

STUDI SENSOR DAN AKUISISI DATA HAND GESTURE DENGAN SARUNG TANGAN

Romy Budhi Widodo¹⁾, Windra Swastika¹⁾, Agustinus Bohaswara Haryasena¹⁾

¹⁾ Human-Machine Interaction Research Center, Teknik Informatika, Universitas Ma Chung

*Email Korespondensi : romy.budhi@machung.ac.id

ABSTRAK

Penyandang tunarungu dan tunawicara dapat saling berkomunikasi dengan bahasa isyarat. Namun komunikasi yang dilakukan antara penyandang disabilitas dengan non-penyandang akan bermasalah jika non-penyandang tidak dapat berbahasa isyarat. Sehingga diperlukan media komunikasi antara keduanya. Salah satu bentuk media adalah penerjemah gestur tangan dengan sarung tangan. Penyandang melakukan bahasa isyarat dengan natural sebab sarung tangan melekat pada tangan dan dilengkapi sensor yang lentur. Jenis sensor yang menjadi kandidat kuat adalah sensor tekuk (*bend sensor*). Tujuan penelitian adalah ingin mengembangkan sarung tangan yang dapat menerjemahkan bahasa isyarat untuk komunikasi penyandang tunarungu dan tunawicara dengan non-penyandang. Pada penelitian ini pengambilan data gesture satu tangan, yaitu tangan kanan. Bahasa isyarat yang digunakan adalah SIBI (Sistem Bahasa Isyarat Indonesia). Akuisisi data dilakukan dengan interface USB. Perekaman untuk data latih dari sistem yang dibuat dilakukan secara offline untuk data latih, data validasi, dan data tes. Sepuluh fitur dari sensor tekuk menjadi masukan jaringan saraf tiruan sebagai pengklasifikasi. Ada tiga output yaitu klasifikasi bahasa isyarat untuk angka 1, 2, dan 3. Data yang diambil adalah bahasa isyarat angka dengan pertimbangan masih menggunakan satu tangan. Hasil akurasi klasifikasi tiga angka bahasa isyarat tersebut adalah diatas 90%, hal ini menunjukkan prospek yang positif penggunaan jaringan saraf tiruan dan jenis data yang sudah sesuai untuk penelitian lebih lanjut.

Kata kunci: Akuisisi data, sarung tangan, sensor tekuk, jaringan saraf tiruan

ABSTRACT

The deaf and speech impaired people communicate each other by using the sign language. However, communication between disabilities and non-disabilities will be a problematic if the non-disabilities could not use sign language. So that we need a medium of communication between them. One form of media is hand gesture translator using gloves. The person could use sign language as common because the gloves are attached to the hands and are equipped with flexible sensors. The type of sensor is bend sensor. The aim of this study is to develop gloves that can translate sign language from the deaf and speech impaired person. In this study, data come from the right hand. The sign language used is SIBI (Indonesian Sign Language System). Data acquisition is done using a USB interface. The offline data recording was used as training, validation, and testing data. The data taken is number sign language "1", "2", and "3" with the consideration of using one hand in the process. Artificial neural networks are used for the classification process of number sign language, the result of accuracy is above 90%. The result obtained are promising for further sign language classification study.

Keywords: Data acquisition, hand glove, bend sensor, artificial neural network

PENDAHULUAN

Prevalensi tingkat disabilitas pada anak berumur 24 sampai 59 bulan di Indonesia khususnya pada jenis disabilitas tuna wicara dan tuna rungu pada tahun 2018, yaitu 0,15% dan 0,11% dari total populasi [1]. Prevalensi disabilitas Indonesia yaitu 2.45% (sekitar

