

## PENGENALAN GESTURE TANGAN SECARA *REAL-TIME* MENGGUNAKAN SENSOR EMG DAN ANALISIS AMPLITUDO

Robinsar Parlindungan<sup>1)</sup>, Suyanto<sup>1)</sup>, Muhamad N Prasetyo<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Dosen Jurusan Teknik Elektro Politeknik Negeri Bandung, Bandung

<sup>2)</sup> Mahasiswa Program Studi Teknik Elektronika Politeknik Negeri Bandung, Bandung

### ABSTRACT

This study aims to develop a method of identification and classification of EMG signals to determine hand gesture movements. EMG signal is obtained in real-time using an EMG sensor with four gestures, namely relax, index finger, thumb and fist, where the classification results are used for hand prosthesis. In this paper, the authors propose a gesture recognition model using amplitude analysis. This technique is performed by averaging the maximum amplitude of the EMG signal, which is then classified using a support vector machine (SVM). Amplitude analysis is performed to speed up and improve the accuracy of gesture recognition. The test results of 20 times for each gesture showed an accuracy rate of above 92%.

**Keywords:** *Hand Gesture, SVM, Amplitudo Analysis, Hand Prosthesis*

### 1. PENDAHULUAN

Sebagai organ penting, tangan memegang peranan sebagian besar aktifitas fisik manusia. Hilangnya organ ini dapat mengakibatkan rasa frustrasi terutama bagi mereka yang terlahir normal. Oleh karena itu, dunia kedokteran berusaha mengembangkan alat yang menyerupai tangan, sebagai substitusi fungsi organ tersebut, yang dikenal dengan istilah *hand prosthesis*. Namun harga alat tersebut sangat mahal, sehingga sulit dijangkau masyarakat menengah ke bawah, bahkan di Amerika Serikat (AS), banyak asuransi yang tidak menanggung pembelian alat ini (*uncovered*) [1].

Berawal dari hal tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan alat *hand prosthesis* yang dapat lebih terjangkau daya beli masyarakat umum. Alat ini bekerja sesuai dengan perintah yang diberikan (input). Input yang diberikan berupa gesture tangan, misalkan tangan dalam kondisi relaks, maka hasil deteksi memberi perintah ke kontroler untuk membuat tangan *prosthesis* juga dalam kondisi relaks. Untuk merealisasikan hal tersebut, maka tantangan yang dihadapi adalah membuat algoritma untuk identifikasi dan klasifikasi sinyal EMG sehingga gesture tangan dapat dikenal (*predicted*).

Secara umum, rekognisi gesture tangan dapat dibagi dalam 5 bagian: akuisisi sinyal, pengkondisi (*preprocessing*), ekstraksi ciri, klasifikasi dan tindakan (*final action*) [2]. Akuisisi sinyal dapat berupa sinyal yang muncul akibat dari perubahan gerak tangan. Sinyal ini bisa dideteksi bermacam sensor, seperti sensor tekanan yang ditempatkan pada sarung tangan [3]; sensor penglihatan (*vision sensor*) seperti kamera infrared [4,5], kamera webcam [6], dan laser [7]; sensor accelerometer [8,9]; sensor elektromiografi (EMG) [10]. Bahkan beberapa penelitian mengkombinasikan berbagai macam sensor yang disebutkan tersebut [11].

Bagian pengkondisi sinyal dilakukan untuk menghilangkan derau (*noise*) atau artefak (akibat gerak organ tubuh seperti jantung, mata dll) dan untuk memudahkan ke bagian ekstraksi ciri [12]. Pada pengkondisi sinyal dilakukan proses pemfilteran dan normalisasi sinyal, supaya sinyal tersebut berisi informasi yang merepresentasikan data sebenarnya. Normalisasi sinyal dilakukan dengan penguatan (*amplifier*), perata-rataan amplitudo (*baseline*), konversi sinyal dan lain-lain [13,14].

