

MENDUGA KUALITAS LAYANAN MASKAPAI DOMESTIK MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Mulia Yasman^{1§}, I Putu Eka Nila Kencana², I Gusti Ayu Made Srinadi³.

¹Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: muliayasman@gmail.com]

²Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: i.putu.enk@unud.ac.id]

³Program Studi Matematika, Fakultas MIPA – Universitas Udayana [Email: srinadi@unud.ac.id]

[§]Corresponding Author

ABSTRACT

Measurement of service quality is very important because it can determine the accuracy between consumer perceptions and expectations when receiving information before using the items or services. Measurement of service quality can be done using the service quality method developed by Parasuraman et al. (1990). The independent variables used refer to the dimensions of service quality, namely reliability, assurance, tangible, empathy, and responsiveness. While the dependent variable is satisfaction. The measurement of service quality using an artificial neural network with a backpropagation algorithm is carried out by obtaining input data and target data from calculations using service quality. Testing on the artificial neural network is carried out in two stages, namely training data and testing data. The results are then compared with the target data on the service quality method to determine accuracy.

Keywords: Service Quality, artificial neural network, backpropagation, satisfactions.

1. PENDAHULUAN

Transportasi adalah alat yang digunakan untuk memenuhi kebutuhan masyarakat dalam berpergian menuju lokasi yang ingin di tuju (Sholeha et al., 2018). Salah satu alat transportasi yaitu transportasi udara(pesawat).

Transportasi udara memiliki beberapa jenis pelayanan yang dapat dipilih masyarakat sesuai dengan kebutuhan, yaitu penerbangan *full service* dengan *low-cost carrier*. Penerbangan *full service* adalah penerbangan yang menyediakan bukan hanya pada pelayanan yang diberikan karyawan, tetapi juga tambahan beberapa fasilitas, seperti *free* bagasi 20kg, makan dan minum diatas pesawat, serta majalah dan hiburan diatas pesawat. Sedangkan pada penerbangan *low-cost carrier* hanya menyediakan pelayanan yang diberikan oleh karyawan, dan fasilitas-fasilitas umum di bandara maupun di pesawat.

Pemberian pelayanan pada pengguna jasa transportasi cenderung berbeda-beda. Menurut Aryani & Rosinta (2011), Pemberian kualitas pelayanan terbaik dapat mendorong konsumen untuk lebih menikmati produk maupun jasa yang diberikan perusahaan.

Kepuasan pelanggan memang memiliki efek positif untuk menarik minat pengguna jasa penerbangan. Pelanggan yang puas membentuk dasar dari setiap bisnis yang sukses karena pelanggan kepuasan mengarah pada pembelian berulang, loyalitas merek, dan kata positif dari mulut ke mulut (Angelova & Zekiri, 2011).

Menurut (Lestari, 2017), jaringan syaraf tiruan dibentuk untuk menentukan pemecahan masalah baik pada pengenalan pola maupun pengklasifikasian karena proses pembelajaran. Jaringan Syaraf Tiruan adalah sistem adaptif buatan yang terinspirasi dari cara kerja sistem syaraf manusia (Grossi & Buscema, 2007). Adapun salah satu algoritma yang digunakan dalam pemecahan masalah untuk pengenalan pola yaitu algoritma *backpropagation*.

Backpropagation mengacu pada keluarga besar *Artificial Neural Networks* (ANN), yang arsitekturnya terdiri dari berbagai jaringan yang saling berhubungan pada setiap lapisan (Buscema, 1998). *Backpropagation* adalah pelatihan dengan menggunakan proses pembelajaran terawasi (*survived learning*), dimana menggunakan pola penyesuaian bobot

untuk mencapai nilai kesalahan(*error*) minimum (Yalidhan & Amin, 2018).

Adapun algoritma pelatihan *backpropagation* meliputi 3(tiga) fase sebagai berikut (Lestari, 2017).

Fase I: Propagasi Maju.

1. Inisialiasasi bobot atau ambil nilai bobot awal *random* yang cukup kecil.
2. Ketika kondisi tidak berhenti, maka lakukan langkah berikut.
3. Untuk masing-masing pasangan *training*, lakukan langkah 4-9.
4. Tiap-tiap unit input ($X_i, i = 1,2,3, \dots n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi).

5. Tiap-tiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3, \dots p$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot:

$$z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (1)$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal output nya:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \quad (2)$$

Hitung fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluaran $Z_j = f(Z_{in_j})$, lalu mengirimkan sinyal ini ke semua unit pada layer di atasnya (unit keluaran).