392.000 penyandang disabilitas), sedangkan data prevalensi tunarungu dan tunawicara di Indonesia adalah 36.956 jiwa berdasarkan hasil sensus 2012 yang diungkapkan pada [2]. Nilai tersebut merupakan 7,87% keseluruhan disabilitas di Indonesia. Jika jumlah tersebut dapat menggunakan alat bantu wicara sangatlah baik bagi masyarakat tuli untuk dapat berkomunikasi dan mendapatkan pekerjaan, sehingga meningkatkan taraf hidup. Adanya keterbatasan pemahaman masyarakat awam terhadap bahasa isyarat, membuat penyandang disabilitas tunarungu dan tunawicara di Indonesia kesulitan untuk berkomunikasi menggunakan bahasa isyarat Indonesia dengan masyarakat non disabilitas tunarungu dan tunawicara. Dari wawancara dengan salah satu anggota Gerakan untuk Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (GERKATIN) di kantornya Jalan Besar Ijen Malang, terdapat tanggapan positif jika ada suatu teknologi tepat guna yang dapat membantu interpretasi bahasa isyarat.

Melihat kondisi bahwa sulitnya masyarakat awam berkomunikasi dengan penyandang tunarungu dan tunawicara, maka diperlukan sebuah sistem dari sarung tangan yang dapat menerjemahkan bahasa isyarat Indonesia atau tepatnya Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) untuk disintesis menjadi suara dalam bahasa Indonesia. Diharapkan dengan teknologi tepat guna tersebut masyarakat awam non-penyandang disabilitas dapat memahami SIBI melalui suara dalam bahasa Indonesia.

Di masyarakat tunarungu dan wicara Indonesia terdapat dua bahasa isyarat Indonesia yang telah berkembang dan dipakai sehari-hari, yaitu SIBI dan Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). SIBI diturunkan dari bahasa isyarat Amerika atau *American Sign Language* (ASL), dan jarang digunakan, namun merupakan bahasa yang baku atau berstandar sehingga dipilih dalam penelitian ini karena reliabilitasnya. SIBI diciptakan oleh pemerintah (Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan) dan bukan dari himpunan masyarakat tunarungu dan wicara Indonesia (GERKATIN). BISINDO sering digunakan, tidak berstandar dan terdapat gestur bahasa isyarat yang berbeda jika berbeda wilayah di Indonesia [3].

Pada penelitian ini sistem yang ditargetkan menggunakan sarung tangan. Peneliti lain menggunakan kamera dan Leap Motion Controller sebagai alat atau instrumen dalam penelitiannya. Sarung tangan memiliki kelebihan karena merupakan benda yang dapat dipakai dan tidak terikat di depan sebuah komputer. Penerjemah bahasa isyarat menggunakan kamera membutuhkan jarak optimal dan kuantitas lux pencahayaan yang stabil; menilik faktor kepraktisannya dalam penggunaan sehari-hari maka kamera bukan pilihan dalam penelitian ini. Kekurangan penerjemah bahasa isyarat dengan instrumen sarung tangan yaitu tidak dapat menangkap dan mengenali ekspresi wajah, sedangkan dengan menggunakan kamera hal tersebut dapat dilakukan. Ekspresi wajah atau mimik saat melakukan bahasa isyarat dapat memperkuat makna setiap kata dalam komunikasi bahasa isyarat. *Leap Motion Controller* [4], perlu diletakkan di atas meja atau area yang sesuai dan selaras dengan area gerakan tangan, sehingga terdapat area buta yang menyebabkan sensor tidak dapat membaca gerakan bahasa isyarat. Menilik hal tersebut pilihan sarung tangan sebagai media untuk menangkap gestur tangan diharapkan menjadi pilihan yang tepat.

Penghitungan jumlah prevalensi disabilitas adalah persoalan yang kompleks. Banyak faktor yang mempengaruhi pendekatan perhitungan jumlah atau prevalensi penyandang disabilitas tersebut, diantaranya pengaruh dari tujuan/pemanfaatan datanya, definisi dan konsep disabilitas yang digunakan, aspek disabilitas itu sendiri (misalnya: keterbatasan partisipasi, keterbatasan aktifitas, faktor lingkungan, kondisi kesehatan yang terkait) dan sumber datanya.

