



Prediksi kekasaran permukaan baja S45C terhadap parameter pemesinan dan getaran pada proses bubut menggunakan metode *artificial neural network*

Prediction of surface roughness based on cutting parameters and machining vibrations in lathe processes using the artificial neural network method

P. Bismantolo^{1*}, F.P. Utama², A. Kurniawan³

¹Prodi Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu Jl. WR. Supratman Kandang Limun Bengkulu, 38112, Indonesia, HP. 085268592225

²Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu Jl. WR. Supratman Kandang Limun Bengkulu, 38112, Indonesia

³Prodi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Bengkulu Jl. WR. Supratman Kandang Limun Bengkulu, 38112, Indonesia

*E-mail: putrabismantolo@unib.ac.id

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article History:

Received 04 December 2022

Accepted 12 February 2023

Available online 01 April 2023

Keywords:

Artificial neural network

Cutting parameters

Surface roughness

Vibration

Based on machining characteristics, this study gives surface roughness modeling for machine parts. The artificial models used the Artificial Neural Network (ANN) modeling approach and multivariable regression analysis were used to create the prediction model. S45C steel was one of the materials utilized in this research. With a depth of cut 0.5 mm, the parameters are spindle (n) of 165, 330, 585, and 1170 rpm and feed (f) of 0.2 mm/rev. Utilizing TIBCO software, surface roughness values will be predicted. Equations derived from multivariable linear regression serve as the study's findings. At 1170 rpm spindle rotation and 0.5 mm of cut depth, the lowest surface roughness measurement of 1.114 (μm) was recorded. At spindle speed 585 and a cut depth of 2.0 mm, a roughness value of 2.999 (μm) was recorded as the maximum value. Roughness rises at spindle speeds between 585 and 900 rpm when cutting at shallower depths. The third modeling had the smallest error value, which was 11.21%, and surface roughness value using an artificial neural network with five simple multi-layer models.



1. PENDAHULUAN

Pemesinan berkecepatan tinggi dan presisi dengan tingkat penghilangan material yang tinggi telah menjadi tujuan penting di industri manufaktur. Suku cadang mesin dengan permukaan akhir yang halus sangat

diminati berdasarkan pertimbangan perakitan presisi, kekuatan lelah, dan sifat tribologi dari produk mekanik. Untuk mencapai produktivitas dan presisi tinggi, pada proses pemesinan diimplementasikan dengan tingkat parameter pemotongan yang lebih tinggi. Namun, kualitas permukaan dan akurasi dimensi dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti kondisi permesinan, geometri pahat dan getaran, parameter pemotongan, dan dinamika pemesinan (Stephenson, 2016). Tingkat kekasaran permukaan yang buruk karena getaran pemesinan yang disebabkan oleh pemesinan yang tidak tepat dan parameter proses pemesinan (Bhogal, 2015). Kecepatan potong adalah faktor utama yang menyebabkan getaran yang pada akhirnya mempengaruhi nilai kekasaran permukaan akhir produk. Amin (2017) menunjukkan efek dari amplitudo pada kekasaran permukaan dalam berbagai kondisi pemotongan dengan pemegang alat yang berbeda melalui percobaan pemesinan. Arizmendi (2009) menunjukkan bahwa topografi permukaan bagian mesin dipengaruhi oleh getaran pahat potong. Penelitian selanjutnya menunjukkan bahwa topomorfi benda kerja dipengaruhi oleh getaran yang disebabkan oleh *runout* yang buruk dari pahat. Mereka menemukan bahwa gaya potong yang meningkat dengan kedalaman pemotongan dan potong yang meningkat menyebabkan getaran yang lebih tinggi, oleh karenanya meningkatkan nilai kekasaran permukaan (David, 2018). Zahoor (2017) melaporkan bahwa kekasaran permukaan dipengaruhi oleh amplitudo getaran alat mesin dan kedalaman pemotongan aksial. Tingkat getaran terkait erat dengan parameter pemotongan dan akan meningkat dengan peningkatan kecepatan potong dan kecepatan makan (Qadri, 2020).

