



Received 15th April 2021
Accepted 22th June 2021
Published 1st July 2021

Open Access

DOI: 10.35472/jsat.v5i2.447

Optimasi Multi Respon pada Proses *End-Milling Glass Fiber Reinforced Polymer (GFRP)* Dengan Menggunakan Metode *Back Propagation Neural Network – Particle Swarm Optimization (BPNN-PSO)*

Fajar Perdana Nurullah*, Abdul Muhyi, and Devia Gahana Cindi Alfian

Program Studi Teknik Mesin, Institut Teknologi Sumatera, Terusan Ryaucudu, Way Hui, Jati Agung, Lampung, 35365, Indonesia

* Corresponding E-mail: fajar.nurullah@ms.itera.ac.id

Abstract: The use of composite materials continues to show an increasing trend in various fields such as sports, aviation and the military. This also increases the need for knowledge about the manufacturing process of composites. One of the most widely used composite materials is glass fiber reinforced polymer (GFRP). In the process of making components made from GFRP, one of the processes that is often used is end-milling. The studies that have been carried out on the GFRP end-milling process mostly use woven fibers, while research on machining of GFRP using combo fibers has not been widely conducted. This research was conducted to determine the effect of spindle speed, feeding speed, and cutting depth, on cutting forces, surface roughness, and delamination. In addition, multi response optimization is carried out using the combined method of BPNN-PSO to obtain the most optimal combination of machining parameters. The results shows that the optimal level of cut depth, spindle speed, and feeding speed are 1 mm, 4871 rpm and 788 mm / minute, respectively.

Keywords: BPNN, Composite, End-Milling, FRP, GFRP, Multi-Response Optimization, PSO

Abstrak: Penggunaan material komposit di berbagai bidang seperti olahraga, penerbangan, dan militer terus menunjukkan tren peningkatan. Hal ini turut meningkatkan kebutuhan terhadap pengetahuan tentang proses manufaktur dari komposit. Salah satu material komposit yang banyak digunakan adalah *glass fiber reinforced polymer (GFRP)*. Dalam proses pembuatan komponen berbahan baku GFRP, salah satu proses yang sering digunakan adalah *end-milling*. Penelitian-penelitian yang telah dilakukan pada proses *end-milling* GFRP kebanyakan menggunakan serat *woven*, sedangkan penelitian mengenai pemesinan pada GFRP yang menggunakan serat *combo* belum banyak dilakukan. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh parameter pemesinan, yaitu kecepatan spindel, kecepatan makan, dan kedalaman potong, terhadap gaya potong, kekasaran permukaan, dan delaminasi. Selain itu dilakukan optimasi multi respon dengan menggunakan metode gabungan BPNN-PSO untuk mendapatkan kombinasi parameter pemesinan yang paling optimal. Hasil optimasi yang telah dilakukan menunjukkan bahwa level kedalaman potong, kecepatan spindel, dan kecepatan makan yang paling optimal masing-masing adalah 1 mm, 4871 rpm dan 788 mm/menit.

Kata Kunci : BPNN, End-Milling, FRP, GFRP, Komposit, Optimasi Multi-Respon, PSO

Pendahuluan

Penggunaan material komposit *glass fiber reinforced polymer (GFRP)* di berbagai bidang seperti olahraga, penerbangan, dan militer terus menunjukkan tren peningkatan. GFRP banyak digunakan pada alat-alat olahraga, struktur bangunan, furnitur, dan komponen pesawat terbang. GFRP banyak dipilih karena memiliki sifat-sifat yang unggul, misalnya rasio kekuatan terhadap berat yang tinggi dan tahan terhadap korosi.

Dalam proses pembuatan komponen berbahan baku GFRP, salah satu proses yang sering digunakan adalah *end-milling*. Proses ini diperlukan pada tahap akhir untuk mendapatkan dimensi akhir yang akurat dan untuk menghaluskan permukaan.

Proses *end milling* pada material GFRP cukup sulit dilakukan. Beberapa kendala yang sering ditemui adalah keausan dini pada pahat, kegagalan matriks, cacat permukaan, permukaan hasil yang kasar, delaminasi, dan serat yang tersembul.