World Report on Disability (WHO) tahun 2011, menggunakan hasil *World Health Survey* dan *Global Burden of Disease* dalam mengestimasi prevalensi disabilitas. Dalam laporan tersebut dikatakan bahwa semestinya data estimasi prevalensi disabilitas

sebaiknya tidak dipandang sebagai angka definitif, namun sebaiknya sebagai ketersediaan data dan refleksi pengetahuan terkini.

Berikut ini ingin disajikan penelitian terdahulu berkaitan dengan *sign language* (bahasa isyarat). Penggunaan sensor flex, sensor tekanan, dan sensor inertial dilakukan oleh [5] dalam penelitiannya untuk menciptakan *wearable device* bagi penyandang tunawicara. Penggunaan bentuk sarung tangan (*handglove*) sudah banyak dilakukan oleh peneliti lain untuk menangkap sinyal dari gerakan jari atau tangan diantaranya juga dilakukan oleh [6]–[9]. Kebanyakan studi yang telah ada mendeskripsikan penggunaan berbagai sensor namun uji performansinya masih belum banyak dilakukan, utamanya pada penyandang tunawicara dan tunarungu. Berbagai jenis sensor digunakan namun metode klasifikasi yang digunakan terbuka luas untuk diteliti, untuk menentukan metode mana yang lebih efisien dan efektif jika nantinya diterapkan ke dalam *board* terpadu untuk menghasilkan produk di kemudian hari.

Penelitian ini ingin berkontribusi pada pengembangan assistive technology, di mana akan didasari oleh akuisisi data sarung tangan terlebih dahulu. Tujuan yang ingin dicapai adalah menentukan jenis sensor, metode pengambilan data gerakan, dan klasifikasi yang sesuai untuk aplikasi *real time*. Adapun bahasa isyarat standar di Indonesia adalah SIBI (Sistem Isyarat Bahasa Indonesia), Gambar 1 mengilustrasikan SIBI. Dari Gambar 1 tersebut dihipotesis bahwa pendeteksian daerah jari dan gerakan pergelangan tangan cukup untuk digunakan pada penelitian ini.



Gambar 1. Contoh angka dalam Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (sumber: Internet, <https://meenta.net>)

METODE PENELITIAN

Metode penelitian terdiri atas beberapa tahapan yaitu:

Tahap I: Penentuan jenis sensor

Sensor adalah penerima data yang penting dalam penelitian ini. Pemilihan bend sensor sesuai dengan kondisi kelenturan sensor mengikuti gerak jari. Dipilih Bend Sensor USB Glove Kit produksi Flexpoint Sensor System Inc. Bend sensor mendeteksi tekukan dan mengubahnya menjadi nilai resistansi (dalam satuan Ohm). Gambar 2a adalah bend-sensor yang digunakan [10].

Lima bend sensor yang digunakan di setiap jari tangan, memiliki dua sisi pendeteksian (bi-directional), sehingga dapat mendeteksi tekuk ke dalam maupun ke luar [12]. Terdapat tiga bend sensor panjang untuk dipasang di jari: telunjuk, tengah, dan jari manis. Dua bend sensor pendek untuk dipasang di ibu jari dan kelingking.

Sensor yang panjang memiliki dua pendeteksian tekuk, yaitu untuk pengukuran sendi MCP (metacarpo-phalangeal) dan sendi PIP (proximal interphalangeal) seperti pada Gambar 2b. Namun sensor yang pendek memiliki satu pengukuran sendi.