Untuk memastikan kinerja pemesinan dengan kualitas permukaan yang lebih baik, pemilihan proses yang optimal dan parameter pemesinan sangat penting dalam pemesinan logam. Untuk mencapai tujuan ini, sebagian besar penelitian telah menggunakan pendekatan eksperimental dan pemodelan untuk menentukan strategi dalam mendapatkan kualitas permukaan akhir terbaik dan presisi (Asilturk, 2011). Efek parameter pemotongan pada kekasaran permukaan dapat diprediksi secara efektif melalui analisis data statistik berdasarkan data yang dikumpulkan dari eksperimen pemesinan di bawah parameter proses yang dirancang khusus. Selanjutnya, optimalisasi proses permesinan dengan kualitas permukaan yang lebih baik dan getaran yang lebih sedikit dapat diperoleh berdasarkan model prediksi ditetapkan oleh berbagai pendekatan seperti pemodelan analitik, regresi statistik berdasarkan respons metodologi permukaan, dan model berbasis kecerdasan buatan (Benardos, 2003). Oleh karena itu, dalam penelitian ini dilakukan studi tentang prediksi kekasaran permukaan terhadap parameter pemesinan dan getaran pada proses bubut menggunakan metode *artificial neural network*.

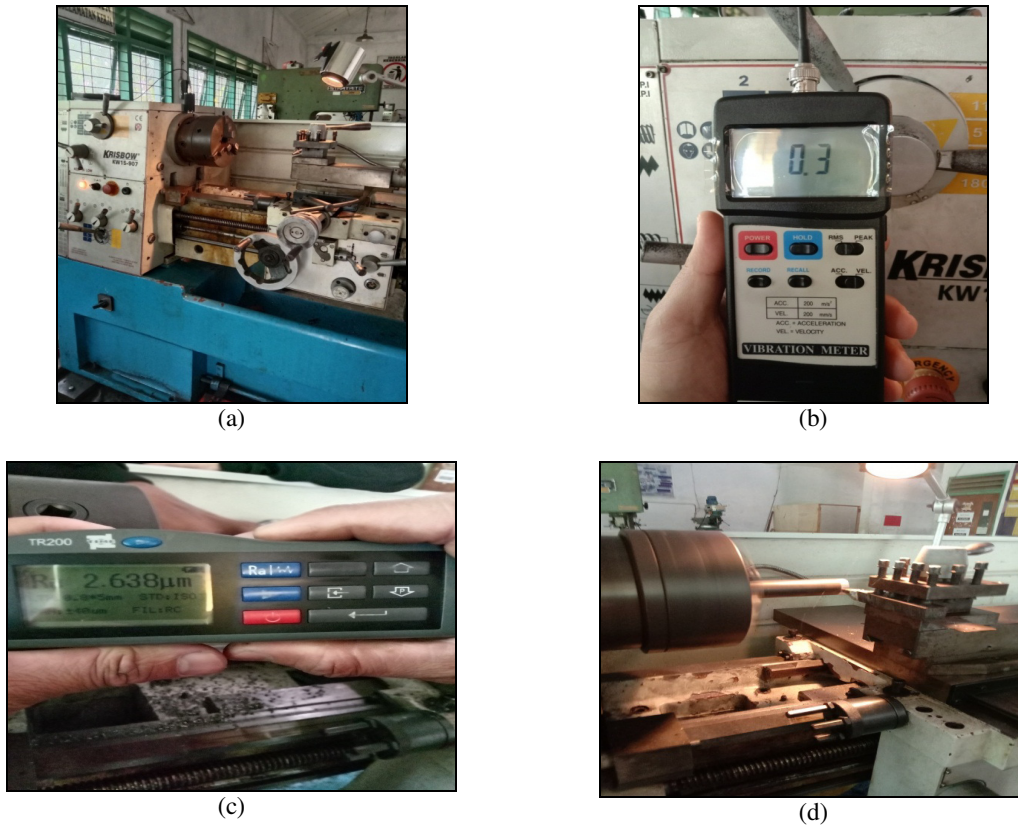
2. METODE PENELITIAN

Bahan utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah Baja S45C yang digunakan dalam proses pemotongan seperti pada gambar 1. Baja S45C memiliki kandungan unsur utama berupa karbon (C) sebesar 0,50%, sulfur (S) sebesar 0,035%, dan mangan (Mn) sebesar 0,80%. Baja S45C setara dengan baja JIS (*Japan Industrial Standart*) G4051.