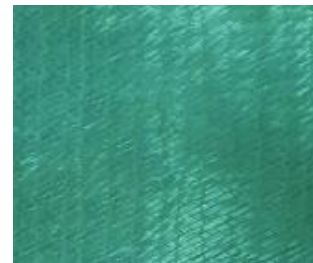
Pemilihan parameter pemesinan yang tidak tepat merupakan salah satu penyebab timbulnya cacat pada produk hasil *end-milling*. Sebagai contoh, apabila gerak makan terlalu tinggi, maka hasil *end-milling* akan menjadi kasar, dan pahat akan cepat aus. Selain itu, pada proses pemesinan material komposit, arah pemotongan relatif terhadap orientasi serat juga ikut mempengaruhi kualitas produk yang dihasilkan. Hal ini karena komposit bukanlah material yang *uniform*.

Berbagai penelitian telah dilakukan untuk mengetahui pengaruh parameter pemesinan terhadap karakteristik kualitas kritis /critical to quality characteristics (CTQ) pada proses *end-milling* komposit. Kilickap dkk (2013) meneliti pengaruh kecepatan spindle, gerak makan, dan sudut pahat terhadap kekasaran permukaan, gaya potong, dan faktor delaminasi. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa kekasaran permukaan, gaya potong, dan faktor delaminasi akan semakin meningkat dengan meningkatnya gerak makan, dan akan semakin menurun dengan meningkatnya kecepatan spindle [1]. Pengaruh sudut serat terhadap kekasaran permukaan pada proses *end milling* GFRP diteliti oleh Palanikumar (2016). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa nilai kekasaran permukaan (Ra) yang rendah diperoleh pada orientasi serat dibawah 30° . Pemesinan dengan sudut serat lebih dari 30° akan meningkatkan kekasaran permukaan secara drastis [2]. Beberapa peneliti menyimpulkan bahwa gaya potong memiliki perilaku yang berbanding lurus terhadap peningkatan kedalaman potong [3]. Pengaruh sudut helix terhadap gaya potong diteliti oleh Jenarthanan dan Jeyapaul (2013) dan Jenarthanan dkk. (2016). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa peningkatan sudut helix pada pahat akan menurunkan gaya potong. Hal ini dapat terjadi karena semakin besar sudut helix, maka ruang antara bidang geram dengan benda kerja akan semakin besar, sehingga aliran geram menjadi semakin lancar [4]. Pengaruh kecepatan spindle terhadap gaya potong diteliti oleh Jenarthanan dan Jeyapaul (2013), Jenarthanan dkk. (2016), Davim dkk. (2004), dan Islam dkk. (2015). Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa peningkatan kecepatan spindle akan menurunkan gaya potong [5]. Erkan dkk. (2013) meneliti pengaruh kedalaman potong terhadap faktor delaminasi. Penelitiannya menunjukkan bahwa delaminasi akan menurun dengan meningkatnya kedalaman potong. Erkan dkk. (2013) berargumen bahwa pada kedalaman potong yang tinggi, getaran dapat terserap oleh material resin dengan lebih baik, yang menyebabkan proses pemesinan menjadi lebih halus, sehingga delaminasi

semakin kecil. Pengaruh kedalaman potong terhadap faktor delaminasi juga diteliti oleh Sreenivasulu (2013). Hasil penelitiannya menunjukkan hasil yang bertolak belakang dengan hasil penelitian Erkan dkk. (2013), yaitu bahwa peningkatan kedalaman potong akan ikut meningkatkan faktor delaminasi.

Selain meneliti pengaruh parameter pemesinan terhadap CTQ, para peneliti juga melakukan optimasi untuk menentukan kombinasi parameter pemesinan yang dapat menghasilkan CTQ yang optimal. Razfar dan Zadeh (2009) melakukan optimasi dengan menggunakan metode ANN dan GA untuk menentukan gerak makan dan jumlah *flute* pahat yang optimal untuk meminimalkan kekasaran permukaan dan faktor delaminasi. Hasil penelitiannya menunjukkan bahwa parameter yang optimal adalah dengan gerak makan yang rendah dan jumlah *flute* sebesar 2 [6]. Jenarthanan dan Jeyapaul (2013) meneliti parameter pemesinan yang optimal untuk meminimalkan gaya potong, keausan pahat, dan kekasaran permukaan pada proses *milling* GFRP dengan menggunakan metode Taguchi dan *desirability function analysis* (DFA) [4]. Chibane dkk. melakukan optimasi dengan menggunakan metode *response surface methode* (RSM) untuk menentukan parameter pemesinan yang dapat meminimalkan temperatur, getaran, dan gaya potong pada proses *end milling* CFRP [7].