Tahap II: Mempelajari Bahasa Isyarat

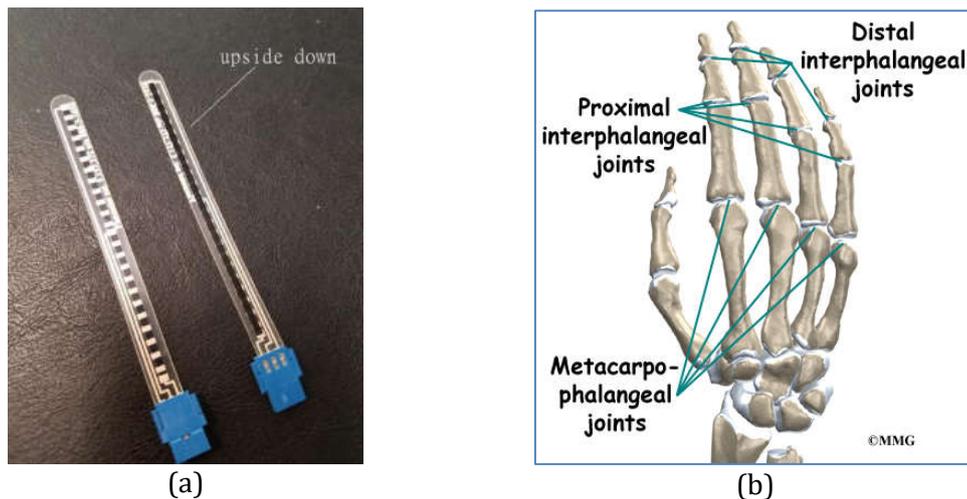
Bahasa isyarat formal yang diakui pemerintah adalah SIBI, sehingga akan digunakan untuk acuan dalam penelitian.

Tahap III: Akuisisi Data

Tahap ini mengumpulkan data gestur tangan, yang digunakan adalah angka 1 hingga 10. Namun penelitian awal ini ingin mengenali angka 1 hingga 3.

Tahap IV: Metode Klasifikasi dengan Machine Learning

Pada penelitian ini digunakan jaringan saraf tiruan. Penggunaan data latih, data validasi, dan data tes pada jaringan saraf tiruan menggunakan Python pada Google Collaboration. Meninjau terlebih dahulu regresi linier. Regresi linier digunakan untuk kasus prediksi numerik, namun jika dikembangkan lagi menjadi regresi logistik dapat digunakan untuk kasus klasifikasi. Model regresi linier dan logistik adalah sama, yang membedakan adalah pada \hat{y} (label prediksi) dan perhitungan error-nya. Error adalah selisih prediksi dan output sebenarnya. Optimasi untuk menemukan error minimum dapat dilakukan dengan berbagai metode, yang terkenal adalah OLS (ordinary least square) dan gradient descent. Namun gradient descent lebih sesuai jika matrik data berukuran besar, sebab metode OLS menggunakan invers matrik dalam prosesnya yang menjadi kendala dalam komputasi jika jumlah fitur dan data banyak.



Gambar 2. (a) Bend sensor [10]; (b) Sendi MCP (metacarpo-phalangeal) dan sendi PIP (proximal interphalangeal) [11]

Jika \mathbf{x} adalah fitur (masukan), \mathbf{w} adalah bobot, dan b adalah bias (*intercept*), kemudian y adalah label sebenarnya (output) akan diperoleh \hat{y} yang merupakan label hasil prediksi. Pada regresi linier:

$$\mathbf{xw} + b = \hat{y} \quad (1)$$

Sedangkan pada fungsi logistik nilai \hat{y} (label prediksi) adalah sebuah sigmoid supaya output berkisar antara 0-1:

$$\hat{y} = \frac{1}{1+e^{-(\mathbf{xw}+b)}} \quad (2)$$

Pada klasifikasi dengan logistic regression metode yang digunakan:

- Melakukan prediksi \hat{y} , dengan persamaan (2)
- Menghitung error (cross-entropy)

$$E = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i) \quad (3)$$

- Melakukan iterasi update \mathbf{w} untuk minimalisasi error, metode optimasi gradient descent sebagai berikut:

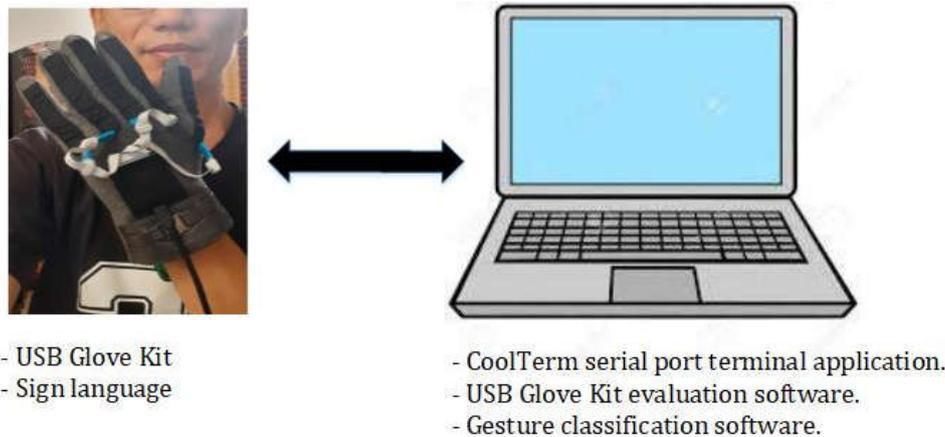
$$\mathbf{w} = \mathbf{w} - \left(\alpha \frac{2}{N} (\mathbf{X}^T (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y})) \right) \quad (4)$$

- Iterasi update b

$$b = b - \left(\alpha \frac{2}{N} \sum (\hat{y} - y) \right) \quad (5)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengambilan data pada Tahap III dilakukan dengan gambaran seperti pada ilustrasi di Gambar 3.



Gambar 3. Diagram pengambilan data gestur tangan

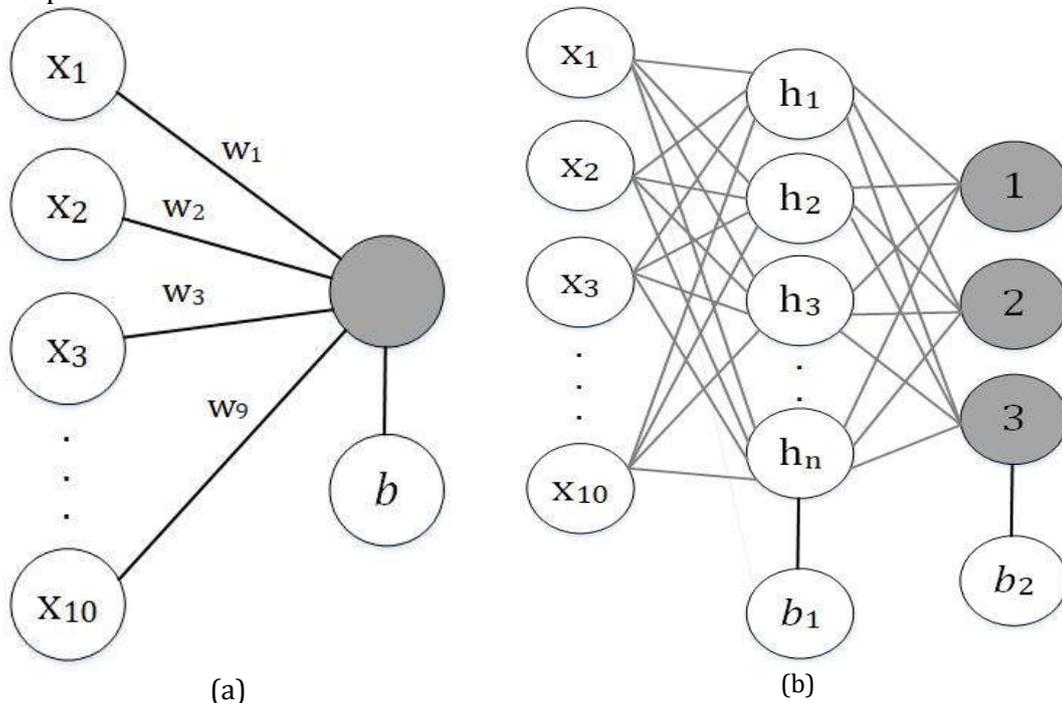
Perekaman data menggunakan aplikasi freeware CoolTerm serial port terminal. Perekaman data gestur angka dilakukan dua belas kali per angka sehingga total diperoleh 120 file .csv. File .csv diolah dengan jaringan saraf tiruan untuk proses klasifikasi angka-angka tersebut. Untuk klasifikasi bahasa isyarat angka, kelima sensor yang terpasang memiliki sepuluh fitur dominan, yaitu [10]:

- x_1 : MCP (metacarpo-phalangeal) kelingking
- x_2 : PIP (proximal interphalangeal) kelingking
- x_3 : MCP jari manis
- x_4 : PIP jari manis
- x_5 : MCP jari tengah
- x_6 : PIP jari tengah
- x_7 : MCP jari telunjuk
- x_8 : PIP jari telunjuk
- x_9 : MCP ibu jari
- x_{10} : PIP ibu jari.

Model regresi logistik $\hat{y} = \sigma(\mathbf{x}\mathbf{w} + b)$ pada Gambar 4a, dimana σ adalah fungsi aktivasi, persamaan (2) adalah fungsi aktivasi sigmoid. Selain sigmoid masih ada fungsi aktivasi yang lain. Pada model tersebut input langsung dipetakan ke output. Untuk sepuluh fitur maka fitur dan bobot pada regresi logistik adalah

$$\mathbf{x} = [x_1 \quad x_2 \quad x_3 \quad \dots \quad x_{10}]; \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ w_3 \\ \vdots \\ w_{10} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Model jaringan saraf tiruan (JST) menambahkan hidden layer diantara input dan output, seperti pada Gambar 4b.



Gambar 4. (a) Model dengan regresi logistic, (b) Model dengan jaringan saraf tiruan satu hidden layer, tiga output

Model JST yang dipilih adalah satu hidden layer sehingga persamaan prediksi $\hat{y} = \sigma(\sigma(\mathbf{x}\mathbf{w}_1 + b_1)\mathbf{w}_2 + b_2)$, disini σ adalah fungsi aktivasi. Untuk multiclass classification, fungsi aktivasi di layer output yang digunakan adalah fungsi softmax. Sedangkan pada layer selain output akan digunakan fungsi aktivasi sigmoid. Untuk sepuluh fitur maka model JST dengan 3 label dan hidden layer seperti pada Gambar 4b, jika dipilih empat node hidden layer maka persamaan bobot dan bias adalah

$$\mathbf{w}_1 = \begin{bmatrix} w_{1,1}^1 & w_{1,2}^1 & w_{1,3}^1 & w_{1,4}^1 \\ w_{2,1}^1 & w_{2,2}^1 & w_{2,3}^1 & w_{2,4}^1 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ w_{10,1}^1 & w_{10,2}^1 & w_{10,3}^1 & w_{10,4}^1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b}_1 = [b_1^1 \quad b_2^1 \quad b_3^1 \quad b_4^1] \quad (7)$$

$$\mathbf{w}_2 = \begin{bmatrix} w_{1,1}^2 & w_{1,2}^2 & w_{1,3}^2 \\ w_{2,1}^2 & w_{2,2}^2 & w_{2,3}^2 \\ w_{3,1}^2 & w_{3,2}^2 & w_{3,3}^2 \\ w_{4,1}^2 & w_{4,2}^2 & w_{4,3}^2 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b}_2 = [b_1^2 \quad b_2^2 \quad b_3^2] \quad (8)$$

Pada penelitian ini ada tiga label yang digunakan yaitu klasifikasi angka 1, 2, dan 3; sehingga kasusnya disebut multiclass classification. Untuk multiclass classification berlaku hal berikut:

- Konversi label menjadi one-hot-encoding
 Dengan matrik berindek 0,1,2; dimana kolom pada indek ke-0 merepresentasikan output klasifikasi angka "1", kolom indek ke-1 untuk klasifikasi angka "2", dan kolom indek ke-2 untuk klasifikasi angka "3".