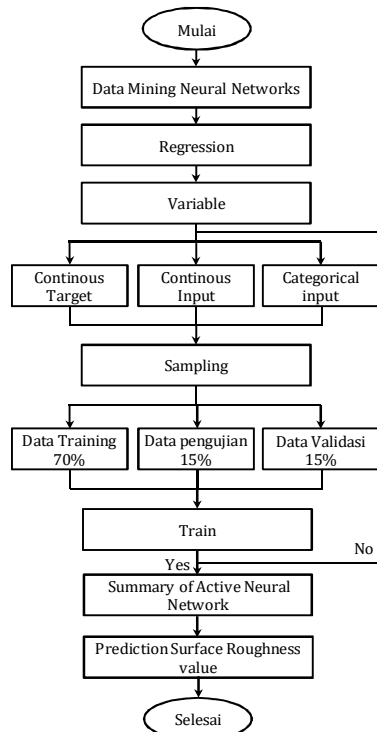


Gambar 1. Spesimen baja S45C

Parameter yang digunakan pada proses pemesinan pada penelitian ini yaitu dengan menentukan putaran *spindle* masing-masing 585, 700, 900, 1170, dan 1800 rpm. Kemudian pada masing-masing kecepatan putaran mesin dialukan variasi kedalaman potong 0,5, 1,0, 1,5, dan 2,0 mm. Kecepatan makan 117, 154, 180, 234, dan 360 mm/menit dengan gerak makan tetap yaitu sebesar 0,2 mm/r. *Set up* parameter pemesinan yang dimaksud seperti pada gambar 2. Pada penelitian ini dilakukan variasi pengambilan data kekasaran permukaan sebanyak 100 data dengan satu variasi dilakukan 4 kali pengulangan. Sehingga total data yang diperoleh adalah sebanyak 400 data. Kemudian data nilai getaran selama proses pembubutan berlangsung, juga diambil sejumlah variasi pengulangan yaitu 400 data nilai getaran. Masing-masing data nilai kekasaran permukaan dan level getaran selama proses pembubutan berlangsung diolah menggunakan perangkat lunak TIBCO, kemudian diperoleh nilai prediksi kekasaran permukaan untuk setiap variasi parameter pemesinan yang dilakukan.