Penelitian-penelitian yang telah dilakukan pada proses *end-milling* GFRP kebanyakan menggunakan serat *woven*. Jenis serat ini memiliki tekstur yang halus dan tipis, sehingga resin dapat lebih mudah terpenetrasi. Jenis serat lain yang tersedia di pasaran adalah serat *combo*, yang memiliki tekstur lebih tebal, dan relatif lebih sulit terpenetrasi oleh resin. Meskipun demikian, serat *combo* tetap merupakan pilihan yang menarik karena harga yang lebih ekonomis dibandingkan serat *woven*. Penelitian mengenai pemesinan pada GFRP yang menggunakan serat *combo* belum banyak dilakukan. Bentuk dari *glass fiber* serat *combo* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Glass fiber serat combo.

Berdasarkan paparan yang telah dijelaskan, maka diperlukan penelitian tentang pengaruh parameter pemesinan terhadap CTQ pada proses *end-milling* GFRP serat *combo*. Parameter pemesinan yang digunakan pada penelitian ini adalah kecepatan spindle, gerak makan, dan kedalaman potong. Sedangkan CTQ yang diteliti adalah gaya potong, kekasaran permukaan, dan faktor delaminasi. Proses *end milling* dilakukan dengan menggunakan mesin CNC Hartford S-Plus 10. Gambar mesin CNC Hartford S-Plus 10 yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Mesin CNC Hartford S-Plus 10 yang digunakan

Selain untuk meneliti pengaruh parameter pemesinan, pada penelitian ini juga dilakukan optimasi multi respon dengan menggunakan metode *back propagation neural neural network* (BPNN) dan *particle swarm optimization* (PSO) untuk mengetahui parameter pemesinan yang dapat menghasilkan kekasaran permukaan, gaya potong, dan faktor delaminasi yang optimal pada proses *end-milling* GFRP serat *combo*.

BPNN adalah salah satu varian dari metode jaringan saraf tiruan (JST), yang telah digunakan secara luas untuk memodelkan pola hubungan antara input dan output. Kelebihan utama metode BPNN adalah tidak membutuhkan asumsi awal tentang fungsi matematis dari data. Beberapa model JST yang lain misalnya

jaringan model hebb, *perceptron*, dan *adaline*. BPNN merupakan pengembangan dari model Widrow-Hoff, yang dikembangkan dengan menambahkan jumlah lapisan pada *hidden layer*. Kata *back propagation* mengacu pada metode perhitungan gradien perubahan bobot pada saat proses *training* [8].

PSO adalah metode optimasi yang meniru perilaku sosial kawanan burung dalam mencari makanan. Perilaku sosial terdiri dari tindakan individu, dan pengaruh perilaku individu terhadap kawanan. Kata partikel merupakan representasi dari seekor burung dalam kawanan. Saat seekor burung menemukan lokasi sumber makanan, maka burung yang lain pada kawanan tersebut juga akan dapat segera menuju lokasi tersebut.

Pada metode PSO, posisi awal setiap partikel berada pada posisi yang acak. Setiap partikel diasumsikan memiliki dua karakteristik, yaitu posisi dan kecepatan. Persamaan posisi dan kecepatan pada setiap partikel pada metode PSO disajikan pada persamaan 1 dan 2.

$$x_j(i) = x_1(1), x_2(1), \dots, x_{jN}(i) \quad (1)$$

$$v_j(i) = v_1(1), v_2(1), \dots, v_{jN}(i) \quad (2)$$

Dimana:

- x = posisi partikel
- v = kecepatan partikel
- i = iterasi ke- i
- j = indeks partikel
- N = jumlah partikel

Lokasi dan kecepatan partikel diperbarui dengan menggunakan persamaan 3 dan 4 [9].

$$x_j(i) = v_j(i) + x_j(i - 1) \quad (3)$$

$$v_j(i) = v_j(i - 1) + c_1 r_1 (p_{best,j} - x_j(i - 1)) + c_2 r_2 (g_{best} - x_j(i - 1)) \quad (4)$$

Dimana:

- $p_{best,j}$ = *personal best* dari partikel ke- j
- g_{best} = *global best* dari seluruh partikel.
- c_1, c_2 = *learning factor*
- r_1, r_2 = konstanta, berupa bilangan random antara 0 sampai 1.

Persamaan 3 digunakan untuk menghitung kecepatan partikel yang baru berdasarkan kecepatan sebelumnya. Jarak antara posisi saat ini dengan posisi terbaik partikel disebut *personal best*, sedangkan jarak antara posisi saat ini dengan posisi terbaik kawanan disebut dengan *global best*. Jika kriteria pemberhentian belum terpenuhi, maka akan dilakukan perhitungan pada iterasi

selanjutnya, dimana partikel akan bergerak menuju posisi yang baru dengan menggunakan persamaan 4. Iterasi terus dilakukan hingga kriteria pemberhentian terpenuhi. Jika kriteria pemberhentian telah terpenuhi, maka akan diperoleh solusi yang terletak pada *global best*.