6. Tiap-tiap unit output ($Y_i, K = 1,2,3, \dots m$) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot.

$$Y_{in_k} = W_{ok} + \sum_{i=1}^p Z_i W_{jk} \quad (3)$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *outputnya*:

$$Y_k = f(Y_{in_k}) \quad (4)$$

Dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit outputnya).

Fase II: Propagasi Mundur.

7. Tiap-tiap unit output ($Y_i, K = 1,2,3, \dots m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi *error*-nya.

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

Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai W_{jk}):

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (5)$$

Hitung juga koreksi bias (yang nantinya digunakan untuk memperbaiki W_{ok}):

$$\Delta W_{ok} = \alpha \delta_k \quad (6)$$

Kirimkan δ_k unit-unit yang ada dilapisan bawahnya.

8. Tiap-tiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3, \dots p$) menjumlahkan delta inputnya

(dari unit-unit yang berbeda pada lapisan di atasnya):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (7)$$

Kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error*:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (8)$$

Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai V_{1j}):

$$\Delta V_{jk} = \alpha \delta_j X_i \quad (9)$$

Hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai V_{0j}):

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (10)$$

Fase III: Perubahan Bobot.

9. Tiap-tiap unit output ($Y_k = 1,2,3, \dots m$) memperbaiki bias dengan bobotnya ($i = 0,1,2, \dots n$):

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{ij} \quad (11)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3, \dots p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i = 0,1,2, \dots n$):

$$V_{jk}(\text{baru}) = V_{jk}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (12)$$

10. Menguji apakah kondisi berhenti sudah terpenuhi. Kondisi terpenuhi jika nilai kesalahan yang dihasilkan lebih kecil dari nilai kesalahan refrensi.

Confusion Matrix adalah metode yang digunakan untuk menggambarkan performa pada sebuah model atau algoritma secara spesifik. Bentuk *confusion matrix* dapat diperlihatkan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Bentuk *Confusion Matrix*

	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Aktual Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
<i>Aktual Negative</i>	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Adapun rumus untuk menentukan akurasi, presisi, dan *recall* sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (13)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (14)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (15)$$

3. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, adapun tahapan dalam pengimplementasian dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* sebagai berikut:

A. Pola Data

Jumlah data primer yang diperoleh sebanyak 167 data. Variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *tangible*, *reliability*, *responsiveness*, *assurance*, dan *empathy*. Adapun data input yang digunakan adalah nilai kesenjangan (*gap*) pada setiap variabel $X_1, X_2, X_3, \dots, X_5$ dan *output* yang digunakan adalah “Puas” dan “Tidak Puas”.

Tabel 2. Pola Data

Pola	Data Masukkan/ <i>Input</i>	Target
1	Nilai-nilai X_1, X_2, \dots, X_5 Responden urut 1	Nilai Y Responden Urut 1
2	Nilai-nilai X_1, X_2, \dots, X_5 Responden urut 2	Nilai Y Responden Urut 2
.	.	.
.	.	.
167	Nilai-nilai X_1, X_2, \dots, X_5 Responden urut 167	Nilai Y Responden Urut 167

B. *Splitting data*

Pembagian Data dilakukan dengan data pada penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan sebesar 75% dari jumlah responden atau 125 sampel data, dan pengujian data sebesar 25% atau 42 sampel data.

C. Penetapan Arsitektur yang digunakan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) terdiri dari sejumlah unit dasar yang disebut *neuron*. *Neuron* adalah prosesor sederhana yang mengambil satu atau lebih inputan untuk menghasilkan satu *output* (Benardos & Vosniakos, 2002). Proses kerja arsitektur *multilayer perceptron* adalah lapisan input menerima inputan dan meneruskan *output* ke *hidden layer* yang mana *output* yang diterima pada *hidden layer* akan dijadikan sebagai inputan. Inputan *hidden layer* akan diteruskan kepada *output layer* (Arnaiz-González et al., 2016).

Banyaknya jumlah *neuron* pada *input layer* adalah lima berupa dimensi-dimensi yang digunakan pada penelitian. Banyaknya *neuron* pada *output layer* adalah satu, yang mana dikarekan pola *output* yang digunakan “Puas”

dan “Tidak Puas”. Sedangkan penentuan jumlah *neuron* pada *hidden layer* akan ditentukan pada pelatihan data dengan mempertimbangkan nilai *performance* terkecil dari setiap percobaan (Sitanggang, 2019). Sedangkan jumlah *neuron* pada *hidden layer* seharusnya tidak lebih dari dua kali jumlah *neuron* pada *input layer* (Putra et al., 2016).