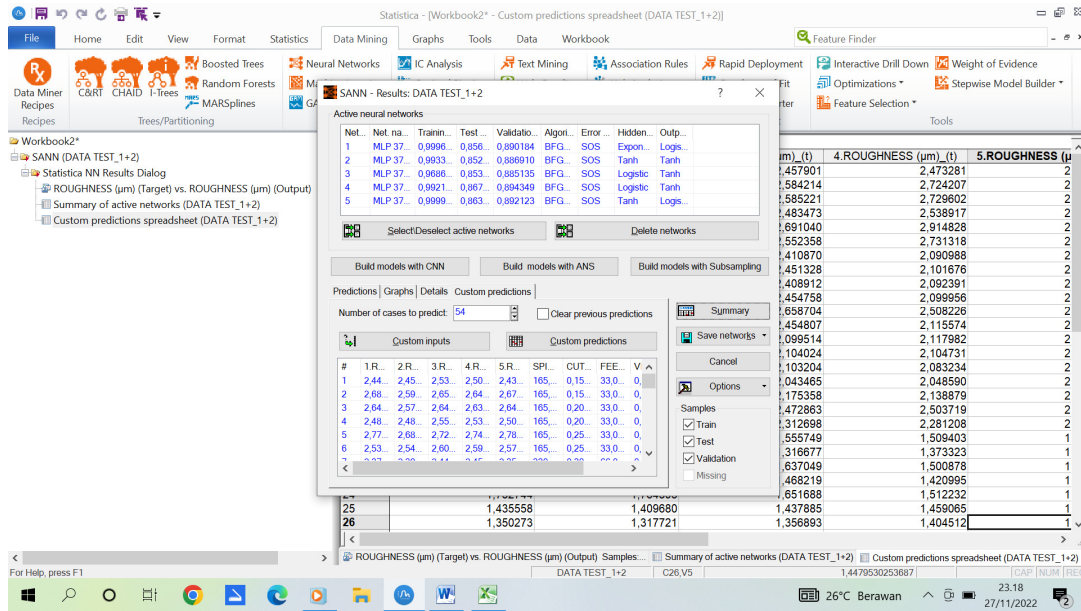


Gambar 2. *Set up* parameter pemesinan, a. mesin bubut, b. vibration meter, c. roughness tester TR200, d. penentuan parameter mesin bubut



Gambar 3. Diagram alir Proses input data pada Software TIBCO

Dalam analisis jaringan saraf buatan (*artificial neural network*), data yang dikumpulkan dari uji pemesinan dibagi menjadi tiga kelompok yaitu 70% dari kumpulan data dipilih secara acak untuk pelatihan jaringan saraf buatan, 15% untuk pengujian, dan sisanya 15% untuk validasi. Arsitektur jaringan mencakup satu lapisan input, satu tersembunyi lapisan, dan satu lapisan *output*. Pemodelan jaringan saraf buatan dilakukan dengan menggunakan *multi-layered perception* (MLP) oleh perangkat lunak *statistica neural networks*. Proses *input* data pada *software* TIBCO sesuai dengan diagram alir pada gambar 3. Pada gambar 4 merupakan proses penginputan data penelitian ke dalam *software* TIBCO. Mulai dari penentuan variabel bebas dan variabel tetap. Penentuan variabel *output* yang diinginkan, sebelumnya kita menentukan berapa jumlah *multilayer* yang akan kita *train*. Dalam penelitian ini digunakan 5 *active neural network*.



Gambar 4. Proses *input* data *costum predictions*

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil pengukuran getaran dan kekasaran permukaan

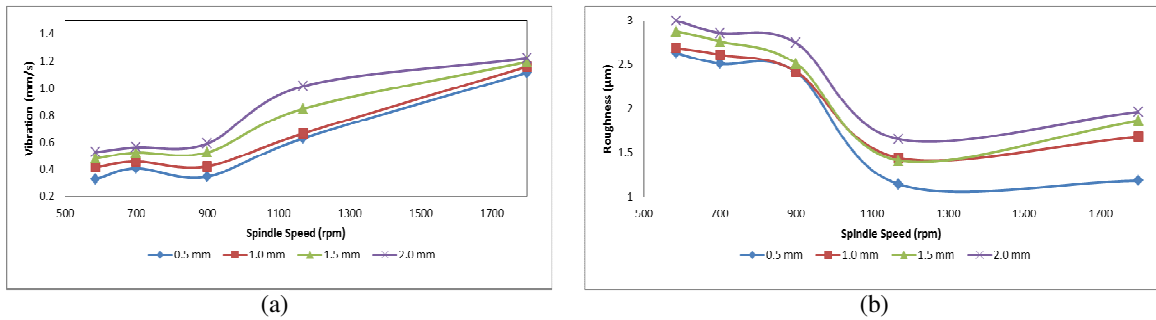
Dari hasil pengujian getaran dan kekasaran permukaan baja S45C diperoleh data kemudian dirata-ratakan masing-masing sesuai parameter pemesinan yang dilakukan. Nilai getaran dan kekasaran permukaan yang telah dirata-ratakan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Nilai rata-rata getaran dan kekasaran permukaan

Rpm	0,5 mm		1,0 mm		1,5 mm		2,0 mm	
	vib (mm/s)	rough (µm)	vib (mm/s)	rough (µm)	vib (mm/s)	rough (µm)	vib (mm/s)	rough (µm)
585	0,330	2,631	0,416	2,689	0,481	2,877	0,528	2,999
700	0,408	2,511	0,459	2,613	0,526	2,764	0,564	2,857
900	0,349	2,418	0,423	2,423	0,527	2,515	0,592	2,748
1170	0,631	1,144	0,667	1,445	0,849	1,417	1,015	1,656
1800	1,115	1,183	1,16	1,682	1,195	1,868	1,221	1,963