Metode BPNN dipilih karena secara implisit mampu mendeteksi hubungan yang kompleks dan non linier antar variabel, serta tidak memerlukan perhitungan statistik yang rumit [8]. Sedangkan metode PSO dipilih karena memiliki kemampuan konvergensi yang baik [9].

Method / Metode

Perencanaan Eksperimen

Penelitian ini menggunakan metode *full factorial* dalam proses perencanaan eksperimen. Metode *full factorial* digunakan agar pengaruh setiap faktor terhadap variabel respon, serta pengaruh interaksi antar faktor terhadap variabel respon dapat diteliti.

Faktor yang digunakan pada penelitian ada tiga, yaitu kecepatan potong, gerak makan, dan kedalaman potong. Masing-masing faktor terdiri dari tiga level, sehingga terdapat total 27 kombinasi faktor. Variabel respon yang diukur juga ada tiga, yaitu gaya potong, kekasaran permukaan, dan delaminasi. Masing-masing respon diukur sebanyak tiga kali repetisi. Level-level faktor yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 1.

Table 1. Faktor-faktor yang digunakan pada penelitian beserta level-levelnya.

Faktor	Satuan	Level 1	Level 2	Level 3
Kecepatan spindel	rpm	3000	4000	5000
Gerak makan	mm/menit	500	750	1000
Kedalaman potong	mm	1	1,5	2

Pembuatan GFRP

Proses pembuatan material GFRP dilakukan dengan menggunakan metode *hand-lay up*. Jenis serat gelas yang digunakan adalah serat *combo*, dan jenis resinnya adalah Epoxy. Setelah material selesai dibuat, dilakukan uji tarik untuk mengetahui tingkat kekuatannya. Hasil pengujian tarik disajikan pada tabel 2.

Table 2. Hasil uji tarik GFRP.

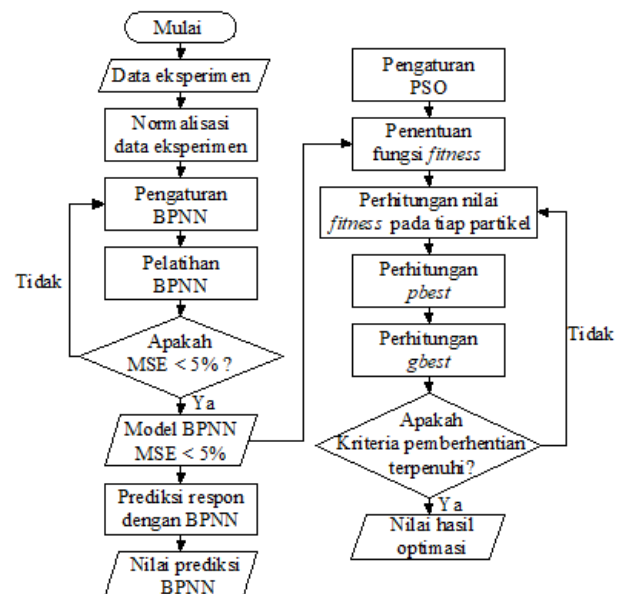
Nomor Spesimen	Ultimate strength (MPa)	Regangan (%)
1	78,14	7,98
2	73,64	7,50
3	72,64	7,48

Proses Pengukuran

Variabel respon yang diteliti pada penelitian ini ada tiga, yaitu gaya potong, kekasaran permukaan, dan delaminasi. Pengukuran gaya potong dilakukan dengan menggunakan dinamometer Kistler 9272. Kekasaran permukaan diukur dengan menggunakan Mitutoyo Surfptest SJ-310. Delaminasi diukur dengan menghitung nilai perbandingan antara panjang serat yang tidak terpotong terhadap lebar pemotongan [10]. Panjang serat yang tidak terpotong diukur dengan menggunakan mikroskop makro Carl Zeiss Stemi DV-4.

Optimasi Multi Respon

Optimasi multi respon dilakukan untuk mengetahui level-level faktor yang dapat menghasilkan nilai kekasaran permukaan, gaya potong, dan delaminasi yang optimal secara serentak. Diagram alir optimasi multi respon yang dilakukan pada penelitian ini disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram alir optimasi multi-respon dengan menggunakan metode PSO.

