu model JST ditentukan oleh pola antar *neuron* (arsitektur jaringan), metode untuk menentukan dan mengubah bobot (metode *learning*), dan fungsi aktivasi. proses pelatihan JST dapat dikategorikan menjadi 2 jenis proses, yaitu: supervised training (pelatihan terbimbing), yaitu tiap pola *input* memiliki pola target; dan unsupervised training (pelatihan tidak terbimbing)[9].

2.2.1 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan bagian penting dalam tahapan perhitungan keluaran dari suatu algoritma. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *sigmoid biner*. Pada umumnya fungsi *sigmoid biner* digunakan untuk jaringan syaraf tiruan yang dilatih dengan menggunakan metode Backpropagation yang memiliki nilai antara 0 sampai 1. Fungsi *sigmoid biner* seperti pada Persamaan 2.2.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

Dengan turunan:

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (3)$$

2.2.2 Mean Square Error

Perhitungan kesalahan pada keluaran jaringan menentukan apakah jaringan sudah mengenali pola tau belum. Jika *error* yang diinginkan belum terpenuhi, maka jaringan dianggap belum mengenali pola. *Error* jaringan dihitung dengan persamaan *Mean Square Error (MSE)*. MSE merupakan rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan yang diamati. Rumusnya adalah:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - Y_i)^2}{n} \quad (4)$$

Keterangan :

y_k = Nilai keluaran;

t_k = Nilai target;

n = Jumlah unit keluaran.

2.3 Algoritma Backpropagation

Algoritma backpropagation merupakan generalisasi dari algoritma least mean square yang mengubah bobot jaringan untuk meminimalkan kesalahan antara *output* yang diinginkan dengan realisasi jaringan[10]. Backpropagation mempunyai kemampuan yang kuat dari interpolasi non-linear[11]. Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan meniru cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya[12].

Tahap Feedforward

1. Setiap unit masukan (x_i , $i=1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal *input* (x_i) dan diteruskan ke unit-unit tersembunyi.
2. Setiap unit tersembunyi (z_j , $j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan sinyal *input* yang sudah berbobot dengan Persamaan 5 sebagai berikut:

$$Z_{in_{jk}} = V_{oj} + \sum_{i=0}^n X_i V_{ij} \quad (5)$$

Langkah selanjutnya adalah hitung sinyal *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktifasi pada Persamaan 6.

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \quad (6)$$

3. Setiap unit output (Y_k , $k = 1, 2, 3, \dots, m$) dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan biasnya menggunakan Persamaan 7

$$Y_{in_k} = W_{oj} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \quad (7)$$

Selanjutnya menghitung sinyal *output* dengan menggunakan fungsi aktivasi pada Persamaan 8

$$Y_k = f(Y_{in_k}) \quad (8)$$

Tahap Backpropagation

4. Setiap unit keluaran (Y_k , $k=1, 2, 3, \dots, m$) menerima pola target (t_k) yang sesuai dengan pola *input* saat pelatihan, kemudian informasi *error output layer* (δ_k) dengan Persamaan 9 sebagai berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) = (y_k)(1 - y_k) \quad (9)$$

Kemudian hitung koreksi bobot yang selanjutnya digunakan untuk memperbaiki nilai W_{jk} dengan Persamaan 10 sebagai berikut:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (10)$$

Dan hitung koreksi bias untuk memperbaiki nilai W_{ok} dengan Persamaan 11 sebagai berikut:

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (11)$$

5. Setiap unit tersembunyi (j , $j=1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan delta *input* dari unit-unit yang berada pada lapisan sebelumnya pada Persamaan 12.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (12)$$

Kemudian hasilnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan pada jaringan untuk menghitung informasi kesalahan *error* δ_j menggunakan Persamaan 2.13.

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(Z_{in_j}) \quad (13)$$

Faktor δ_j digunakan untuk menghitung koreksi *error* Δv_{ij} yang selanjutnya dipakai untuk memperbaharui v_{ij} menggunakan Persamaan 14.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (14)$$

Setelah itu, hitung koreksi bias Δv_{oj} yang dipakai untuk memperbaharui Δv_{oj} dengan Persamaan 15.

