
Analisis Kinerja Algoritma *Backpropagation Neural Network* dalam Prediksi Penilaian Kepuasan Penumpang Maskapai Penerbangan

Sugiarto Cokrowibowo^{*1}, A.Amirul Asnan Cirua², Nadilatul Adawiah³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sulawesi Barat, Majene, Sulawesi Barat, Indonesia

E-mail: ^{*1}sugiarto.cokrowibowo@unsulbar.ac.id, ²amirulasnancirua@unsulbar.ac.id, ³nadilatuladawiah588@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network dalam memprediksi tingkat kepuasan penumpang maskapai penerbangan. Langkah-langkah pengujian dilakukan dengan variasi rasio data 70:30, 80:20, dan 90:10 serta parameter seperti Learning Rate, Hidden Layer, dan Max_Epoch. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Backpropagation Neural Network mampu melakukan prediksi dengan baik, dengan tingkat akurasi terbaik mencapai 99.82% pada rasio data 90:10. Struktur arsitektur terbaik terdiri dari 22 input layer, 20 Hidden Layer, dan 1 output layer, dengan iterasi/Max_Epoch sebanyak 1000 dan Learning Rate 0.01. Temuan ini menunjukkan potensi algoritma ini dalam meningkatkan pemahaman tentang kepuasan pelanggan dalam industri penerbangan.

Kata kunci— *Backpropagation Neural Network, kepuasan pelanggan, industri penerbangan.*

Abstract

This study aims to utilize the Backpropagation Neural Network Algorithm in predicting the satisfaction levels of airline passengers. Testing procedures were conducted with variations in data ratios of 70:30, 80:20, and 90:10, along with parameters such as Learning Rate, Hidden Layer, and Max Epoch. The research findings indicate that the Backpropagation Neural Network can predict satisfactorily, with the highest accuracy rate reaching 99.82% on a data ratio of 90:10. The optimal architecture consists of 22 input layers, 20 Hidden Layers, and 1 output layer, with 1000 iterations/Max Epoch and a Learning Rate of 0.01. These findings demonstrate the potential of this algorithm in enhancing understanding regarding customer satisfaction in the airline industry.

Keywords— *Backpropagation Neural Network, customer satisfaction, airline industry.*

1. PENDAHULUAN

Industri penerbangan adalah salah satu sektor yang mengalami pertumbuhan pesat seiring dengan perkembangan globalisasi [1]. Sarana transportasi udara antara lain pesawat penumpang, pesawat pribadi dan helikopter. Di dalam pesawat terbang yang membawa penumpang yang dimiliki oleh sebuah agen atau maskapai penerbangan. Maskapai penerbangan adalah suatu Perusahaan yang menyediakan jasa transportasi dengan menggunakan perjalanan udara. Dalam pelayanan terhadap penumpang, maskapai penerbangan tentunya saling berlomba-lomba untuk merebut hati dan pikiran pengguna jasa dengan keuntungan yang ditawarkannya. Persaingan antar maskapai penerbangan baik rute domestik maupun internasional juga akan terjadi [2].

Dalam kompetisi yang semakin ketat, keberhasilan suatu maskapai tidak hanya ditentukan oleh keandalan operasionalnya, tetapi juga oleh kemampuannya untuk memahami dan memenuhi kebutuhan serta harapan penumpang [3]. Oleh karena itu, penilaian kepuasan pelanggan menjadi indikator utama yang mencerminkan performa suatu maskapai penerbangan. Dalam konteks ini, memahami dan memprediksi kepuasan penumpang dengan menggunakan teknik prediktif menjadi semakin penting [4]. Prediksi adalah suatu asumsi tentang suatu peristiwa di masa depan. Peristiwa di masa depan tidak selalu pasti, sehingga data yang pasti tentang masa depan dalam banyak kasus tidak mungkin diperoleh, namun prediksi dapat berguna untuk membantu dalam merencanakan perkembangan yang mungkin terjadi [5]. Metode yang cukup andal digunakan dalam melakukan analisis data prediksi adalah *machine learning*, yaitu algoritma ekstraksi data yang merupakan irisan dari ilmu statistik, kecerdasan buatan (*artificial intelligence*), dan ilmu komputer (*computer science*) [6].