Normalisasi data eksperimen adalah proses pengubahan nilai faktor dan nilai hasil pengukuran yang memiliki skala yang berbeda, menjadi nilai yang memiliki skala yang sama, yaitu antara -1 hingga 1. Hal ini diperlukan agar pengaruh masing-masing faktor menjadi seragam. Persamaan yang digunakan dalam proses normalisasi yaitu,

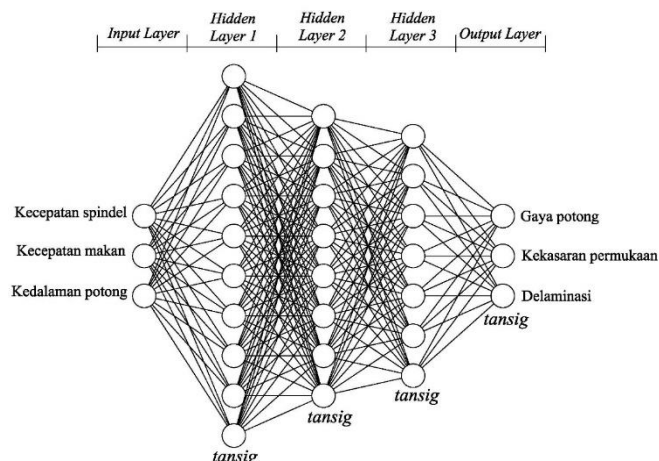
$$p_n = \frac{2(p - \min(p))}{(\max(p) - \min(p))} - 1 \tag{1}$$

Pengaturan BPNN dilakukan untuk mendapatkan arsitektur jaringan yang menghasilkan nilai *mean square error* (MSE) terkecil, dengan cara menentukan jumlah *hidden layer*, jumlah *node* pada *hidden layer*, dan fungsi aktivasi yang digunakan. Proses dilakukan dengan mencoba seluruh kombinasi parameter BPNN. Jumlah *hidden layer* yang dicoba yaitu antara 1 sampai 3, dengan *node* pada masing-masing *layer* antara 1 sampai 10. Fungsi aktivasi yang dicoba yaitu fungsi *tansig* dan *logsig*. Total terdapat 2.220 model arsitektur yang dicoba.

Pada proses pelatihan BPNN, data yang digunakan terbagi menjadi tiga bagian, yaitu data *training*, *testing* dan *validation*. Persentase data *training*, *testing*, dan *validation* masing-masing sebesar 70%, 15% dan 15%. Sebanyak 57 data digunakan sebagai data *training*, sedangkan data yang digunakan untuk proses *testing* dan validasi masing-masing sebanyak 12.

Hasil dan Pembahasan

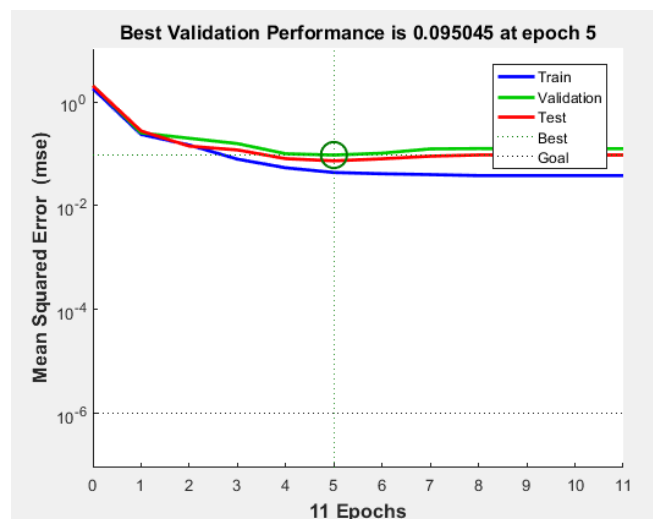
Proses pengaturan BPNN telah dilakukan. Hasilnya diperoleh bahwa *setting* yang paling optimal adalah dengan menggunakan tiga *hidden layer*, dengan jumlah *node* pada *hidden layer* pertama, kedua, dan ketiga masing-masing sebanyak 10, 8, dan 7. Arsitektur ini bisa disebut dengan arsitektur BPNN 3-10-8-7-3. Arsitektur dengan fungsi aktivasi *tansig* menunjukkan performa yang lebih baik dari *logsig*, sehingga fungsi *tansig* dipilih sebagai fungsi aktivasi yang digunakan. Gambar arsitektur BPNN 3-10-8-7-3 dapat dilihat pada Gambar 3.