Ekstraksi ciri dilakukan untuk mendapatkan informasi yang bermakna, biasanya dalam bentuk vektor atau matriks. Vektor ciri memerlukan pola pembeda untuk masing-masing elemen, dapat berupa waktu, frekuensi atau kombinasi keduanya [15]. Ekstraksi ciri umumnya dilakukan dengan transformasi sinyal dari sinyal mentah (*raw signal*) berupa domain waktu ke sinyal dalam domain frekuensi yang relatif memiliki makna. Umumnya transformasi tersebut diproses dengan metoda fourier, wavelet, *short-term fourier transform* (STFT) dan spectrogram [16,17].

Bagian klasifikasi bertujuan untuk menentukan dan memutuskan sinyal yang diperoleh masuk kedalam kategori rekognisi yang mana. Untuk melakukan klasifikasi ini, umumnya dilakukan proses pembelajaran (*training*) masing-masing gesture sehingga diperoleh data pembelajaran sebagai komparasi pada data uji (*testing data*). Metoda klasifikasi yang paling banyak digunakan adalah *support vector machine* (SVM) [18],

<sup>1</sup> Korespondensi penulis: Robinsar Parlindungan, Telp 081320142539, [robinsar.p@polban.ac.id](mailto:robinsar.p@polban.ac.id)

*convolution neural network* [19], *decision tree* [20], *random forest* [21], *k-nearest neighbor* [22] dan *hidden Markov* [23]. Bagian terakhir adalah *final action* yang merupakan tindakan yang akan dilakukan oleh aktuator berdasarkan keputusan hasil klasifikasi. Dalam penelitian ini, tindakan tersebut adalah menggerakkan tangan *prosthesis* sesuai dengan input.

Seperti disebutkan diawal, tantangan yang sulit adalah menentukan metoda ekstraksi ciri dan klasifikasi yang tepat. Umumnya semakin kompleks metoda yang digunakan, maka waktu dan biaya komputasi semakin besar. Oleh karena itu, pada penelitian ini diusulkan metoda analisis amplitudo untuk mengurangi banyaknya data yang perlu di training, dan hal yang sama juga berlaku ketika dilakukan pengujian data (uji) secara langsung (*real-time*). Selain itu, metoda ekstraksi ciri dan klasifier yang digunakan adalah transformasi fourier dan SVM.

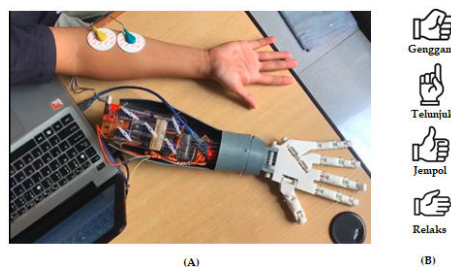
## 2. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini dijelaskan karakteristik sensor EMG, prinsip deteksi sensor, desain tangan *prosthetic* dan algoritma deteksi dan klasifikasi.

### 2.1. SENSOR EMG

Sinyal biomedis merupakan sinyal yang dihasilkan oleh organ tubuh akibat adanya potensial listrik dari sel saraf atau sel otot. Banyak organ tubuh manusia yang menghasilkan potensial listrik seperti jantung, otak, dan organ yang dibentuk oleh otot seperti tangan, kaki dan lain-lain. Potensial listrik yang muncul pada otot terjadi akibat aktivitas otot yang mengalami kontraksi dan relaksasi. Aktivitas tersebut dapat dideteksi menggunakan sensor elektromiografi (EMG).

Sinyal EMG diperoleh dengan menempatkan sejumlah elektroda pada permukaan tubuh yang disebut *surface EMG* atau dengan elektroda yang dimasukkan ke dalam tubuh (*needle EMG*). Pada penelitian ini digunakan jenis *surface EMG* dengan elektroda Ag/AgCl yang bersifat sekali pakai (*disposable*). Elektroda yang digunakan sebanyak 2 elektroda seperti tampak pada Gambar 1, dengan penempatan sekitar 2-3 cm antara pusat dari dua elektroda sejalan dengan arah serat otot.