Gambar 5a mengilustrasikan level getaran dengan berbagai kecepatan *spindel* dan kedalaman pemotongan dengan *feeding* 0,2 mm/gigi, dengan kecepatan *spindel* berkisar 585 sampai 1800 rpm dan kedalaman pemotongan berkisar 0,5 hingga 2,0 mm. Grafik respons menunjukkan bahwa getaran dipengaruhi oleh kecepatan *spindel* dan kedalaman pemotongan, serta dengan mengubah laju pemakanan. Nilai getaran terendah 0,330 (mm/s) pada kedalaman pemotongan 0,5 mm dan kecepatan *spindel* 585 rpm. Nilai getaran yang tinggi sebesar 1,221 (mm/s) dengan kecepatan *spindle* 1800 rpm dengan kedalaman potong 2,0 mm. Selanjutnya pada gambar 5b, diketahui bahwa *spindle speed* dan kedalaman potong memiliki pengaruh yang besar terhadap kekasaran permukaan. Peningkatan *spindle speed* akan meningkatkan nilai kekasaran permukaan yang dikerjakan. Nilai kekasaran permukaan terendah 1,114 µm yang diperoleh pada putaran *spindle* 1170 rpm

dengan kedalaman potong 0,5 mm, kekasaran permukaan dan kecepatan spindle yang ditentukan dalam rentang 585 hingga 1800 rpm. Nilai kekasaran tertinggi diperoleh pada *spindle speed* 585 dengan kedalaman potong 2,0 mm yaitu sebesar 2,999 μm . Pada kedalaman potong yang lebih rendah, kekasaran meningkat pada kecepatan *spindel* dari 585 sampai 900 rpm.



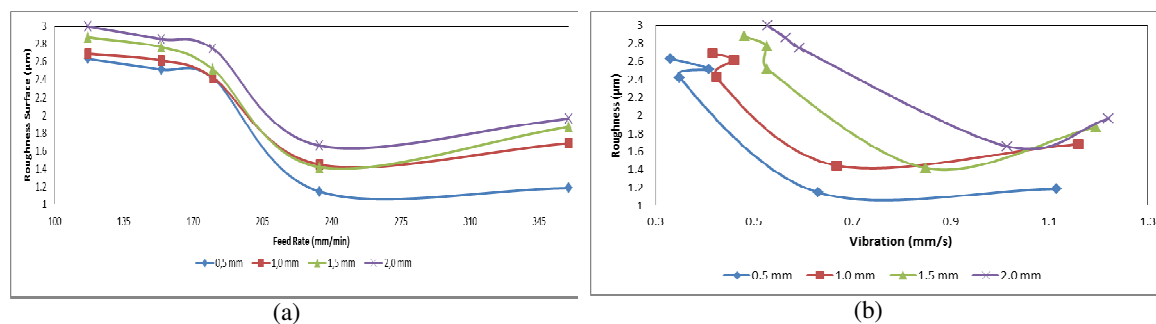
Gambar 5. a. *Vibration vs spindle speed*, b. *roughness vs spindle speed*

Parameter pemesinan yang juga mempengaruhi nilai kekasaran permukaan adalah kecepatan makan. Seperti pada tabel 2 terlihat bahwa nilai kekasaran permukaan semakin baik seiring dengan meningkatnya nilai kecepatan makan. Pada gambar 6a terlihat dengan jelas bahwa nilai dari variasi kedalaman potong dengan kecepatan makan diperoleh kombinasi yang menghasilkan nilai kekasaran permukaan yang baik, yaitu kedalaman potong 0,5 mm dengan kecepatan makan 360 mm/menit. Untuk kombinasi yang lain secara keseluruhan menunjukkan tren yang sama yaitu kecepatan makan berbanding lurus dengan nilai kekasaran permukaan untuk masing-masing kedalaman potong yang berbeda.