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (15)$$

6. Setiap unit *output* ($k=1, 2, 3, \dots, m$) dilakukan untuk memperbaiki bias dan bobotnya memperbaharui bobotnya ($j=0, 1, 2, \dots, p$) sehingga menghasilkan bobot dan bias baru menggunakan Persamaan 16 sebagai berikut:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (16)$$

Demikian juga untuk bobot pada unit *input* ke unit *hidden*, diperbaiki dengan menggunakan koreksi bobot yang sudah dihitung sebelumnya menggunakan Persamaan 17.

$$V_{jk}(\text{baru}) = V_{jk}(\text{lama}) + \Delta V_{jk} \quad (17)$$

7. Periksa kondisi berhenti. Jika kondisi berhenti telah terpenuhi maka pelatihan jaringan dapat dihentikan.

Terdapat dua cara untuk mendefinisikan kondisi berhenti yaitu:

1. Membatasi toleransi *error* yang diinginkan. Salah satu cara menghitung *error* adalah dengan menggunakan MSE. Proses pelatihan dilakukan hingga MSE sudah lebih kecil dari toleransi *error* yang sudah ditetapkan. Kemudian nilai bobot disimpan untuk melakukan identifikasi data. Persamaan MSE dapat dilihat pada Persamaan 4.

2. Membatasi banyaknya *epoch* yang dilakukan. Satu *epoch* adalah proses yang dilakukan dari langkah pertama sampai langkah keenam.

Setelah bobot yang telah dikoreksi pada akhir pelatihan digunakan untuk proses pengujian, yang mewakili semua data latih. Tahap pengujian dilakukan dengan tahap umpan maju (*feedforward*).

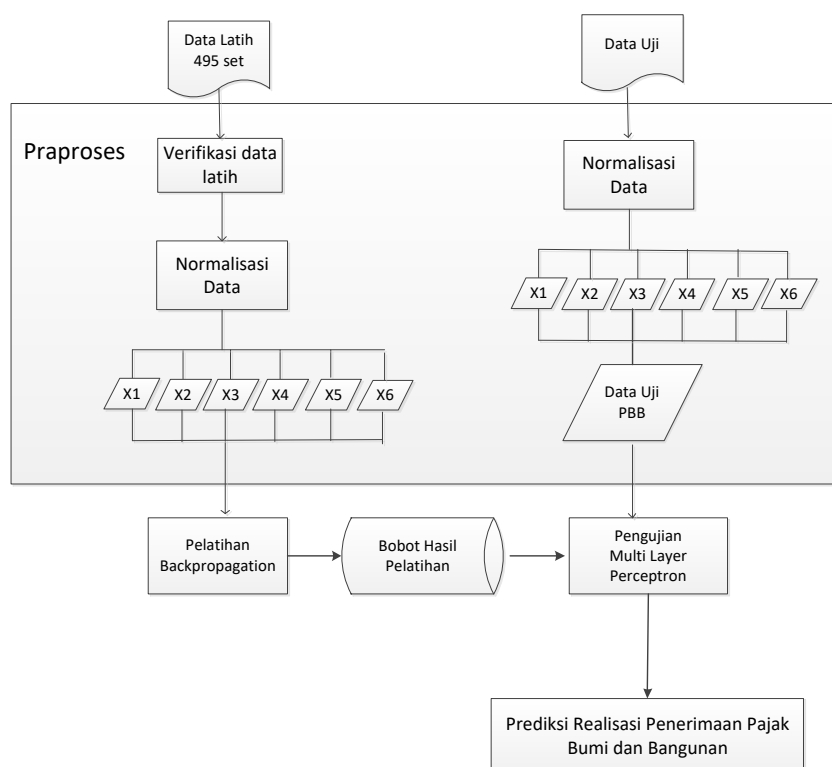
Tahap Prediksi (Pengujian)

1. Setiap unit masukan (x_i , $i = 1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal *input* (x_i) dan diteruskan ke unit-unit tersembunyi.
2. Setiap unit tersembunyi (z_j , $j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan sinyal *input* yang sudah berbobot dengan Persamaan 2.5.
3. Langkah selanjutnya adalah hitung sinyal *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi pada Persamaan 2.6.
4. Setiap unit output (Y_k , $k = 1, 2, 3, \dots, m$) dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan biasnya menggunakan Persamaan 2.7
5. Selanjutnya menghitung sinyal *output* dengan menggunakan fungsi aktivasi pada Persamaan 2.8.

3. ANALISA DAN PEMBAHASAN

Data latih dan data uji adalah hasil analisis terhadap data pajak bumi dan bangunan. Berdasarkan hasil analisis tersebut, terdapat sembilan parameter yang akan mempengaruhi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan sebagai masukan ke input layer di Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Data tersebut berupa jumlah perkotaan, jumlah pedesaan, wajib pajak, luas wilayah, NJOP dan ketetapan. Hasil dari enam parameter tersebut berupa angka yang telah diidentifikasi sebelumnya. Kemudian hasil data tersebut disesuaikan berdasarkan format data yang diinginkan.