Banyak metode *machine learning* yang dapat digunakan memprediksi diantaranya *Linear regression*, *Multiple Linier Regression*, *Random Forest*, *Decision Tree*, *K-Nearest Neighbor*, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, *Neural Network* [7], dan sebagainya. Penelitian ini diangkat berdasarkan penelitian sebelumnya [4], dimana penelitian tersebut membandingkan kinerja yang berbeda dari model Algoritma *Decision Tree*, *Random Forest* dan *Naïve Bayes* dalam memprediksi tingkat kepuasan penumpang maskapai. Hasil dari penelitian tersebut model *machine learning* dengan algoritma *Random Forest* memiliki nilai akurasi paling tinggi sebesar 95,44%, *Decision Tree* sebesar 93,41% dan *Naïve Bayes* 82,51%. Selama pengujian, algoritma hanya menggunakan satu metrik, yaitu akurasi. Namun, penelitian ini menggunakan *Neural Network* untuk memprediksi kepuasan penumpang. Dimana *Neural Network* adalah algoritma pembelajaran yang terawasi (pembelajaran yang diawasi) yang biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron pada lapisan tersembunyinya (*Hidden Layer*).

Studi ini bertujuan untuk meningkatkan pemahaman tentang bagaimana algoritma Jaringan Saraf dapat digunakan untuk memprediksi tingkat kepuasan penumpang dalam industri penerbangan dengan menggunakan metrik akurasi untuk melihat efektivitas model yang dihasilkan.

2. METODE

2.1 Pengumpulan Dataset

Dataset *Airline Customer Satisfaction* yang diakses melalui website Kaggle yang terbuka digunakan dalam penelitian ini. Data ini diperoleh dari survei kepuasan penumpang pesawat pada tahun 2020. Data ini terdiri dari 129.880 data yang memiliki 18 atribut, seperti yang ditunjukkan dalam tabel 2.1. Input akan dibuat berdasarkan atribut-atribut tersebut, dan satu atribut, kepuasan, akan dijadikan target prediksi.

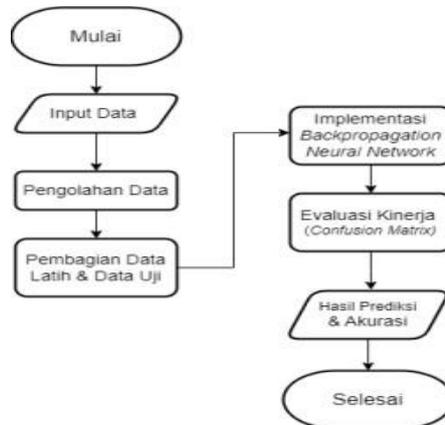
Tabel 1 Atribut Yang Digunakan

Nama	Min	Max
<i>Age</i>	7	85
<i>Flight Distance</i>	50	5951
<i>Seat Comfort</i>	0	5
<i>Depature</i>	0	5
<i>Food and Drink</i>	0	5
<i>Gate Location</i>	0	5
<i>Inflight wifi Service</i>	0	5
<i>Inflight Entertainment</i>	0	5
<i>Online Support</i>	0	5
<i>Ease of online Booking</i>	0	5
<i>On board service</i>	0	5
<i>Leg room service</i>	0	5
<i>Baggage Handling</i>	0	5
<i>Checking Service</i>	0	5
<i>Cleanliness</i>	0	5
<i>Online Boarding</i>	0	5
<i>Departure delay In Minutes</i>	0	1592
<i>Arrival delay In Minutes</i>	0	1584

