

Model Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO) Menggunakan Pendekatan Transfer Learning

Riestiya Zain Fadillah¹; Ade Irawan²; Meredith Susanty³

^{1,2,3} Progam Studi Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Ilmu Komputer, Universitas Pertamina

³ meredita.susanty@universitaspertamina.ac.id

ABSTRACT

The Indonesian Sign Language System (SIBI), derived from American Sign Language (American Sign Language) and is more widely used in formal situations, is not very familiar for the deaf in Indonesia. Deaf in Indonesia generally uses Indonesian Sign Language or Bisindo. Since 1975 representatives of the deaf through the social organization Movement for the Well-Being of Deaf Indonesians (Gerkatin) have asked the government to use Bisindo as the official language of instruction in Special School, this effort has so far been unsuccessful. This study aims to help improve the accessibility of the deaf to increase the number of translators and broaden Bisindo's understanding of the broader community. This study proposes using machine learning, particularly the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm, to build a sign language gesture model. Since it is not a formal sign language, the availability of the Bisindo dataset on the Internet is limited. This study uses the transfer learning method; it utilizes a model trained with the ASL dataset and then adjusted to do the same task using the Bisindo dataset. The result shows that the transfer learning model can only predict Bisindo letters that have similarities with ASL. The ASL model accuracy is 96%, but the transfer learning model only reach 30% accuracy. Due to the different characteristics of sign language and gestures from each sign language, transferring knowledge, especially learning parameters from the ASL Model, cannot improve the performance of the Bisindo Model in predicting all letters in the Bisindo alphabet.

Keywords: Sign Language, Machine Learning, Transfer Learning

ABSTRAK

Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) yang berasal dari bahasa isyarat Amerika (American Sign Language) dan lebih banyak dipakai pada situasi formal tidak terlalu familiar bagi insan tuli atau difabel rungu di Indonesia karena mereka umumnya menggunakan Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo). Sejak 1975 perwakilan Tuli melalui organisasi kemasyarakatan Gerakan untuk Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (Gerkatin) telah meminta pemerintah untuk mengakui Bisindo sebagai bahasa pengantar resmi di Sekolah Luar Biasa namun upaya ini hingga kini belum berhasil. Untuk membantu meningkatkan aksesibilitas Tuli dengan menambah jumlah penerjemah serta memperluas pemahaman Bisindo di masyarakat luas, penelitian ini berupaya membangun mesin penerjemah bahasa isyarat menggunakan teknik machine learning dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Karena bukan merupakan bahasa isyarat format, ketersediaan dataset Bisindo di Internet terbatas. Metode transfer learning, yaitu dengan memanfaatkan model yang dilatih dengan dataset ASL kemudian disesuaikan untuk melakukan pekerjaan yang sama pada menggunakan dataset Bisindo digunakan dalam penelitian ini untuk mengatasi masalah keterbatasan dataset. Nilai akurasi model ASL mencapai 96% , namun akurasi model hasil transfer learning hanya mencapai 30%. Karena perbedaan karakteristik bahasa isyarat dan gestur dari masing-masing bahasa isyarat, pemindahan knowledge khususnya learning parameter dari Model ASL tidak dapat meningkatkan performa Model Bisindo dalam memprediksi seluruh huruf pada alfabet Bisindo sehingga model hasil transfer learning hanya mampu memprediksi huruf-huruf Bisindo yang memiliki kemiripan dengan ASL.

Kata kunci: Bahasa Isyarat, Pembelajaran Mesin, Transfer Learning

1. PENDAHULUAN

Sistem Bahasa Isyarat Indonesia (SIBI) adalah sistem bahasa isyarat yang ditetapkan oleh pemerintah Indonesia sebagai bahasa pengantar di Sekolah Luar Biasa (SLB) sejak tahun 1996. Namun, Tuli di Indonesia terbiasa menggunakan Bahasa Isyarat Indonesia (Bisindo)[1]–[3]. Hal ini dikarenakan Bisindo berasal dari bahasa ibu, yaitu Bahasa Indonesia yang dipakai sehari-hari, dan satu gerakan dapat mewakili kata yang juga banyak diketahui kalangan non-difabel rungu. Sementara SIBI memiliki gerakan isyarat berdasarkan tata bahasa orang mendengar. Tata bahasa dalam gerakan SIBI dapat menimbulkan multitafsir dan tidak menggambarkan ekspresi universal dari apa yang ingin disampaikan insan tuli [1], [2], [4]. Komunitas penyandang disabilitas sensorik rungu atau tuli sudah meminta pemerintah untuk menetapkan Bisindo sebagai bahasa formal sejak tahun 1975. Permintaan ini terus disuarakan bahkan karena dengan menggunakan Bisindo, maka insan tuli dapat lebih mudah berkomunikasi, terutama dalam menyampaikan aspirasi mereka kepada non-difabel tuli dan rungu.