Tabel 2. Nilai kecepatan makan dan kekasaran permukaan

<i>Feed rate</i> (mm/menit)	0,5 mm	1,0 mm	1,5 mm	2,0 mm
	rough (μm)	rough (μm)	rough (μm)	rough (μm)
117	2,631	2,689	2,877	2,999
154	2,511	2,613	2,764	2,857
180	2,418	2,423	2,515	2,748
234	1,144	1,445	1,417	1,656
360	1,183	1,682	1,868	1,963

Pada gambar 6b terlihat bahwa pada tingkat level getaran tertentu nilai kekasaran permukaan akan meningkat. Pada penelitian ini, level getaran yang dihasilkan masih dalam batas wajar karena tidak ada peningkatan nilai kekasaran yang drastis terhadap level getaran yang dihasilkan oleh mesin perkakas. Rentang nilai getaran yang dihasilkan mulai dari 0,330 mm/s sampai dengan 1,221 mm/s. Dengan nilai kekasaran permukaan pada rentang 1,144 μm sampai dengan 2,999 μm . Hal ini masih dalam ambang batas nilai kekasaran permukaan yang terdapat pada tabel nilai kekasaran permukaan hasil proses pemesinan yaitu dalam rentang N5 sampai N8 dengan nilai kekasaran permukaan 0,4 sampai 3,2 μm .

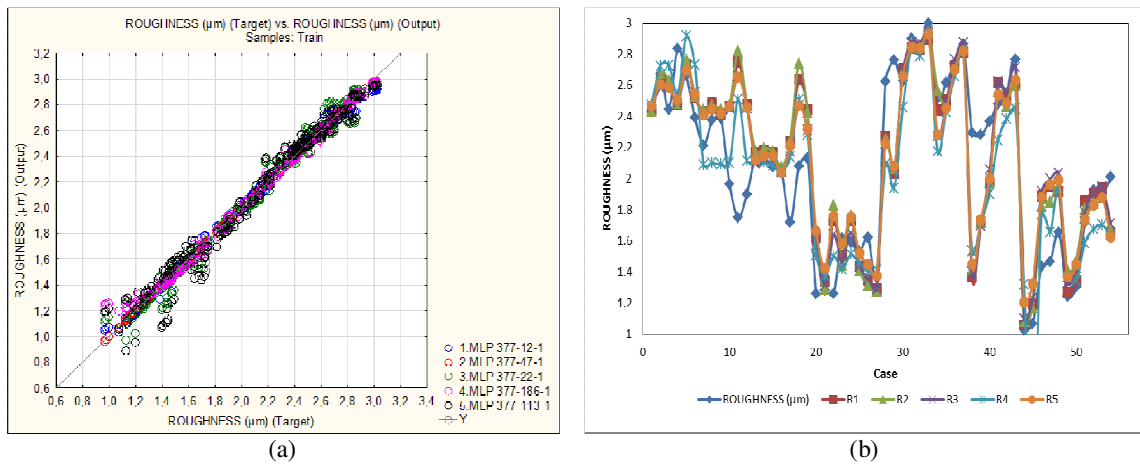


Gambar 6. a. *Roughness vs spindle speed*, b. *roughness surface vs feed rate*

3.2 Analisis artificial neural network

Ringkasan jaringan aktif (*summary of active network*) merupakan ringkasan yang terdapat pada *multi-layered perception* (MLP) dalam sistem perangkat lunak *statistica neural networks*. Pada gambar 7 terlihat 3

jenis MLP dengan nilai *training*, *test validations*, *training error*, *test error*, dan *validations error*. Selanjutnya pada gambar 7a menunjukkan perbandingan antara *roughness target vs Roughness output sample train* masing-masing *multi-layered perception* (MLP). Model prediksi kekasaran permukaan yang dibuat berdasarkan parameter pemotongan yang meliputi kecepatan spindle, laju pemakanan, dan kedalaman aksial memotong sebagai neuron di lapisan *input*. Kemudian, tingkat getaran pemesinan dimasukkan ke dalam *input* lapisan untuk menunjukkan efek getaran spindle pada kualitas mesin. Kekasaran permukaan dan amplitudo getaran dapat menjadi luaran neuron yang akan ditentukan pada lapisan luaran. Jaringan parameter lain seperti *learning rate*, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, waktu iterasi, dan *error* fungsi diperoleh dengan cara *trial*. Pada gambar 7b terlihat perbandingan antara kekasaran permukaan aktual vs nilai masing-masing prediksi *multi-layered perception* (MLP) oleh perangkat lunak *statistica neural networks*.