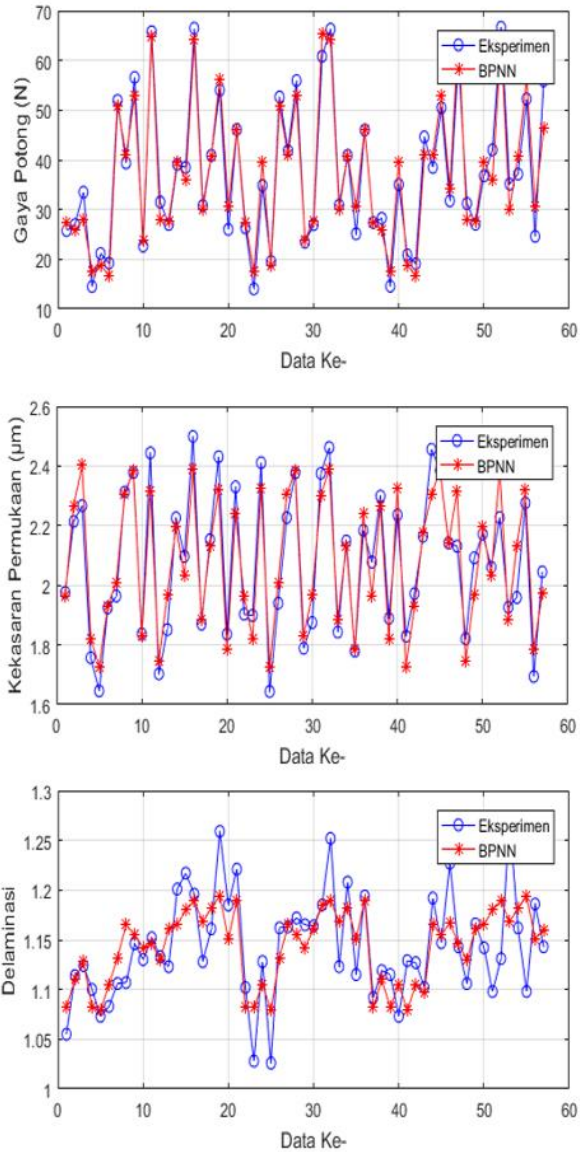
Gambar 4. Arsitektur BPNN 3-10-8-7-3.

Nilai rata-rata error pada data *training*, *testing* dan *validation* menunjukkan hasil yang baik. Nilai prediksi dari model BPNN yang dikembangkan menunjukkan hasil yang baik, dimana nilai MSE pada data *training*, *testing* dan *validation* semuanya berada dibawah 10%. Proses *training* dengan arsitektur 3-10-8-7-3 membutuhkan jumlah iterasi sebanyak 11 iterasi. Plot nilai MSE pada data *training*, *testing*, dan *validation* untuk setiap tahapan iterasi dapat dilihat pada Gambar 4. Dapat terlihat bahwa pada data *validation*, nilai MSE terbaik berada pada iterasi ke 5, yaitu sebesar 0,095045.

Grafik perbandingan antara nilai prediksi BPNN dengan nilai hasil eksperimen pada data *training*, *testing*, dan *validation* masing-masing ditunjukkan pada Gambar 5-7.