Gambar 1. Sensor EMG: (A). penempatan sensor; (B) gesture tangan

### 2.2. ALGORITMA IDENTIFIKASI DAN KLASIFIKASI

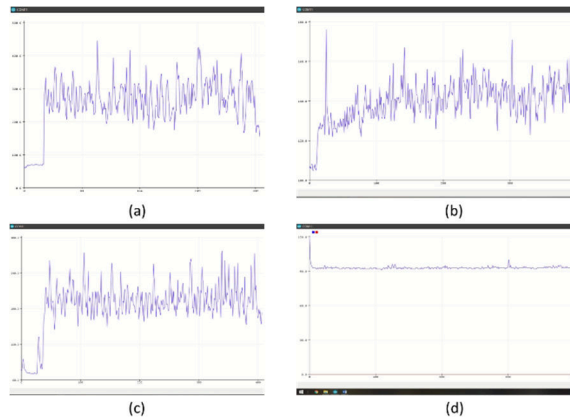
Penelitian ini secara garis besar terbagi menjadi 3 bagian : 1). Akuisisi sinyal EMG dan pengkondisi dengan *mean average value* (MAV); 2). Ekstraksi ciri dilakukan dengan metoda transformasi fourier atau densitas spektral daya (PSD). Setelah itu dilakukan analisis amplitudo dengan memberi rentang nilai amplitudo untuk masing-masing gesture; 3). Klasifikasi sinyal menggunakan SVM. Diagram blok penelitian ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram blok penelitian

#### 2.2.1 AKUISISI SINYAL EMG

Akuisisi sinyal EMG dilakukan dengan menggunakan mikrokontroler Atmega328 dengan frekuensi sampling 256 Hz. Gambar 3 menunjukkan plotting sinyal dari masing-masing gesture. Selanjutnya dilakukan MAV pada masing-masing gesture untuk mendapatkan perata-rataan nilai.



Gambar 3. Gesture: (a). Genggam; (b). Telunjuk; (c). Jempol; (d). Relaks

**2.2.2 EKSTRAKSI CIRI**

Ekstraksi ciri dilakukan untuk memberi keunikan pada masing-masing gesture. Sinyal EMG dalam domain waktu yang sudah dilakukan pengkondisian sinyal dimasukkan ke dalam algoritma analisis amplitudo berdasarkan persamaan (1). Algoritma ini diperoleh berdasarkan perata-rataan nilai amplitudo yang sering muncul ketika gesture dilakukan. Hal ini ditujukan untuk mengurangi waktu komputasi jika semua data dimasukkan pada proses identifikasi dan klasifikasi.

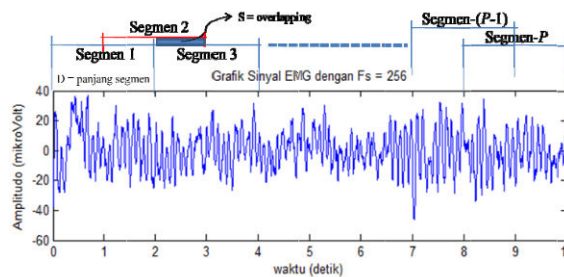
$$X(t) = \begin{cases} 12 - 48 \mu\text{V}; (\text{genggam}) \\ 7 - 38 \mu\text{V}; (\text{telunjuk}) \\ 6 - 35 \mu\text{V}; (\text{jempol}) \\ 1 - 5 \mu\text{V}; (\text{relaks}) \end{cases} \quad (1)$$

Selanjutnya sinyal dalam domain waktu ditransformasikan dalam domain frekuensi menggunakan transformasi fourier dengan persamaan (2).

$$P_{xx}(t, f) = \sum_{-\infty}^{\infty} x(k)w(k - t)e^{-j2\pi fk} \quad (2)$$

Dimana:  $P_{xx}(t, f)$  merupakan daya spectral  
 $x(k)$  adalah sinyal EMG  
 $w(k-t)$  adalah fungsi window

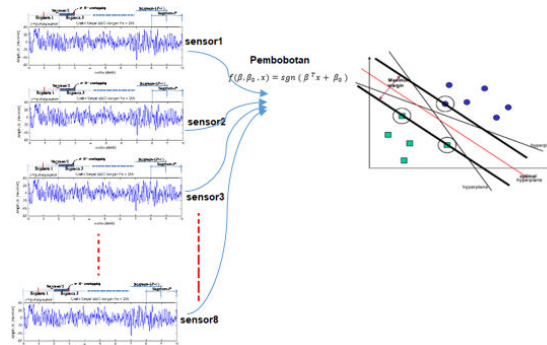
Representasi persamaan (2) ditunjukkan oleh Gambar 4.