Pada tahun 2015, perwakilan Tuli melalui organisasi kemasyarakatan Gerakan untuk Kesejahteraan Tunarungu Indonesia (Gerkatin) telah meminta pemerintah untuk mengakui Bisindo sebagai bahasa pengantar resmi di SLB. Selain itu, Gerkatin juga berharap agar pemerintah dapat meningkatkan aksesibilitas Tuli dengan menambah jumlah penerjemah serta memperluas pemahaman Bisindo di masyarakat luas [5], [6]. Beberapa upaya yang sudah dilakukan untuk memperluas pemahaman Bisindo di masyarakat adalah membuka pelatihan bahasa isyarat Bisindo untuk umum. Dalam rangka mendukung upaya Gerkatin, penelitian ini bertujuan membuat model pembelajaran gestur bahasa isyarat menggunakan pendekatan *machine learning* sebagai langkah awal untuk membuat penerjemah bahasa isyarat berdasarkan gambar atau video gerakan bahasa isyarat.

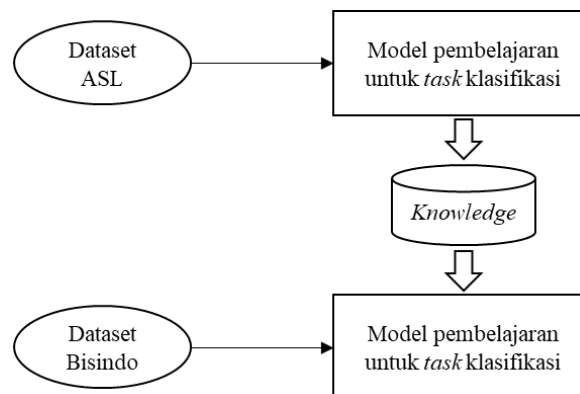
Bisindo digunakan sebagai bahasa isyarat dalam komunikasi sehari-hari bagi Tuli dengan menggunakan gerakan kedua tangan dan ekspresi wajah. Seperti bahasa daerah, ungkapan Bisindo memiliki keberagaman dalam penggunaan di setiap daerah. Berbeda dengan SIBI yang menggunakan pengejaan hingga tingkat imbuhan dan susunan kalimat sesuai dengan Ejaan Bahasa Indonesia (EBI), Bisindo tidak mengikuti kaidah EBI dan lebih mengedepankan kesederhanaan serta ekspresi yang menunjukkan kejadian yang sedang berlangsung. Ekspresi inilah yang menyebabkan isyarat berbeda-beda di setiap daerah karena isyarat terbentuk atas interaksi nilai-nilai dari tiap daerah [7]. Meski beragam, terdapat isyarat-isyarat yang ditetapkan untuk memudahkan komunikasi Tuli seperti: alfabet. Alfabet merupakan dasar dari pembelajaran bahasa baik bahasa isyarat maupun bahasa verbal. Sebagai langkah awal, model yang dibangun dalam penelitian ini hanya akan menerjemahkan alfabet Bisindo. Penelitian sebelumnya mengusulkan model penerjemah gestur Bisindo melalui implementasi visi komputer (*computer vision*) dengan translasi mesin menggunakan Hidden-Markov Model (HMM). Jumlah *hidden state* dihitung menggunakan Bayesian Inference Criterion (BIC). Data yang digunakan merupakan gestur Bisindo dari 25 kata yang dikumpulkan menggunakan Microsoft Kinect Xbox. Model tersebut berhasil memperoleh akurasi sebesar 60% [8]. Penelitian lain menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berupaya menerjemahkan American Sign Language dan berhasil mencapai nilai akurasi 82.5% untuk gestur alfabet dan 97% untuk angka [9].