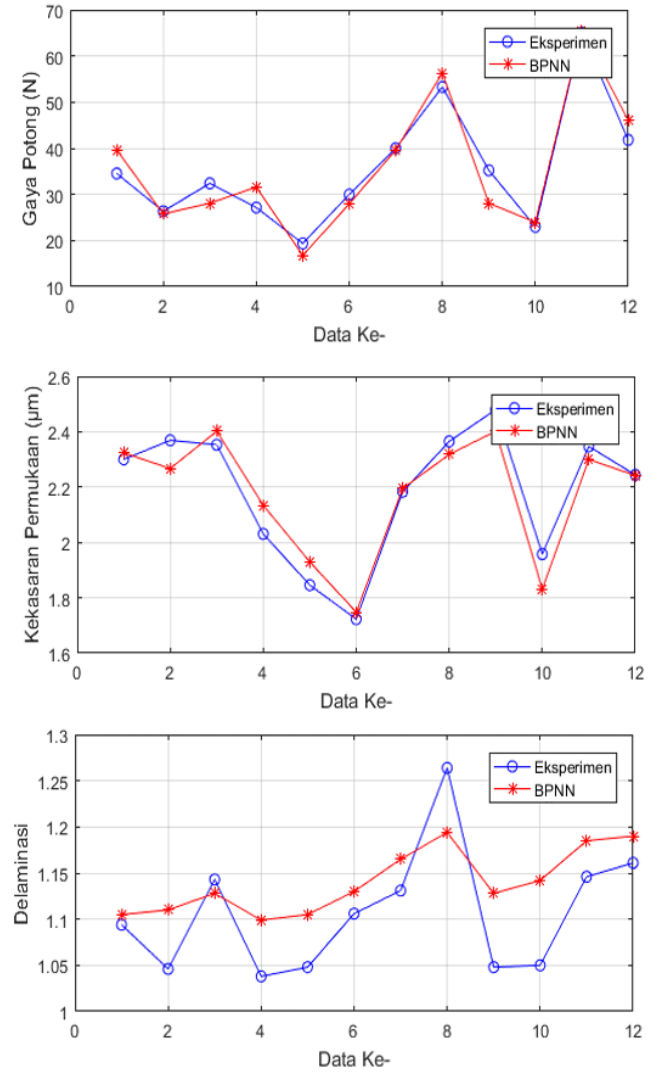


Gambar 4. Plot nilai MSE pada data *training*, *testing*, dan *validation* untuk setiap tahapan iterasi

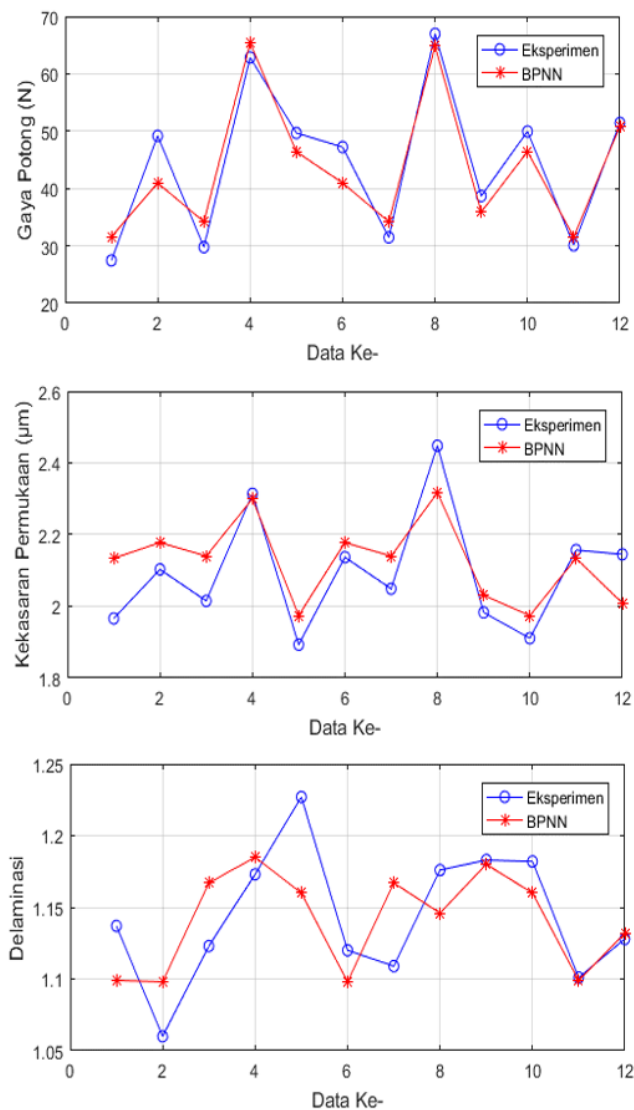


Gambar 5. Grafik perbandingan antara nilai respon hasil eksperimen Dengan nilai respon hasil prediksi BPNN pada data *training*

Nilai rata-rata error pada data training, testing dan validasi menunjukkan hasil yang baik. Nilai prediksi dari model BPNN yang dikembangkan menunjukkan hasil yang baik, dimana nilai MSE pada data *training, testing*



Gambar 6. Grafik perbandingan antara nilai respon hasil eksperimen Dengan nilai respon hasil prediksi BPNN pada data *testing*



Gambar 7. Grafik perbandingan antara nilai respon hasil eksperimen Dengan nilai respon hasil prediksi BPNN pada data validation

Untuk mendapatkan kombinasi level-level faktor yang dapat menghasilkan respon optimal, dilakukan proses optimasi dengan menggunakan metode PSO. Hasil optimasi dan prediksi nilai respon yang dihasilkan ditunjukkan pada tabel 3.