Gambar 4. Transformasi domain waktu ke frekuensi

**2.2.3 KLASIFIKASI SINYAL**

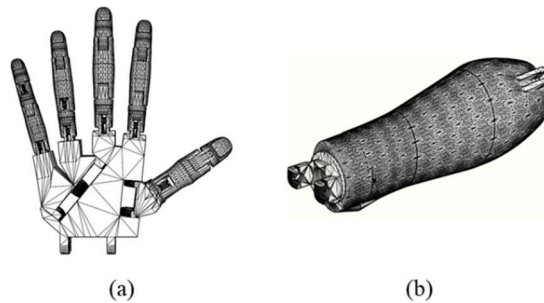
Klasifikasi menggunakan SVM bertujuan mempercepat proses komputasi, disamping teknik ini sangat cocok untuk fungsi yang nonlinier. SVM melakukan pemisahan data dalam kelompok yang sama sesuai dengan gesture yang diprediksi. Setelah dilakukan proses transformasi sinyal dalam domain frekuensi, maka masing-masing sinyal yang terkait dengan gesture dibagi menjadi dua bagian, satu untuk data training dan bagian lain sebagai data uji. Representasi teknik SVM ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Teknik SVM

### 2.3 DESAIN TANGAN PROSTHESIS

Mekanik tangan *prosthesis* dibuat menggunakan 3D printing dengan bahan *polylactic acid* (PLA), secara keseluruhan memiliki dimensi panjang, lebar dan tinggi yaitu 482 mm x 210 mm x 111 mm yang terbagi atas jari berdimensi 190 mm x 210 mm x 23 mm dan lengan berdimensi 292 mm x 93 mm x 111 mm seperti ditunjukkan pada . Model mekanik dilakukan modifikasi dari model sumber terbuka web *inmoov.fr*.



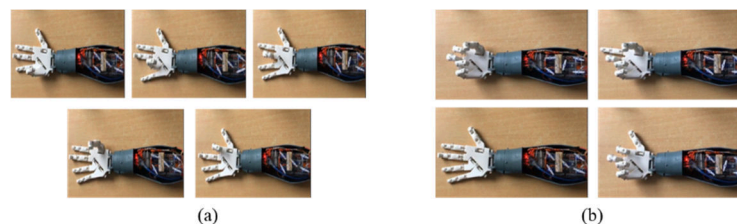
Gambar 6. Model tangan *prosthesis*: (a). Jari; (b). Lengan

## 3 HASIL DAN DISKUSI

Pada bagian ini ditunjukkan hasil dan pengujian yang dilakukan terhadap mekanik tangan *prosthesis*, algoritma identifikasi dan klasifikasi dengan analisis amplitudo, dan hasil perbandingan dengan metoda lain.

### 3.1 PENGUJIAN MEKANIK

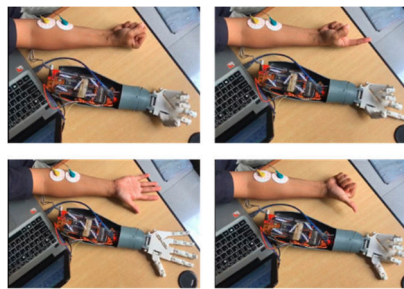
Realisasi mekanik dan pengujian gerak mekanik dilakukan dengan membuat program untuk menggerakkan masing-masing jari, dimulai dari jari kelingking, manis, tengah, telunjuk dan jempol seperti ditunjukkan pada Gambar 7 (searah jarum jam) dan hasilnya berfungsi dengan baik.



Gambar 7. Pengujian mekanik tangan: (a). Pengujian Jari; (b). Pengujian Gesture

### 3.2 PENGUJIAN ALGORITMA IDENTIFIKASI DAN KLASIFIKASI

Uji algoritma SVM melalui proses analisis amplitudo dilakukan sebanyak 20 kali untuk masing-masing gesture dengan perbandingan data uji *10 fold cross validation*. Hasilnya ditunjukkan pada Gambar 8 terkait dengan hasil aktuasi lengan *prosthesis* berdasarkan gesture yang diberikan yaitu genggam, telunjuk, jempol dan relaks (searah jarum jam) dan Tabel 1 yang menunjukkan akurasi algoritma yang digunakan. Dari tabel tersebut diperoleh hasil akurasi rata-rata 92%.