Gambar 7. a. *Roughness target vs roughness output (from TIBCO software)*, b. *roughness actual vs ANN predictions*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan di atas maka dapat diambil kesimpulan level getaran dengan berbagai kecepatan spindle dan kedalaman pemotongan dengan *feeding* 0,2 mm/gigi, kecepatan spindle berkisar antara 585 sampai 1800 rpm dan kedalaman pemotongan berkisar antara 0,5 hingga 2,0 mm. Nilai getaran terendah 0,330 mm/s pada kedalaman pemotongan 0,5 mm pada kecepatan spindle 585 rpm. Nilai getaran yang tinggi sebesar 1,221 mm/s dengan kecepatan *spindle* 1800 rpm dengan kedalaman potong 2,0 mm. Nilai kekasaran permukaan terendah 1,114 μm diperoleh pada putaran *spindle* 1170 rpm dengan kedalaman potong 0,5 mm. Nilai kekasaran tertinggi diperoleh pada *spindle speed* 585 dengan kedalaman potong 2,0 mm yaitu sebesar 2,999 μm . Prediksi nilai kekasaran permukaan menggunakan *artificial neural network* dengan 5 pemodelan *multi-layered perception* (MLP) oleh perangkat lunak *statistica neural networks* telah berhasil dilakukan dengan nilai *error* terkecil yaitu 11,21% pada pemodelan ke tiga.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Fakultas Teknik Universitas Bengkulu yang telah memberikan dukungan finansial dalam pelaksanaan penelitian ini melalui skema Penelitian Pembinaan Bagi Dosen Muda Fakultas Teknik Universitas Bengkulu dengan kontrak nomor 3664/UN30.13/PG/2022.

DAFTAR PUSTAKA

- Amin, A.N., Patwari, A.U., Sharulhazrin, M.S., Hafizuddin, I., Investigation of effect of chatter amplitude on surface roughness during end milling of medium carbon steel, Proc. 2010 Int. Conf. Ind. Eng. Oper. Manag, 127-131, 2010.
- Arizmendi, M., Campa, F.J., Fernández, J., De Lacalle, L.L., Gil, A., Bilbao, E., Lamikiz, A., Model for surfacetopography prediction in peripheral milling considering tool vibration, CIRP Ann. Manuf. Technol, 58, 93-96, 2009.
- Asiltürk, I., Çunkas, M., Modeling and prediction of surface roughness in turning operations using artificial neural network and multiple regression method, Expert. Syst. Appl, 38, 5826-5832, 2011.

- Benardos, P.G., Vosniakos, G., Predicting surface roughness in machining: A review, *Int. J. Mach. Tools Manuf.*, 43, 833-844, 2003.
- Bhogal, S.S., Sindhu, C., Dhami, S.S., Pabla, B.S., Minimization of surface roughness and tool vibration in CNC milling operation, *J. Optim.*, 2015, 1-13, 2015.
- David, C., Sagris, D., Stergianni, E., Tsiafis, C., Tsiafis, I., Experimental analysis of the effect of vibration phenomena on workpiece topomorphy due to cutter runout in end-milling process, *Machines*, 6, 27, 2018.
- Stephenson, D.A., Agapiou, J.S., *Metal, Cutting Theory and Practice*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2016.
- Qadri, M.O., Namazi, H., Fractal-based analysis of the relation between surface finish and machine vibration in milling operation, *Fluct. Noise Lett.*, 19, 2050006, 2020.
- Zahoor, S., Mufti, N.A., Saleem, M.Q., Mughal, M.P., Qureshi, M.A.M., Effect of machine tool's spindle forced vibrations on surface roughness, dimensional accuracy, and tool wear in vertical milling of AISI P20, *Int. J. Adv. Manuf. Tech.*, 89, 3671-3679, 2017.