D. Melakukan Pelatihan Jaringan

Melakukan Pelatihan jaringan dilakukan dengan menggunakan data pelatihan yang terdiri dari data input dan data target. Pelatiha jaringan dilakukan dengan menentukan nilai *error* terkecil pada setiap percobaan dengan menggunakan rumus-rumus (1) – (12).

E. Melakukan Pengujian Jaringan

Melakukan pengujian jaringan dilakukan dengan menggunakan data-data pengujian yaitu data uji. Pengujian jaringan dilakukan dengan menggunakan parameter dan bobot-bobot yang telah di tetapkan pada pelatihan jaringan. Pengujian jaringan dilakukan hanya pada *feedforward* saja, yaitu menentukan nilai *output* pada *neuron-neuron* di *hidden layer* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (1) & (2), sedangkan untuk menentukan nilai *output* pada lapisan *output* (keluaran) dihitung dengan menggunakan persamaan (3) & (4).

F. Perhitungan keakuratan

Melakukan perhitungan keakuratan dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* untuk memperoleh nilai akurasi, presisi, dan *recall*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Variabel dan atribut yang digunakan

Adapun variabel dan masing-masing atribut yang digunakan pada penelitian ini dapat ditampilkan pada Tabel 3.

4.2 Uji Validitas & Reliabilitas

- Validitas

Penentuan validitas pada atribut yang digunakan dengan membandingkan nilai *r* hitung (*correct item total correlation*) dengan *r* tabel (Dewi, 2017). Diketahui jumlah responden dalam untuk diuji validitas dan reliabilitas adalah 30 responden dengan taraf signifikansi (α) yang digunakan adalah 5%, sehingga nilai *r* tabel adalah 0,361. Adapun *software* yang digunakan pada proses penentuan validitas dan

reliabilitas adalah SPSS. Hasil validitas dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Uji Validitas.

Item	Nilai r hitung		Keterangan
	Ekspektasi	Persepsi	
Tangible			
Atribut 1	0,981	0,996	Valid
Atribut 2	0,981	0,996	Valid
Reliability			
Atribut 3	0,987	1,00	Valid
Atribut 4	0,987	1,00	Valid
Responsiveness			
Atribut 5	0,955	0,996	Valid
Atribut 6	0,926	0,996	Valid
Assurance			
Atribut 7	0,884	0,958	Valid
Atribut 8	0,884	0,962	Valid
Empathy			
Atribut 9	0,994	1,00	Valid
Atribut 10	0,994	1,00	Valid

Pada Tabel 3 terlihat bahwa setiap atribut memiliki nilai korelasi tingkat harapan dan tingkat persepsi lebih besar dengan nilai r tabel yang diketahui yaitu 0,361. Maka seluruh atribut dapat dikatakan Valid.

- Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan untuk mengukur konsistensi pada alat ukur yang digunakan. Untuk menguji reliabilitas, digunakan metode *alpha cronbach*, dimana dikatakan reliabel jika nilai *alpha cronbach* > 0,7 (Hair et al., 2014). Adapun hasil pengujian reliabilitas dapat diperlihatkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Uji Reliabilitas

Kuesioner	Nilai <i>alpha cronbach</i>	Keterangan
Harapan	0,879	Reliabel
Kenyataan	0,942	Reliabel

Pada Tabel 4 terlihat bahwa pada semua atribut yang diteliti dalam tingkat alfa lebih dari 0,7 yang berarti seluruh atribut yang digunakan dinyatakan reliabel.

4.3 Penetapan parameter yang akan digunakan

Sebelum dilakukan pelatihan jaringan, adapun parameter-parameter yang di tetapkan sebagai berikut:

- Fungsi Aktifasi

Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid biner.

- Fungsi Pelatihan

Fungsi pelatihan yang digunakan adalah *levenberg Marquardt* (trainlm). Fungsi pelatihan ini telah ditentukan parameter-parameter secara *default* seperti 1000 Maksimum *epoch*; *performance goal* adalah 0; Maksimum kegagalan validasi adalah 6; Gradien kinerja minimum e^{-7} ; Momentum awal 0,001; Faktor penurunan momentum adalah 0,1; Faktor kenaikan momentum adalah 10; dan Nilai maksimum momentum e^{10} .