Gambar 8. Hasil rekoqnisi gesture

Tabel 1. Matrix confusion algoritma identifikasi dan klasifikasi

		Prediksi				Poaitif Benar	Negatif Salah
		Genggam	Telunjuk	Jempol	Relaks		
Aktual	Genggam	83.39	1.76	6.97	2.66	83.39	16.61
	Telunjuk	5.46	86.86	5.17	2.81	86.86	13.14
	Jempol	4.28	5.17	80.65	1.44	80.65	19.35
	Relaks	6.87	6.21	7.21	93.12	93.12	6.88

### 3.3 PERBANDINGAN DENGAN METODA LAIN

Pada Tabel 2 ditunjukkan rata-rata akurasi dan waktu komputasi dari algoritma yang digunakan pada penelitian ini dengan metoda lainnya.

Tabel 2. Perbandingan metoda lain

Algoritma	Akurasi (%)	Waktu komputasi (ms)
Konvensional	59.8	1745
CNN	83	457
K-Means	80.4	243
SVM+Analisis Amplitudo	92	143

### 4. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah ditunjukkan hasil deteksi gesture secara *real-time* menggunakan sensor EMG dengan pendekatan analisis amplitudo dan SVM. Algoritma yang diperoleh menunjukkan hasil yang baik dengan akurasi dan kecepatan komputasi diatas algoritma yang lain, yakni 92% dan kurang dari 150 ms. Disamping itu, untuk rekoqnisi gesture relaks memberikan hasil yang paling tinggi dibandingkan gesture lainnya, yaitu 98% karena kondisi relaks memiliki nilai rentang amplitudo yang kecil, sehingga dapat dengan lebih mudah diklasifikasikan oleh SVM.

### 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N.K. D. & P. N. Ma, "Classification of Hand Direction using Multi-channel Electromyography by Neural Network," *Seventh Australian and New Zealand Intelligent Information Systems Conference*, Perth, Western Australia, 2001.
- [2] J. Wachs, H. Stern, Y. Edan, M. Gillam, C. Feied, M. Smith, and J. Handler, "A Real-Time Hand Gesture Interface for Medical Visualization Applications," in *Applications of Soft Computing: Recent Trends*, A. Tiwari, R. Roy, J. Knowles, E. Avineri, and K. Dahal, Eds Springer Berlin Heidelberg, 2006, pp. 153-162.
- [3] L.E Juménez, M.E. Benalcázar, and N. Sotomayor, "Gesture Recognition and Machine Learning Applied to Sign Language Translation," in *IFMBE Proceedings book series*, vol. 1, Torres, J. Bustamante, and D.A. Sierra, Eds. Springer Singapore, 2016, pp. 233-236.
- [4] W. Lu, Z. Tong, and J. Chu, "Dynamic Hand Gesture Recognition With Leap Motion Controller," in *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 23, no. 9, pp. 1188-1192, 2016.
- [5] T. Mantecón, C.R. del-Blanco, F. Jaureguizar, and N. Garcia, "Hand Gesture Recognition Using Infrared Imagery Provided by Leap Motion Controller," in *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, J. Blanc-Talon, C. Distant, W. Phillips, D. Popescu, and P. Scheunders, Eds. Springer International Publishing, 2016, pp. 47-57.