Untuk membangun sebuah model menggunakan pendekatan *machine learning*, dibutuhkan banyak data yang relevan agar mampu melakukan generalisasi dan memberikan hasil prediksi yang tepat. Karena bukan bahasa isyarat formal, ketersediaan dataset Bisindo terbatas. Hal ini diatasi dengan melakukan *transfer learning*, metode pembelajaran terhadap suatu tugas baru melalui pemindahan pengetahuan (*transfer of knowledge*) dari tugas serupa yang telah dipelajari sebelumnya

[10]. Penelitian ini membangun model awal menggunakan dataset *American Sign Language* (ASL) dari dataset Kaggle¹, kemudian melakukan *transfer learning* menggunakan dataset Bisindo yang terbatas.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode *transfer learning* untuk dapat mengatasi permasalahan ketersediaan dataset Bisindo yang terbatas seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Teknik *transfer learning* yang digunakan adalah *transductive learning*, dengan pemindahan pengetahuan dilakukan melalui *transferring knowledge of parameters*. *Learning parameter* yang sudah disimpan pada Model ASL digunakan kembali pada Model Bisindo melalui konsep *layer freezing*.



Gambar 1. Metode *transfer learning*

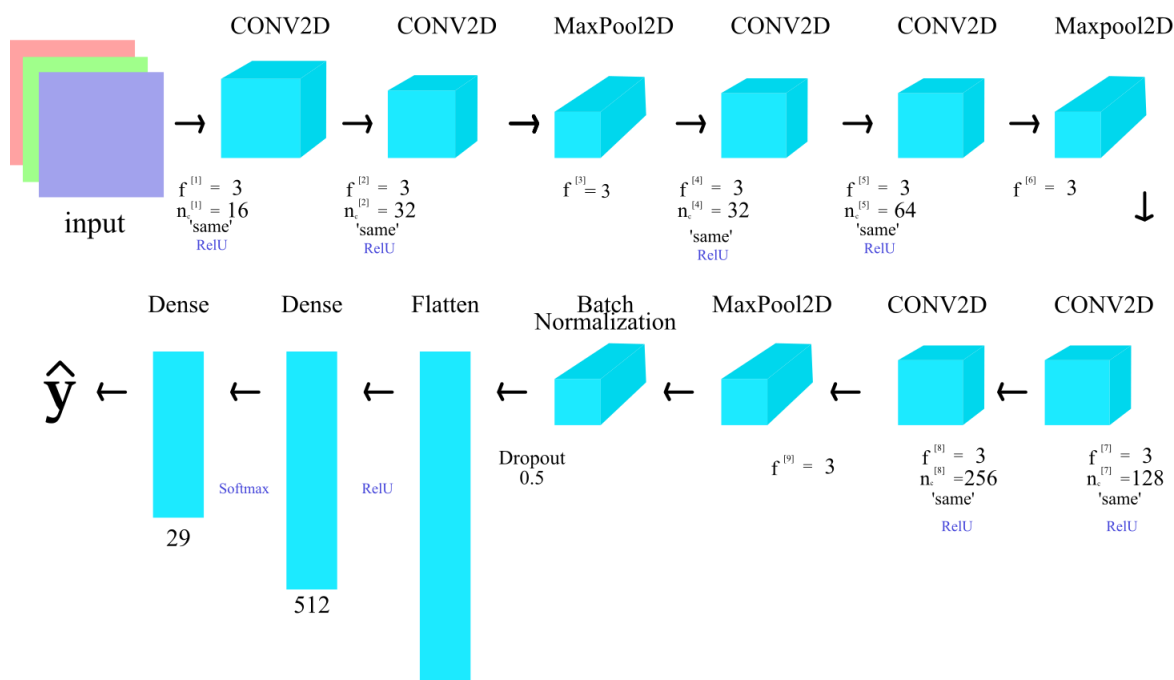
2.1. Model ASL

Salah satu kriteria yang penting untuk dipertimbangkan dalam menentukan dataset yang akan digunakan pada Model ASL adalah jumlah dataset yang tersedia. Data ASL yang digunakan dalam penelitian ini adalah ASL Alphabet yang diperoleh dari Kaggle. Data tersebut merupakan kumpulan gambar isyarat alfabet ASL yang diambil dari tampak depan. Terdapat 87000 gambar untuk training dengan resolusi 200x200 piksel dari 29 kelas yang terdiri dari 26 alfabet dan 3 tambahan kelas yaitu *space*, *delete* dan *nothing* (tidak memuat isyarat apapun pada gambar). Dari jumlah tersebut, ada lebih dari 1000 gambar pada setiap kelas sehingga dataset dapat dikatakan layak untuk digunakan sebagai *source domain* untuk *transfer learning*.