4.4 Pelatihan Jaringan

Proses pelatihan jaringan dilakukan dengan menentukan arsitektur terbaik dengan jumlah *neuron* pada *hidden layer*. Pemilihan arsitektur jaringan terbaik sangat mempengaruhi tingkat akurasi yang diperoleh (Sijabat et al., 2020). Proses pelatihan dilakukan dengan memasukkan jumlah *neuron* pada *hidden layer* hingga 10 *neuron*, dengan mempertimbangkan nilai *performance* terkecil untuk dijadikan sebagai arsitektur terbaik. Adapun hasil pelatihan dapat diperlihatkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai *Perfromance* Pada Setiap Jumlah *Neuron* Di *Hidden Layer*

Jumlah <i>neuron</i> pada <i>input layer</i>	Jumlah <i>neuron</i> pada <i>hidden layer</i>	Jumlah <i>neuron</i> pada <i>output layer</i>	Nilai <i>Performance</i>
5	1	1	7,99e-13
5	2	1	1,25e-13
5	3	1	4,34e-13
5	4	1	1,44e-9
5	5	1	7,71e-11
5	6	1	1,35e-10
5	7	1	1,48e-9
5	8	1	5,09e-10
5	9	1	7,35e-10
5	10	1	1,62e-9

Pada Tabel 5 dapat disimpulkan bahwa nilai *performance* terendah dengan percobaan 10 *neuron* pada *hidden layer* adalah pada jumlah *neuron* 2 dengan perolehan nilai *performance* sebesar $1,25 \times 10^{-13}$. Jika dilihat kembali, nilai *performance* mengalami kenaikan setelah penambahan jumlah *neuron* 3, sehingga proses

pelatihan dihentikan pada jumlah *neuron* sebelumnya (Siang, 2005).

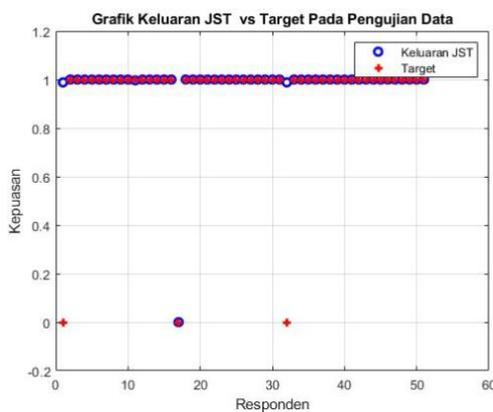
Akan ditetapkan parameter-parameter terbaik pelatihan jaringan. Penetapan parameter-parameter terbaik pada pelatihan jaringan diantaranya jumlah *epoch*, jumlah *hidden layer*, jumlah *neuron* pada *hidden layer*, dan nilai *performance* (Sitanggang, 2019). Adapun parameter-parameter terbaik yang diperoleh diperlihatkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Parameter-Parameter Terbaik Pelatihan Jaringan.

Epoch	Arsitektur pelatihan	Performance
21	5-2-1	$1,25 \times 10^{-13}$

4.5 Pengujian Jaringan

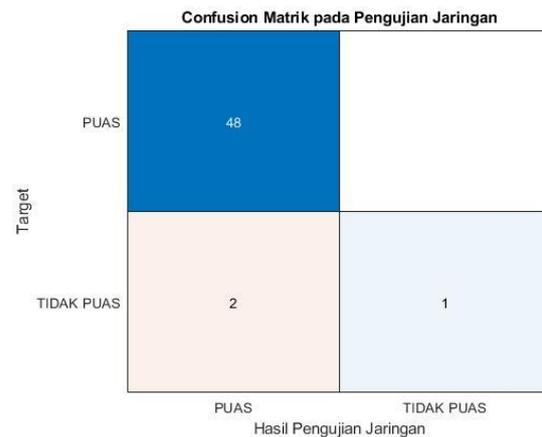
Pengujian model yang diperoleh pada pelatihan jaringan arsitektur 5-2-1. Adapun hasil pengujian jaringan dapat diperlihatkan pada Gambar 3.



Gambar 4. Hasil keluaran Pengujian Jaringan dan Target Uji

Adapun rincian hasil keluaran JST diperlihatkan pada matriks *confusion* pada Gambar 5.

Berdasarkan Gambar 5, dengan menggunakan persamaan (13) – (15) maka diperoleh nilai akurasi sebesar 96,07%, nilai presisi 96%, dan nilai *recall* 100%. Hal ini dapat menunjukkan bahwa jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dengan arsitektur 5-2-1 tersebut dapat mengenal dengan baik tingkat kepuasan pelayanan pengguna jasa penerbangan rute Jakarta-Medan.



Gambar 5. Matrik *Confusion* Hasil Pengujian Jaringan

5. KESIMPULAN

Hasil pengukuran kinerja terbaik dengan model arsitektur 5 *input neuron*, 2 *hidden neuron*, 1 *output neuron*, dan keakuratan yang diperoleh dengan menggunakan *confusion matrix* diperoleh nilai akurasi sebesar 96,07%, presisi sebesar 96%, dan *recall* sebesar 100%. Hal ini menunjukkan model yang diperoleh pada arsitektur 5-2-1 dapat menjadi model yang baik dalam mengukur tingkat kepuasan pengguna jasa penerbangan rute Jakarta-Medan.