2. 2 Algoritma Neural Network

Algoritma pembelajaran terawasi yang dikenal sebagai backpropagation biasanya digunakan pada perceptron berlapis untuk mengubah bobot yang terhubung dengan neuron pada lapisan tersembunyinya. Selanjutnya, data yang dihasilkan dan yang ditargetkan dikurangkan dan dibandingkan; kesalahan yang dihasilkan dari penurunan ini digunakan sebagai dasar untuk setiap perubahan bobot. Menurut Dina (2019), modifikasi bobot ini dilakukan untuk mengurangi kesalahan. Untuk menghindari kesalahan ini, tahapan perambatan maju, atau perambatan maju, harus dilakukan terlebih dahulu. Seluruh neuron diaktifkan dengan fungsi aktivasi yang dapat dideferensikan, seperti fungsi aktivasi sigmoid, saat perambatan maju dilakukan [8]. Algoritma pelatihan *backpropagation* jaringan terdiri dari tiga tahap, yaitu:

- Input nilai data pelatihan sehingga diperoleh nilai output (tahap *Feedforward*).
- Propagasi balik dari nilai error yang diperoleh (tahap *Backpropagation*).
- Penyesuaian bobot koneksi untuk meminimalkan nilai error.



Gambar 1 Alur Sistem

Ketiga langkah ini diulangi sampai nilai error yang diinginkan dicapai. Setelah pelatihan selesai, satu-satunya langkah yang diperlukan untuk memanfaatkan Jaringan Syaraf Tiruan tersebut adalah tahap pertama. Untuk mendapatkan tingkat keakurasian yang tinggi, *Neural Network* menggunakan teknik backpropagation untuk mencari pola dan hubungan dalam data yang sangat besar, yang sangat rumit dan sulit untuk dianalisis manusia. Ini adalah langkah-langkah yang diambil dalam implementasi algoritma *Backpropagation Neural Network* yang dibahas dalam penelitian ini.

2. 3 Evaluasi Model

Proses mengevaluasi kinerja model yang dibuat selama proses pelatihan dikenal sebagai evaluasi model. Mengevaluasi model dapat dilakukan dengan berbagai cara, biasanya tergantung pada jenis tugas yang dilakukan dan informasi yang ingin diketahui. Sebagai contoh, dalam hal regresi dan klasifikasi, metode yang berbeda diperlukan karena ukuran kualitas model berbeda. *Confusion Matrix* digunakan untuk menilai model penelitian ini.

Metode evaluasi yang dikenal sebagai matriks kekacauan digunakan untuk menentukan klasifikasi kinerja berdasarkan apakah benar atau salah. *Confusion matrix* memiliki empat nilai penting yang dapat digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, dan *recall*. Nilai benar positif (TP) dan benar negatif (TN) menunjukkan bahwa model memberikan hasil prediksi yang benar, sedangkan nilai salah positif (FP) dan salah negatif (FN) menunjukkan bahwa model memberikan hasil prediksi yang salah.

Tabel 2 *Confusion matrix*

Prediksi	Aktual	
	1 (Positive)	0 (Negative)
1 (True)	TP	FP
0 (False)	FN	TN

Keterangan:

- TP (*True Positive*) : Data positif yang terklasifikasi benar
- FP: (*False Positive*) : Data positif yang terklasifikasi salah
- FN (*False Negative*) : Data negatif yang terklasifikasi salah
- TN (*True Negative*) : Data negatif yang terklasifikasi benar

Berdasarkan pada nilai yang didapatkan pada tabel *confusion matrix* di atas menunjukkan bahwa evaluasi kinerja klasifikasi dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100\% \quad (1)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Set Parameter

Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian jumlah *Hidden Layer* dengan variasi 5, 10, 15, dan 20. Sebanyak 40 kali percobaan dijalankan, dengan 10 percobaan untuk setiap jumlah *Hidden Layer*. Hasilnya menunjukkan bahwa akurasi tertinggi dicapai saat menggunakan 20 *Hidden Layer*, dengan rata-rata akurasi 92.39% untuk rasio data 70:30, 96.86% untuk rasio 80:20, dan 99.48% untuk rasio 90:20. Pada rasio 90:10, akurasi tertinggi mencapai 99.48%. Hasil ini menandakan bahwa penambahan jumlah *Hidden Layer* dapat meningkatkan kinerja jaringan untuk memproses informasi dengan lebih baik, namun harus diingat bahwa terlalu banyak *Hidden Layer* juga dapat menyebabkan *overfitting*.