Table 2. Hasil optimasi PSO

Nama Faktor/Respon		Nilai
Faktor	Kedalaman potong (mm)	1
	Kecepatan spindle (rpm)	4871
	Kecepatan makan (mm/menit)	788
Respon	Gaya potong (N)	15,64
	Kekasaran permukaan (µm)	1,72
	Faktor delaminasi	1,08

Conclusions / Kesimpulan

Penelitian tentang pengaruh parameter pemesinan terhadap gaya potong, kekasaran permukaan, dan faktor delaminasi pada proses *end-milling* GFRP telah dilakukan. Hasilnya diperoleh bahwa pada gaya potong, peningkatan kecepatan makan dan kedalaman potong akan meningkatkan gaya potong, sedangkan peningkatan kecepatan spindle akan menurunkan gaya potong. Pada kekasaran permukaan, peningkatan kecepatan makan akan meningkatkan kekasaran permukaan, sedangkan peningkatan kecepatan spindle akan menurunkan kekasaran permukaan. Adapun peningkatan kedalaman potong tidak memberi pengaruh yang signifikan terhadap peningkatan kekasaran permukaan. Pada faktor delaminasi, peningkatan kecepatan makan dan kecepatan spindle akan meningkatkan delaminasi. Kedalaman potong menunjukkan pengaruh yang tidak konsisten terhadap delaminasi.

Hasil optimasi multi respon dengan menggunakan metode BPNN-PSO menunjukkan kedalaman potong 1 mm, kecepatan spindle 4889 rpm dan kecepatan makan 791 mm/menit mampu menghasilkan respon yang optimal.

Conflicts of interest

There are no conflicts to declare.

Referensi

[1] E. Kilickap, A. Yardimeden dan Y. Celik, "Investigation of Experimental Study of End-Milling of CFRP," *Science and Engineering of Composite Materials*, vol. XXII, no. 1, pp. 89-95, 2015.

- [2] K. Palanikumar, L. Karinamoorthy dan R. Kartikeyan, "Assessment of Factors Influencing Surface Roughness On The Machining of Glass-Fiber Reinforced Polymer Composites," *Materials and Design*, vol. XXVII, no. 10, pp. 862-871, 2006.
- [3] M. Jenarathanan, S. Ramesh Kumar dan R. Jeyapaul, "Modelling of Machining Force In End-Milling of GFRP Composites Using MRA and ANN," *Australian Journal of Mechanical Engineering*, vol. XIV, no. 2, pp. 104-114, 2016.
- [4] M. Jenarathanan dan R. Jeyapaul, "Optimization of Machining Parameters of Milling GFRP Composites By Desirability Function Analysis Using Taguchi Method," *International Journal of Science, Engineering, and Technology*, vol. V, no. 4, pp. 23-26, 2013.
- [5] J. Davim, P. Reis dan C. Antonio, "A Study On Milling of Glass Fiber Reinforced Plastics Manufactured By Hand Lay Up Using Statistical Analysis," *Composite Structures*, vol. 64, no. 3, pp. 493-500, 2004.
- [6] M. Razfar dan M. Zadeh, "Optimum Damage and Surface Roughness Prediction In End-Milling Glass-Fiber Reinforced Plastics Using Neural Network and Genetic Algorithm," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, vol. 223, no. 6, pp. 653-664, 2009.
- [7] H. Chibane, R. Serra dan R. Leroy, "Optimal Milling Conditions of Aeronautical Composite Material Under Temperature, Forces, and Vibration Parameters," *Journal of Composite Materials*, no. 0021998316687626, 2017.
- [8] J. Siang, Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2009.
- [9] J. Kennedy dan R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," dalam *Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks Vol. 6*, 1995.
- [10] N. Feito, J. D. Alvarez, J. L. Cantero dan M. H. Miguelez, "Experimental Analysis of the Influence of Drill Point Angle and Wear on The Drilling of Woven CFRPs," *Materials*, pp. 4258-4271, 2014.
- [11] S. Islam, J. Ramkumar dan A. Milani, "A Simplified Damage Prediction Framework For Milling of Unidirectional Carbon Fiber Reinforced Plastics," *Advanced Manufacturing: Polymer and Composite Science*, vol. I, no. 4, pp. 175-184, 2015.
- [12] V. Jack, "Advantages and Disadvantages of Using Artificial Neural Networks Versus Logistic Regression For Predicting Medical Outcomes," *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 49, no. 11, pp. 1225-1331, 1996.
- [13] D. Rini, S. Shamsuddin dan S. Yuhaniz, "Particle Swarm Optimization; Technique, System, and Challenges," *International Journal of Computer Applications*, vol. XIV, no. 1, pp. 19-27, 2011.