Sebelum digunakan sebagai input, dilakukan pra-pemrosesan terhadap data, yakni; pelabelan, penyesuaian ukuran gambar, serta pembagian data menjadi data *training*, *validation*, dan *testing*. Pemberian label dilakukan dengan membuat *array images* dan label. Dua array dibuat untuk menyimpan informasi mengenai gambar dan label dari gambar tersebut. Array X digunakan untuk menyimpan konten dari sebuah gambar. Array y dibuat untuk memuat label dari gambar tersebut. Untuk setiap gambar dalam folder yang sama maka akan diberi label yang sama. Contoh array X[0] merupakan array berisi gambar isyarat huruf C maka y[0] berisi angka 3 sebagai label dari gambar tersebut yang ditulis dalam format *hot vector* (contoh untuk angka 3 : [0,0,1,0, ... , 0,0]) dengan menggunakan fungsi *to_categorical*. Semua gambar diubah menjadi persegi (n x n). Penyesuaian ukuran gambar disesuaikan dengan kriteria *layer* pertama pada model. Resolusi gambar yang disimpan adalah gambar yang resolusinya telah disesuaikan menggunakan fungsi transformasi *reshape* dari *skimage* dengan n sebesar 64. Terakhir, data dibagi menjadi tiga bagian: *train*,

validation dan *test* data. Setelah data diberi label, data kemudian dibagi dengan proporsi 0.66 untuk training, 0.22 untuk *validation* dan 0.12 untuk *test*. Pembagian dilakukan menggunakan fungsi `train_test_split`. Data ASL yang terdiri dari 87000 gambar, 57420 gambar digunakan untuk *training* data, 19140 untuk *validation* data dan 10440 gambar digunakan sebagai *test* data.

Model ASL dibangun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) [11], [12]. CNN merupakan arsitektur yang memiliki reputasi yang baik dalam implementasi mengenali gestur tubuh manusia[9]. Model menggunakan 6 *convolution layer*, tiga *max pooling layer*, satu *batch normalization layer*, satu *flatten* dan *dropout layer*, dua *layer dense* seperti ditunjukkan pada Gambar 2 dengan fungsi aktivasi ReLU [13] dan Softmax. Model di-*compile* menggunakan Adam *optimizer* dan *loss function* *Categorical Crossentropy* [14].



Gambar 2. Arsitektur CNN untuk model ASL

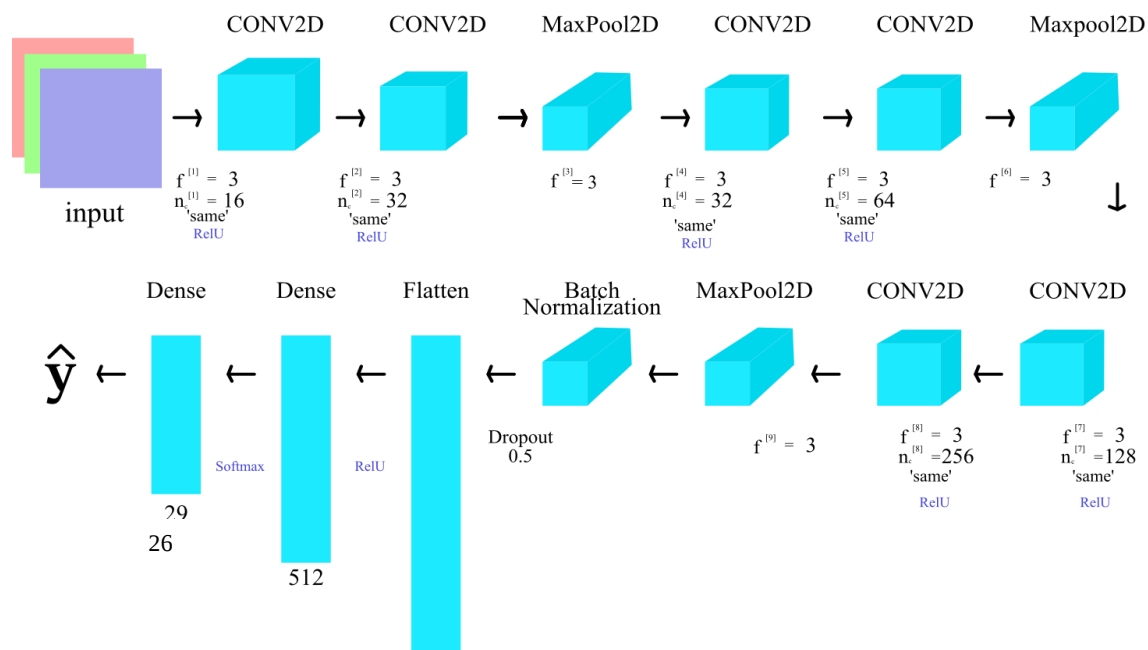
Training merupakan proses model dalam mencari dan mempelajari *good values* (nilai yang memiliki error paling rendah) untuk setiap *weight* dan *bias* dari *labeled data train*. Pada penelitian ini, training dilakukan menggunakan kernel dan GPU dari Kaggle. Di akhir proses training, diperoleh akurasi training dan *validation* dari model. Selanjutnya model ini disimpan dalam format Hierarchical Data Format 5 untuk digunakan kembali ketika pengembangan Model Bisindo.