DAFTAR PUSTAKA

- Angelova, B., & Zekiri, J. (2011). Measuring Customer Satisfaction with Service Quality Using American Customer Satisfaction Model (ACSI Model). *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 1(3), 27. <https://doi.org/10.6007/ijarbss.v1i2.35>
- Arnaiz-González, Á., Fernández-Valdivielso, A., Bustillo, A., & López de Lacalle, L. N. (2016). Using artificial neural networks for the prediction of dimensional error on inclined surfaces manufactured by ball-end milling. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 83(5–8), 847–859. <https://doi.org/10.1007/s00170-015-7543-y>
- Aryani, D., & Rosinta, F. (2011). Pengaruh Kualitas Layanan terhadap Kepuasan Pelanggan dalam Membentuk Loyalitas Pelanggan. *Jurnal Ilmu Administrasi Dan*

- Organisasi*, 17(2), 114–126.
<https://doi.org/10.20476/jbb.v17i2.632>
- Benardos, P. G., & Vosniakos, G. C. (2002). Prediction of surface roughness in CNC face milling using neural networks and Taguchi's design of experiments. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 18(5–6), 343–354.
[https://doi.org/10.1016/S0736-5845\(02\)00005-4](https://doi.org/10.1016/S0736-5845(02)00005-4)
- Buscema, M. (1998). Back propagation neural networks. In *Substance Use and Misuse* (Vol. 33, Issue 2, pp. 233–270). Informa Healthcare.
<https://doi.org/10.3109/10826089809115863>
- Dewi, S. K. (2017). Analisis Kualitas Pelayanan Dengan Metode Servqual Dan Zone Of Tolerance. *Seminar Nasional Teknologi Dan Rekayasa (SENTRA)*, III1–III9.
<https://doi.org/10.22219/sentra.v0i3.1473>
- Grossi, E., & Buscema, M. (2007). Introduction to artificial neural networks. In *European Journal of Gastroenterology and Hepatology* (Vol. 19, Issue 12, pp. 1046–1054).
<https://doi.org/10.1097/MEG.0b013e3282f198a0>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson Education Limited.
- Lestari, Y. D. (2017). JARINGAN SYARAF TIRUAN UNTUK PREDIKSI PENJUALAN JAMUR MENGGUNAKAN ALGORITMA BACKPROPAGATION. *Journal Information System Development (ISD)*, 2(1), 40–46. <https://ejournal-medan.uph.edu/index.php/isd/article/view/88>
- Putra, I. M. D. U., Gandhiadi, G. K., & Harini, L. P. I. (2016). Implementasi Backpropagation Neural Network Dalam Prakiraan Cuaca Di Daerah Bali Selatan. *E-Jurnal Matematika*, 5(4), 126–132.
<https://doi.org/10.24843/MTK.2016.v05.i04.p131>
- Sholeha, L., Djaja, S., & Widodo, J. (2018). PENGARUH KUALITAS PELAYANAN TERHADAP KEPUASAN PELANGGAN DI AHASS SUMBER JAYA MAHA SAKTI KECAMATAN ROGOJAMPI KABUPATEN BANYUWANGI. *JURNAL PENDIDIKAN EKONOMI: Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan, Ilmu Ekonomi Dan Ilmu Sosial*, 12(1), 15.
<https://doi.org/10.19184/jpe.v12i1.6465>
- Siang, J. J. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab* (Ed. 1). ANDI.
- Sijabat, P. I., Yuhandri, Nurcahyo, G. W., & Sindar, A. (2020). Algoritma Backpropagation Prediksi Harga Komoditi terhadap Karakteristik Konsumen Produk Kopi Lokal Nasional. *Jurnal Teknologi Informasi & Komunikasi Digital Zone*, 11(1), 96–107.
<https://doi.org/10.31849/digitalzone.v11i1.3880ICCS>
- Sitanggang, E. D. (2019). *Analisis Pengukuran Kualitas Pelayanan dan Kepuasan dengan Metode Servqual dan Importance-Performance Analysis Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan* [Universitas Sumatera Utara].
<http://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/16741>
- Yalidhan, M. D., & Amin, M. F. (2018). IMPLEMENTASI ALGORITMA BACKPROPAGATION UNTUK MEMPREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA. *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, 05(02), 169–178.
<https://doi.org/10.20527/klik.v5i2.152>