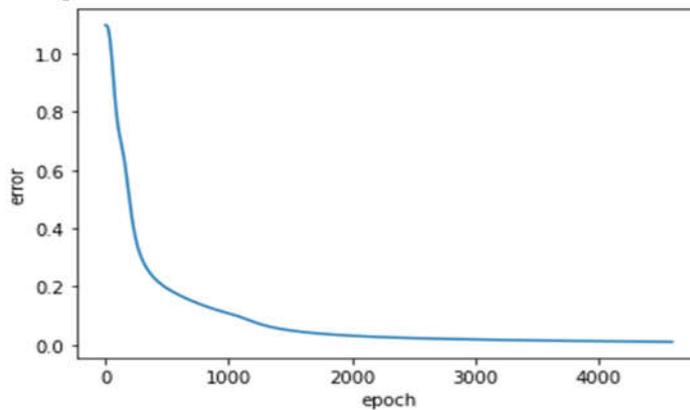
Misal sampel ke-1 adalah angka "1", sampel ke-2 adalah angka "3", sampel ke-3 adalah angka "2", dan seterusnya. Maka matrik one-hot-encoding-nya adalah

$$\begin{matrix} \text{sampel ke - 1:} \\ \text{sampel ke - 2:} \\ \text{sampel ke - 3:} \\ \text{sampel ke - 4:} \end{matrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}$$

- Loss klasifikasi dengan jumlah kelas 3 dan jumlah sampel N, dihitung dengan cross entropy (categorical cross entropy) berikut:

$$E = -\frac{1}{N} \sum_i^N \sum_j^3 y_j \log(\hat{y}_j) \tag{9}$$

Pengerjaan update w dan b , menggunakan framewok pytorch dan aplikasi pada Google collaborator. Hasil loss klasifikasi mencapai 0.01 setelah 4600 epoch. Gambar 5 menunjukkan grafik penurunan loss.



Gambar 5. Grafik penurunan loss klasifikasi fungsi epoch

Tabel 1 menunjukkan akurasi menggunakan data train dan data test:

Tabel 1. Tabel akurasi

Data	Akurasi
Data latih (5524 items)	0,9969
Data test (1726 items)	0,9588

Nilai bobot dan bias hasil latih seperti pada persamaan (7) dan (8) adalah

$$\begin{aligned} w1 &= \begin{bmatrix} -11.4880, & 3.1797, & -14.0480, & 1.9240 \\ -5.0589, & -3.5440, & -7.2551, & -6.1010 \\ 7.4192, & 11.1590, & 15.0720, & -11.6924 \\ 1.7927, & -17.4821, & -9.7375, & -12.1662 \\ 10.1932, & -6.6301, & 18.7017, & -12.5089 \\ 18.2955, & 4.2811, & -2.5008, & 2.5272 \\ 8.0860, & 3.0441, & 1.1065, & -4.0967 \\ -13.9004, & 1.2049, & -0.3174, & -5.0065 \\ 2.8827, & 1.1019, & 3.7536, & 0.2245 \\ -11.1147, & -0.7702, & 5.1728, & 11.4814 \end{bmatrix} \\ w2 &= \begin{bmatrix} 10.9643, & -8.0181, & -6.0789 \\ -10.2529, & 14.2021, & -14.1848 \\ 11.3519, & -11.4559, & -3.8552 \\ -6.8828, & 13.5138, & -11.9507 \end{bmatrix} \\ b1 &= [-3.6907, -0.1131, 7.8811, 7.5672] \\ b2 &= [-14.0142, -2.8525, 8.6077] \end{aligned}$$