Tahapan metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Sistem prediksi pajak bumi dan bangunan menggunakan Algoritma Backpropagation

Data analisis pajak bumi dan bangunan diambil pada tahun 2015-2017 sebanyak 495 data dan disimpan dalam file (.xls). Tahap pra proses verifikasi data dilakukan untuk apakah data latih dapat terbaca oleh sistem, apabila data latih tersebut dapat terbaca maka proses selanjutnya menggunakan normalisasi data input yang terdiri dari variabel x_1 sampai x_6 bertujuan untuk menyesuaikan nilai range data (nilai data maksimum – nilai data minimum) dengan fungsi aktivasi dalam sistem prediksi pajak bumi dan bangunan. Fungsi aktivasi yang digunakan fungsi aktivasi sigmoid biner. Sehingga nilai input harus berada pada range 0 sampai 1. Output yang dihasilkan pun akan berada pada jumlah nilai. Tabel 3.3 merupakan data analisa prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan.

Tabel 1. Data Analisa prediksi realisasi pajak bumi dan bangunan

No	Wajib Pajak	Luas Wilayah	Jumlah Kota	Jumlah Desa	NJOP	Ketetapan PBB (Rp)	Realisasi PBB (Rp)
----	-------------	--------------	-------------	-------------	------	--------------------	--------------------

1	44.305	51,4	10	1	1.206.193.56 9	12.061.935.692	8.127.660.724
2	47.948	36,01	8	3	538.199.910	5.920.199.010	5.380.788.275
...	...	...	...	...	...	...	...
100	23.259	32,04	3	4	442.420.030	3.096.940.215	3.822.736.508
101	47.161	126,05	5	7	84.364.220	1.012.370.644	531.398.653
...	...	...	...	...	...	...	...
200	29.781	77,79	10	1	40.802.538	448.827.918	173.737.422
201	28.220	46,99	8	2	66.113.126	661.131.264	345.622.558
...	...	...	...	...	...	...	...
495	30.176	160,64	2	7	22.414.313	201.728.814	105.952.579

3.1 Normalisasi

Normalisasi bertujuan agar variabel yang berbeda atau besaran yang berbeda mempunyai skala nilai rentang yang sama. Proses normalisasi menggunakan Persamaan 1. Apabila terdapat data seperti Tabel 3.3, dilakukan proses normalisasi pada Tabel 3.5. Berikut contoh proses perhitungan normalisasi pada satu data analisis pajak Tabel 3.4.

Tabel 2. Contoh Normalisasi Data

No	Variabel	Nilai	Max	Min	Normal
1	Wajib Pajak	43340	51123	14626	0,79
2	Luas Wilayah	51,4	160,64	32,04	0,15
3	Jumlah Perkotaan	10	13	0	0,77
4	Jumlah Perdesaan	1	12	0	0,08
5	NJOP	1072366587	2674363461	22286892,22	0,40
6	Ketetapan PBB	10723665869	18720544229	200582030	0,57
7	Realisasi PBB	340420868	8127660724	105894178	0,03

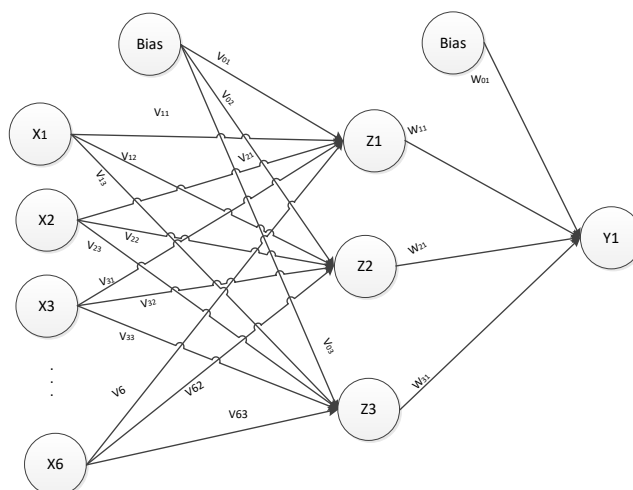
Setelah semua data melakukan proses normalisasi, maka data tersebut akan tersusun menjadi data set baru seperti pada Tabel 3.5 berikut ini:

Tabel 3. Data Hasil Normalisasi

Urutan Data Latih							
Data Ke	Wajib Pajak	Luas Wilayah	Jumlah Perkotaan	Jumlah Perdesaan	NJOP	Ketetapan PBB	Realisasi PBB
1	0,79	0,15	0,77	0,08	0,40	0,57	0,03
2	0,90	0,03	0,62	0,25	0,18	0,28	0,02
...	...	...	...	...	...	...	...
Urutan Data Latih							
Data Ke	Wajib Pajak	Luas Wilayah	Jumlah Perkotaan	Jumlah Perdesaan	NJOP	Ketetapan PBB	Realisasi PBB
100	0,23	0,00	0,23	0,33	0,16	0,15	0,48
101	0,88	0,73	0,38	0,58	0,02	0,04	0,18
...	...	...	...	...	...	...	...
200	0,41	0,36	0,77	0,08	0,01	0,01	0,82
201	0,37	0,12	0,62	0,17	0,01	0,02	0,05
...	...	...	...	...	...	...	...
240	0,42	1,00	0,15	0,58	0,00	0,00	1,00

3.2 Perancangan Arsitektur Sistem

Sistem prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan dirancang dengan Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan arsitektur Multi Layer Perceptron (MLP) seperti pada Gambar 2.