Tabel 3 Parameter Pengujian *Backpropagation Neural Network*

Parameter	
<i>Learning Rate</i>	0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9
Fungsi aktivasi	Sigmoid biner
<i>Hidden Layer</i>	5, 20, 15, 20
<i>Epoch</i>	500, 1000, 1500, 2000

Percobaan ini menggunakan arsitektur *Backpropagation Neural Network* dengan parameter yang telah ditentukan untuk mendapatkan akurasi terbaik. Ada empat desain arsitektur yang telah ditetapkan: 22-5-1; 22-10-1; 22-15-1; dan 22-20-1. Untuk arsitektur 22-5-1 merepresentasikan layer input-hidden-output yang memiliki 22 neuron input, 5 neuron hidden, 1 neuron output, untuk arsitektur 22-10-1 merepresentasikan layer input-hidden-output yang memiliki 22 neuron input, 10 neuron hidden, 1 neuron output, untuk arsitektur 22-15-1 merepresentasikan layer input-hidden-output yang memiliki 22 neuron input, 15 neuron hidden, 1 neuron output, Dari tiga rasio data, 70:30, 80:20, dan 90:10, dengan skenario pengujian dilakukan 130 kali, sehingga total percobaan adalah 390.

3.2 Hasil Pengujian Parameter

Dalam penelitian ini, dilakukan pengujian jumlah *Hidden Layer* dengan variasi 5, 10, 15, dan 20. Sebanyak 40 kali percobaan dijalankan, dengan 10 percobaan untuk setiap jumlah *Hidden Layer*. Hasilnya menunjukkan bahwa akurasi tertinggi dicapai saat menggunakan 20 *Hidden Layer*, dengan rata-rata akurasi 92.39% untuk rasio data 70:30, 96.86% untuk rasio 80:20, dan 99.48% untuk rasio 90:20. Pada rasio 90:10, akurasi tertinggi mencapai 99.48%. Hasil ini menandakan bahwa penambahan jumlah *Hidden Layer* dapat meningkatkan kinerja jaringan untuk memproses informasi dengan lebih baik, namun harus diingat bahwa terlalu banyak *Hidden Layer* juga dapat menyebabkan *overfitting*.

Tabel 4 Hasil Pengujian *Hidden Layer* Rasio 70:30

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuracy</i>
5	0.1	500	89.56%
10	0.1	500	89.79%
15	0.1	500	89.48%
20	0.1	500	92.39%

Tabel 5 Hasil Pengujian *Hidden Layer* Rasio 80:20

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuracy</i>
5	0.1	500	89.56%
10	0.1	500	94.12%
15	0.1	500	96.68%
20	0.1	500	96.86%

Tabel 6 Hasil Pengujian *Hidden Layer* dengan Rasio 90:10

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuracy</i>
5	0.1	500	99.48%
10	0.1	500	99.41%
15	0.1	500	99.19%
20	0.1	500	84.39%

3. 3 Pengujian Parameter *Learning Rate*

Pengujian *Learning Rate* dilakukan dengan nilai-nilai 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9. Terdapat 90 kali percobaan, dengan 10 percobaan pada setiap nilai *Learning Rate* yang diuji. Hasilnya menunjukkan bahwa *Learning Rate* terbaik adalah 0.2 dengan akurasi 93.36% untuk rasio 70:30, 0.05 dengan akurasi 97.41% untuk rasio 80:20, dan 0.01 dengan akurasi 99.48% untuk rasio 90:10. Diperoleh hasil terbaik pada rasio data 90:10 dengan akurasi 99.48%.