2.2. Model Bisindo

Pada tahap ini, strategi dan teknik *transfer learning* ditentukan dengan pertimbangan *source domain* (ASL) dan *target domain* (Bisindo). Bagian dari domain yang mempengaruhi teknik *transfer learning* yang digunakan adalah tersedianya label di *target domain* dan *source domain* serta *task* dari kedua domain [15]. Pada penelitian ini, baik *source domain* dan *target domain* memiliki *task* yang sama yaitu klasifikasi dan *labelled data* tersedia pada keduanya. Dataset Bisindo diambil melalui proses observasi. Dalam proses observasi, penggunaan alfabet Bisindo khususnya pada gerakan tangan akan didokumentasikan dalam bentuk gambar dengan alat bantu kamera. Dataset yang diharapkan dari proses observasi ini adalah data tanpa background clutter dan data yang dikumpulkan adalah data positif yaitu gambar yang terkumpul hanya data yang memuat alfabet Bisindo. Model

Bisindo dibuat dari Model ASL dengan melakukan *freezing* pada beberapa layer bawah dari Model ASL dan mengganti *layer* terakhir dengan *Dense Layer* 26 (26 untuk alfabet) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Dengan melakukan *layer freezing*, *training* dilakukan dengan menggunakan data Bisindo menggunakan *learning parameter* yang sudah tersimpan (*weight* dan *bias* dari Model ASL). Memindahkan *learning parameter* dari Model ASL ke Model Bisindo dilakukan melalui langkah berikut:

1. Model ASL yang telah selesai dilatih disimpan dalam format .h5.
2. Dataset Bisindo disiapkan dengan melakukan pra-pemrosesan yang sama seperti pada tahap pengembangan Model ASL (pelabelan, penyesuaian ukuran gambar, pembagian data menjadi data *training*, *validation* dan *testing*).
3. Model ASL di-load dan *layer* terakhir dari model tersebut dihapus dari model dengan menggunakan `layer.pop()`.
4. *Dense layer* dengan jumlah kelas 26 (kelas dari dataset Bisindo) ditambahkan pada *layer* terakhir dari model ASL.
5. *Learning parameter* dari Model ASL digunakan kembali dengan menggunakan teknik *layer freezing* yaitu membekukan *learning parameter* seperti *weight* dan *bias* yang sebelumnya telah diperoleh melalui *training* Model ASL. *Layer* pertama hingga terakhir dibekukan dengan menggunakan fungsi `layers.trainable = False`. Model kemudian di-*training* dengan menggunakan *learning parameter* dari ASL menggunakan konfigurasi yang sama dengan *training* Model ASL.