KESIMPULAN

Pada studi pendahuluan untuk klasifikasi angka dari gestur tangan ini, telah didapatkan hasil dengan akurasi diatas 90% menggunakan jaringan saraf tiruan. Meski dalam penelitian ini masih menggunakan data angka bahasa isyarat "1", "2", dan "3" namun prospek pengembangannya terlihat positif. Studi lanjut dengan menambah klasifikasi gestur untuk angka, huruf, dan kata-kata adalah tujuan besar penelitian ini. Sehingga penggunaan sensor tekuk perlu ditambah dengan sensor lain. Gestur tangan bahasa isyarat melibatkan gerakan yang perlu diidentifikasi, sehingga sensor tekuk saja masih belum cukup.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih atas dukungan LPPM Universitas Ma Chung sehingga penelitian mandiri ini dapat terlaksana. Kepada diaspora Aria Ghora Prabono bersama grup Pascal Indonesia yang memberi kesempatan menimba ilmu dan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu sehingga publikasi ini dapat terlaksana.

REFERENSI

- [1] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, *Laporan Nasional Riskesdas*. 2018.
- [2] F.A. Prasetyo, "Disability and Health Issues: Evolution Concepts, Human Rights, Complexity of Problems, and Challenges (in Indonesian)," Jakarta, 2014. doi: 10.1007/s13398-014-0173-7.2.
- [3] N. Sugianto and F. Samopa, "Analisa Manfaat Dan Penerimaan Terhadap Implementasi Bahasa Isyarat Indonesia Pada Latar Belakang Komplek Menggunakan Kinect Dan Jaringan Syaraf Tiruan (Studi Kasus SLB Karya Mulia 1)," *Juisi*, vol. 01, no. 01, pp. 56–72, 2015.
- [4] T. W. Chong and B. G. Lee, "American sign language recognition using leap motion controller with machine learning approach," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 10, 2018, doi: 10.3390/s18103554.
- [5] B. G. Lee and S. M. Lee, "Smart Wearable Hand Device for Sign Language Interpretation System with Sensors Fusion," *IEEE Sens. J.*, vol. 18, no. 3, 2018, doi: 10.1109/JSEN.2017.2779466.
- [6] B. S. Lin, P. C. Hsiao, S. Y. Yang, C. S. Su, and I. J. Lee, "Data glove system embedded with inertial measurement units for hand function evaluation in stroke patients," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 25, no. 11, 2017, doi: 10.1109/TNSRE.2017.2720727.
- [7] J. D. Lemos, A. M. Hernandez, and G. Soto-Romero, "An instrumented glove to assess manual dexterity in simulation-based neurosurgical education," *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 5, 2017, doi: 10.3390/s17050988.
- [8] L. Sbernini, L. R. Quitadamo, F. Riillo, N. Di Lorenzo, A. L. Gaspari, and G. Saggio, "Sensory-Glove-Based Open Surgery Skill Evaluation," *IEEE Trans. Human-Machine Syst.*, vol. 48, no. 2, 2018, doi: 10.1109/THMS.2017.2776603.
- [9] Y. Zheng, Y. Peng, G. Wang, X. Liu, X. Dong, and J. Wang, "Development and evaluation of a sensor glove for hand function assessment and preliminary attempts at assessing hand coordination," *Meas. J. Int. Meas. Confed.*, vol. 93, 2016, doi: 10.1016/j.measurement.2016.06.059.
- [10] F. S. Systems, "Bend Sensor @ USB Glove Kit User Guide," 2016.
- [11] eOrthopod, "PIP Joint Injuries of the Finger." [Online]. Available: <https://eorthopod.com/pip-joint-injuries-of-the-finger/>.
- [12] F. S. Systems, "Bend Sensor @ USB kit User Guide," 2016.