Tabel 7 Hasil Pengujian *Learning Rate* Rasio 70:30

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuracy</i>
20	0.1	500	84.39%
20	0.2	500	93.36%
20	0.3	500	91.96%
20	0.4	500	91.31%
20	0.5	500	93.15%
20	0.6	500	91.71%
20	0.7	500	91.49%
20	0.8	500	91.65%
20	0.9	500	90.48%

Tabel 8 Hasil Pengujian *Learning Rate* Rasio 80:20

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuration</i>
20	0.1	500	96.86%
20	0.2	500	96.39%
20	0.3	500	96.41%
20	0.4	500	95.03%
20	0.5	500	97.14%
20	0.6	500	96.47%
20	0.7	500	94.38%
20	0.8	500	93.78%
20	0.9	500	92.58%

Tabel 9 Hasil Pengujian *Learning Rate* Rasio 90:10

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuration</i>
5	0.1	500	99.48%
5	0.2	500	98.97%
5	0.3	500	98.92%
5	0.4	500	98.76%
5	0.5	500	98.94%
5	0.6	500	98.75%
5	0.7	500	98.76%
5	0.8	500	98.69%
5	0.9	500	98.69%

3. 4 Pengujian Parameter *Epoch*

Dalam pengujian iterasi/max epoch, nilai-nilai yang diuji adalah 500, 1000, 1500, dan 2000. Hasil tertinggi diperoleh pada iterasi ke-500 dengan akurasi 93.36% untuk rasio data 70:30, iterasi ke-500 dengan rata-rata akurasi 97.14% untuk rasio 80:20, dan iterasi ke-1500 dengan akurasi 99.48%. Namun, berdasarkan hasil pengujian, iterasi yang memberikan tingkat akurasi terbaik adalah 1000 dengan akurasi 99.77%.

Tabel 10 Hasil Pengujian *Max_Epoch* Rasio 70:30

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuration</i>
20	0.2	500	93.36%
20	0.2	1000	92.54%
20	0.2	1500	92.98%
20	0.2	2000	92.92%

Tabel 11. Hasil Pengujian Max_Epoch Rasio 80:20

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuration</i>
20	0.5	500	97.14%
20	0.5	1000	95.36%
20	0.5	1500	92.16%
20	0.5	2000	96.67%

Tabel 12. Hasil Pengujian Max_Epoch Rasio 90:10

<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>	<i>Avg. Accuration</i>
5	0.1	500	99.48%
5	0.1	1000	99.35%
5	0.1	1500	99.53%
5	0.1	2000	99.32%

3. 5 Pengujian Arsitektur Terbaik

Untuk pengujian arsitektur *Backpropagation Neural Network* dengan parameter terbaik, dilakukan 10 kali percobaan running program pada masing- masing hasil arsitektur terbaik dari semua rasio data. Pengujian juga dilakukan pada data testing dengan rasio 70:30, 80:20, dan 90:10, dengan nilai bobot random dan nilai bias sama dengan 1.

Tabel 13. Hasil Arsitektur Terbaik

<i>Rasio Data</i>	<i>Hidden Layer</i>	<i>Learning Rate</i>	<i>Epoch</i>
70:30	20	0.2	500
80:20	20	0.5	500
90:10	5	0.1	1500

Berdasarkan Tabel 13 pengujian pada rasio data 70:30 menghasilkan parameter Learning Rate sebesar 0.2, *Hidden Layer* sebanyak 20, dan Max_Epoch sebesar 500. Model tersebut kemudian diujikan pada seluruh rasio data untuk mengukur hasil akurasi pada rasio data 80:20 dan 90:10.

Tabel 14. Hasil Arsitektur Terbaik

<i>Rasio Data</i>	<i>Akurasi</i>
70 : 30	93.55%
80 : 20	96.64%
90 : 10	99.04%

Dari hasil pengujian yang dilakukan, ditemukan bahwa arsitektur terbaik terjadi pada pengujian dengan rasio data 90:10. Arsitektur terbaik ini mencapai rata-rata akurasi sebesar 99.57%. Struktur arsitektur yang memberikan hasil terbaik adalah 22-5-1, dengan parameter learning rate sebesar 0.1 dan Max Epoch sebesar 1500. Arsitektur dengan jumlah neuron sebanyak 5 menjadi arsitektur terbaik karena penggunaan jumlah neuron hidden lebih kecil dari jumlah neuron input, selain mempercepat komputasi dan model hasil training dapat mencegah *overfitting*. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur ini mampu memberikan kinerja yang sangat baik dalam