Gambar 3. Arsitektur CNN untuk model Bisindo

Untuk mencari model dengan akurasi terbaik, *layer freezing* dilakukan dari *layer* pertama hingga satu *layer* sebelum *layer* teratas (*output layer*). Setelah *layer freezing*, model di-*compile* dan dilatih menggunakan dataset Bisindo menggunakan teknik *k-fold cross-validation* dengan $k=3$ dan 5 *epoch*. Percobaan dilakukan berulang kali dengan mengubah banyaknya *layer* yang di-*freeze* dihitung dari *layer input* model. Untuk setiap konfigurasi *layer* yang di-*freeze*, rata – rata *loss* dan akurasi hasil *training* akan diidentifikasi kemudian model di-*test* menggunakan data *test* dan dicatat

akurasinya. Performa model Bisindo diukur menggunakan metrik akurasi dan *loss*. Model yang dipilih adalah model dengan hasil akurasi *test* tertinggi.

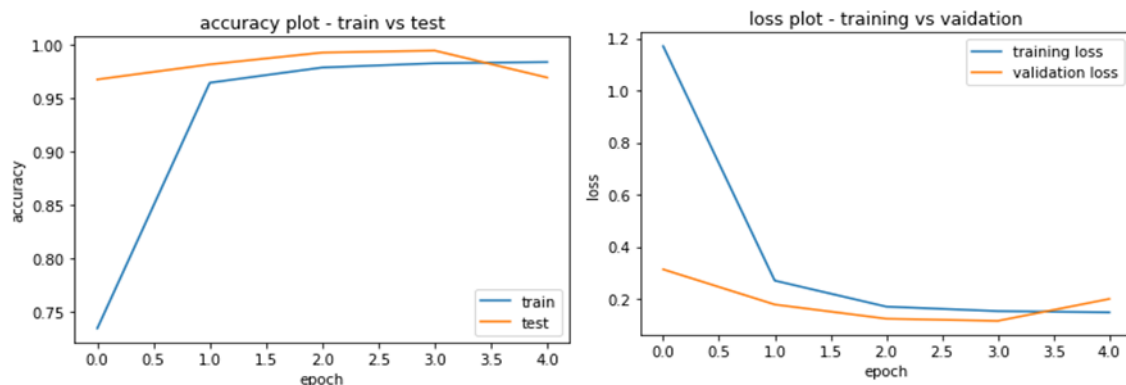
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Model ASL

Data ASL yang digunakan dalam penelitian ini yaitu ASL Alphabet dari Kaggle. Data tersebut merupakan kumpulan gambar isyarat alfabet ASL yang diambil dari tampak depan. Data terdiri dari 87000 gambar yang disimpan dalam 29 folder masing-masing kelas yang terdiri dari 26 folder alfabet, folder spasi, folder delete dan folder nothing. Dari jumlah tersebut, ada lebih dari 1000 gambar pada setiap kelas sehingga dataset dapat dikatakan layak untuk digunakan sebagai *source domain* untuk *transfer learning*.

Model dilatih dengan menggunakan teknik *early stopping* untuk menghindari terjadinya *overfit*. *Early stopping* adalah teknik yang dapat mencegah *overfitting* dengan menghentikan *training* ketika akurasi saat validasi mengalami penurunan. Angka kesabaran/*patience* dari *early stopping* diatur pada angka 2, dengan demikian, jika dalam dua *epoch* terjadi penurunan akurasi *validation*, maka proses *training* akan dihentikan.

Dari Gambar 4 dapat dilihat bahwa dalam proses *learning*, model mengalami peningkatan baik pada akurasi *train* dan pada akurasi *validation*. Hal ini mengindikasikan bahwa model melakukan pembelajaran dengan baik. Hasil akhir dari Model ASL ditunjukkan pada Tabel 1 dengan nilai akurasi yang tidak jauh berbeda antara training, validasi dan tes.



Gambar 4. Grafik akurasi dan *loss* dari Model ASL dengan 5 epoch saat training dan testing

Tabel 1. Performa Model ASL

Metriks Performa	Training	Validation	Testing
Akurasi	0.9835	0.9690	0.9640
Loss	0.1479	0.1994	0.218170