- [6] L. Lamberti, and F. Camastra, "Handy: A real-time three color glove-based gesture recognizer with learning vector quantization," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 10489-10494, 2012.
- [7] P. R. Bhamre, R.G. Chauhan, and S.Kumar, "Gesture Recognition Using Laser Sensor Enhanced with Different Parameters," in *2014 IEEE Global Conference on Wireless Computing & Networking (GCWCN)*, Lonavala, 2014, pp. 79-83.
- [8] A. Moschetti, L. Fiorini, D. Esposito, P. Dario, and F. Cavallo, "Recognition of Daily Gestures with Wearable Inertial Rings and Bracelets," *Sensors*, vol. 16, no. 8, pp. 2-18, 2016.
- [9] Y. Huang, W. Guo, J. Liu, J. He, H. Xia, X. Sheng, H. Wang, X. Feng, and P.B. Shull, "Preliminary Testing of a Hand Gesture Recognition Wristband Based on EMG and Inertial Sensor Fusion," in *Intelligent Robotics and Applications*, H. Liu, N. Kubota, X. Zhu, R. Dillmann, and D. Zhou, Eds. Springer International Publishing, 2015, pp. 359-367.
- [10] W. Geng, Y. Du, W. Jin, W. Wei, Y. Hu, and J. Li, "Gesture recognition by instantaneous surface EMG images," *Nature Scientific Reports*, vol. 6, pp. 1-8, 2016.
- [11] D. Yang, J. Zhao, Y. Gu, L. Jiang, and H. Liu, "Emg pattern recognition and grasping force estimation: Improvement to the myocontrol of multidof prosthetic hands," in *Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, 2009, pp. 516-521.
- [12] Michael Wand, Adam Himmelsbach, Till Heistermann, "Artifact Removal Algorithm for an EMG-based Silent Speech Interface", 35th Annual International Conference of the IEEE EMBS Osaka, Japan, 3 - 7 July, 2013.
- [13] Sachin Sharma, Gaurav Kumar, Sandeep Kumar and Debasis Mohapatra, "Techniques for Feature Extraction from EMG Signal", *IJARCSSE*, Volume 2, Issue 1, January 2012.
- [14] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain and F. Mohd-Yasin, "Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and Applications", *Biol. Proced. Online* 2006; 8(1): 11-35.
- [15] Akin, M., Kiyimik, M.K., Arserim, M.A., Turkoglu, I. (2000). Separation of brain signals using FFT and neural networks. *Proc. of Biyomut 2000*, Istanbul, Turkey, 161-164.
- [16] Koçyiğit, Y., Korürek, M. (2003). EMG signal classification using wavelet transform and fuzzy clustering algorithms. *Proc. of ELECO'2003*, Bursa, Turkey, 381-383.
- [17] Kiyimik, M., Güler, İ., Dizibüyük, A., and Akin, M., Comparison of STFT and wavelet transform methods in determining epileptic seizure activity in EEG signals for real-time application. *Comput. Biol. Med.* 35:603-616, 2005.
- [18] M. G. Ahmet Alkan, "Identification of EMG Signals using Discriminant Analysis and SVM Classifier," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 44-47, 2012.
- [19] C. B. J. L. L. Mahmoud Tavakoli, "Single channel surface EMG control of advanced prosthetic hands: a simple, low cost and efficient approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 1, no. 1, pp. 1-12, 2017.
- [20] A. S. Ercan Gokgoz, "Comparison of decision tree algorithms for EMG signal classification using DWT," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 18, pp. 138-144, 2015.
- [21] A. H. Al-Timemy, G. Bugmann, J. Escudero, and N. Outram, "Classification of finger movements for the dexterous hand prosthesis control with surface electromyography," *Biomedical and Health Informatics, IEEE Journal of*, vol. 17, no. 3, pp. 608-618, 2013.
- [22] A. H. M. Al-Faiz M. Z. Ali, Abduladhem A, "A k-nearest neighbor based algorithm for human arm movements recognition using emg signals," in *Energy, Power and Control (EPC-IQ), 2010 1st International Conference on*. IEEE, 2010, pp. 159-167.
- [23] A. D. C. Chan, K. B. Englehart, B. Hudgins, and D. F. Lovely, "HiddenMarkov model classification of myoelectrics signals in speech," *IEEE Eng. Med. Biol.*, vol. 9-10, no. 5, pp. 143-146, Sep./Oct. 2002.

## 6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada P3M Polban yang telah mendanai penelitian ini melalui skema penelitian mandiri DIPA Politeknik Negeri Bandung tahun anggaran 2020 (No Kontrak : B/249.117/PL1.R7/PG.00.03/2020).