melakukan prediksi, dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, sehingga cocok digunakan dalam konteks pengujian kepuasan penumpang dalam industri maskapai.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan tahapan-tahapan dalam memprediksi penilaian kepuasan penumpang maskapai penerbangan menggunakan Algoritma *Backpropagation Neural Network*, hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma tersebut mampu melakukan prediksi dengan tingkat keberhasilan yang baik. Pengujian menghasilkan akurasi prediksi terbaik sebesar 99.82% pada rasio data 90:10, sementara akurasi terendah mencapai 91.82% pada rasio data 70:30. Arsitektur jaringan *Backpropagation Neural Network* yang digunakan terdiri dari 22 input layer, 20 *Hidden Layer*, dan 1 output layer, dengan iterasi/Max Epoch 1000 dan Learning Rate 0.01. Selain Learning Rate, pembagian data training dan testing juga mempengaruhi akurasi model, di mana semakin besar jumlah data training, semakin baik pula akurasi yang dapat dicapai oleh model.

REFERENSI

- [1] H. Cipta Husada, S. Paramita, dan Adi, "Analisis Sentimen Pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Teknika*, vol. 10, no. 1, pp. 18-26, 2021.
- [2] B. Wicaksono, "Evaluasi On Time Performance Maskapai Penerbangan Berjadwal Di Bandar Udara Sultan Syarif Kasim II Pekanbaru," Disertasi ed. Pekanbaru: Universitas Islam Riau, 2019
- [3] D. S. Suprpto dan R. Oetama, "Analysis of Airline Passenger Satisfaction Using *Decision Tree* and Naïve Bayes Algorithms," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 5, no. 4, pp. 1493-1500, 2023
- [4] W. A. Rahmat dan S. M. Ladjamuddin, "Perbandingan Algoritma *Decision Tree*, Random Forest dan Naive Bayes pada Prediksi Penilaian Kepuasan Penumpang Maskapai Pesawat Menggunakan Dataset Kaggle," *Jurnal Rekayasa Informasi*, vol. 12, no. 2, pp. 150-159, 2023.
- [5] S. Das, R. Barik, dan A. Mukherjee, "Salary Prediction Using Regression Techniques," in **Proceedings of Industry Interactive Innovations in Science, Engineering dan Technology**, s.l., 2020
- [6] H. K. Pambudi, P. G. A. Kusuma, F. Yulianti, dan K. A. Julian, "Prediksi Status Pengiriman Barang Menggunakan Metode *Machine learning*," *Jurnal Ilmiah Teknologi Infomasi Terapan*, vol. 6, no. 2, pp. 100–109, 2020.
- [7] M. Windarti dan A. Suradi, "Perbandingan Kinerja 6 Algoritme Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa," *Telematika*, vol. 12, no. 1, pp. 14–30, 2019
- [8] M. A. Ridla, "Particle Swarm Optimization Sebagai Penentu Nilai Bobot Pada Artificial Neural Network Berbasis Backpropagation Untuk Prediksi Tingkat Penjualan Minyak Pelumas Pertamina," *Jurnal Ilmiah Informatika*, vol. 3, no. 1, pp. 183–192, 2021.

- [9] I. Dwicahyo Pratomo, A. Rouf, and T. Wahyu Supardi, "Pengukuran Jarak Lubang Pada Benda Padat Menggunakan Sensor Ultrasonik," *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 6, no. 1, p. 81, Apr. 2016 [Online]. Available: <https://jurnal.ugm.ac.id/ijeis/article/view/10774>. [Accessed: 25-Apr-2017]
- [10] T. Nur Syahril Sidiq, A. Rouf, and T. Wahyu Supardi, "Sistem Deteksi Bentuk Kecacatan Benda Padat Menggunakan Teknik Variasi Sudut Ultrasonik," *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 6, no. 1, p. 69, Apr. 2016 [Online]. Available: <https://jurnal.ugm.ac.id/ijeis/article/view/10773>. [Accessed: 25-Apr-2017]