Gambar 1. Arsitektur MLP untuk sistem prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan

Keterangan:

- X_1 = Wajib Pajak wilayah A
- X_2 = Luas Wilayah A
- X_3 = Jumlah Perkotaan wilayah A
- X_4 = Jumlah Pedesaan wilayah A
- X_5 = NJOP rata-rata wilayah A
- X_6 = Ketetapan PBB wilayah A

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan menggunakan Algoritma Backpropagation. Hasil yang diperoleh menggunakan *learning rate* 0,2, target MSE 0,001, dan nilai *epoch* 150. Berdasarkan hasil pengujian terhadap 165 data uji menghasilkan akurasi sebesar 87%, sedangkan pengujian terhadap 495 data latih menghasilkan akurasi sebesar 74%. Parameter yang digunakan tersebut merupakan hasil paling optimal untuk sistem prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan, karena berdasarkan hasil pengujian parameter semakin kecil *learning rate* dan target MSE maka semakin tinggi tingkat akurasi.

REFERENSI

- [1] S. Kosasi, "Penerapan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Nilai Ujian Sekolah," Jurnal Teknologi, vol. 7 No. 1, pp. 20-28, 2014.
- [2] M. Badrul, "Prediksi Hasil Pemilu Legislatif DKI Jakarta dengan Metode Neural Network Berbasis Particle Swarm Optimization," Techno Nusa Mandiri, vol. IX No. 1, pp. 37-47, 2013.
- [3] M. F. Andrijasa and Mistianingsih, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation," Jurnal Informatika Mulawarman, vol. 5 No. 1, pp. 50-54, 2010.
- [4] D. Y. Lestari, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Penjualan Jamur Menggunakan Algoritma Backpropagation," Jurnal ISD, vol. 2 No. 1, pp. 40-46, 2017.
- [5] Y. Andrian and E. Ningsih, "Prediksi Curah Hujan di Kota Medan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network," in Seminar Nasional Informatika, Medan, 2014.
- [6] W. Widodo, A. Rachman and R. Amelia, "Jaringan Syaraf Tiruan Prediksi Penyakit Demam Berdarah Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," Jurnal IPTEK, vol. 18 No. 1, pp. 64-70, 2014.
- [7] Y. T. Pramonoaji, S. Santosa and R. A. Pramonendar, "Prediksi Produksi Air PDAM dengan Jaringan Syaraf Tiruan," in SEMANTIK, Semarang, 2013.
- [8] W. Setiawan, "Prediksi Harga Saham Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Multilayer Feedforward Network Dengan Algoritma Backpropagation," in Konferensi Nasional Sistem dan Informatika, Bali, 2008.
- [9] D. H. Tanjung, "Jaringan Saraf Tiruan dengan Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit Asma," Citec Journal, vol. 2 No. 1, pp. 28-38, 2015.
- [10] C. Dewi and M. Muslikh, "Perbandingan Akurasi Backpropagation Neural Network dan ANFIS Untuk Memprediksi Cuaca," NATURAL-A, vol. 1 No. 1, pp. 7-13, 2013.
- [11] E. Yohannes, W. F. Mahmudy and A. Rahmi, "Penentuan Upah Minimum Kota Berdasarkan Tingkat Inflasi Menggunakan Backpropagation Neural Network (BPNN)," JTIK, vol. 2 No. 1, pp. 34-40, 2015.
- [12] Z. A. Matondang, "Jaringan Syaraf Tiruan dengan Algoritma Backpropagation Untuk Penentuan Kelulusan Sidang Skripsi," Pelita Informatika Budi Dharma, vol. IV No. 1, pp. 84-93, 2013.
- [13] I. Mardianto and D. Pratiwi, "Sistem Deteksi Penyakit Pengeroposan Tulang Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Representasi Ciri Dalam Ruang Eigen," CommIT, vol. 2 No. 1, pp. 69-80, 2008.
- [14] T. Sutikno, A. Pujiarta and Y. T. Supanti, "Prediksi Risiko Kredit Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," in SNATI, Yogyakarta, 2007.
- [15] R. A. Pramonendar and C. Supriyanto, "Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa Menggunakan Gray-Level Co-Occurrence Matrix Berbasis Backpropagation dan Algoritma Genetika," in SEMANTIK, Semarang, 2014.