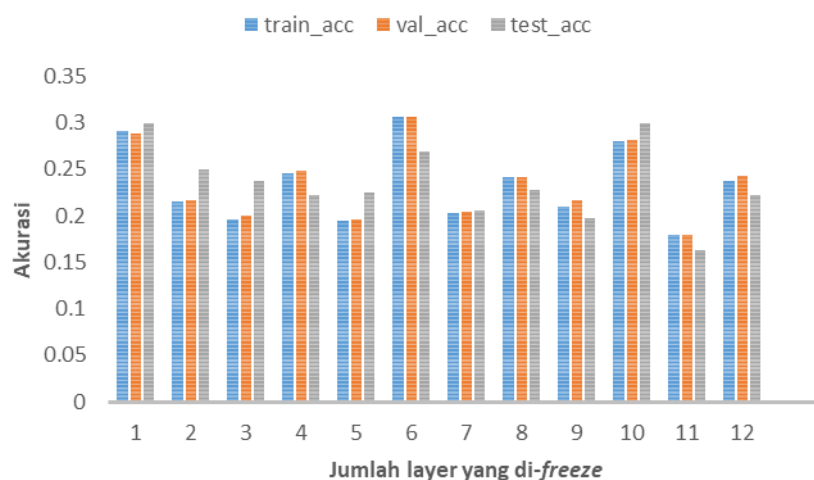
3.2. Model Bisindo

Dataset yang digunakan adalah gambar alfabet Bisindo dengan jumlah 2659 gambar (hasil augmentasi) yang disimpan dalam 26 folder, merepresentasikan kelas yang akan diklasifikasi yaitu alfabet (a-z). Pada penelitian ini dataset yang digunakan dibuat berdasarkan hasil observasi penggunaan Bisindo dari responden yang mempelajari Bisindo.

Model terdiri dari 13 layer dan 12 percobaan layer *freezing* dilakukan dengan melakukan *freezing layer*-1 sampai ke *layer*-12, *layer*-1 sampai *layer*-11, dan seterusnya hingga hanya *layer* pertama yang di-*freeze*. Dari percobaan tersebut, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4, *transfer*

learning parameter hanya berhasil mencapai akurasi tertinggi yaitu 30.63% pada *train accuracy*, 30,66% pada *validation accuracy* dan 30% pada *testing accuracy*. Model yang dipilih adalah model dengan hasil test accuracy tertinggi, yaitu model dengan jumlah layer yang di-freeze adalah 1 layer dan 10 layer (*consecutive freeze* dari layer pertama).

Berdasarkan percobaan, pada Gambar 5 dapat dilihat bahwa semakin banyak jumlah layer yang di-freeze, akurasi saat *training* model semakin menurun. Hal ini mengindikasikan bahwa *learning parameter* dari Model ASL tidak dapat menggeneralisasi *feature maps* dari dataset Bisindo dengan baik, sehingga ketika semakin sedikit layer yang di-freeze akurasi justru meningkat. Dalam kata lain, pemindahan pengetahuan dari parameter tidak perlu dilakukan. Model Bisindo hanya berhasil memprediksikan huruf J, K, L, M, R, V dan W. Jika kita melihat karakter dari gestur masing-masing alfabet pada ASL dan Bisindo, terdapat beberapa huruf yang memiliki kemiripan yaitu C, I, J, L, O, V, Y, dan *delete* (pada ASL menyerupai huruf Z pada Bisindo).



Gambar 5. Grafik rata-rata akurasi dari konfigurasi layer freeze.

Kondisi transfer yang terjadi ketika memindahkan *knowledge* dari Model ASL ke Model Bisindo yaitu adanya perbedaan domain $D_s \neq D_t$ dengan task yang serupa $T_s = T_t$. Domain D terdiri dari dua komponen: *feature space* χ dan distribusi marjinal (*marginal probability distribution*) $P(X)$, dengan $X = \{x_1, \dots, x_n\} \in \chi$. *Generalization error* sangat mungkin terjadi akibat perbedaan domain dan karakteristik di dalam domain tersebut. *Generalization error* merupakan besaran yang mengukur seberapa baik model yang di-*train* menggunakan sampel dengan sebuah distribusi tertentu dapat melakukan generalisasi dengan baik pada sampel baru yang memiliki distribusi serupa[16].

Sebuah *task* terdiri dari dua komponen: *label space* $\mathcal{Y}$ dan *objective predictive function* $f(\cdot)$. Task dinotasikan dengan $\mathbb{T} = \{\mathcal{Y}, f(\cdot)\}$. Pada penelitian ini *source task* tersusun dari *label space* dan *predictive function* alfabet ASL. *Label space* dari Model ASL dan Model Bisindo tidaklah sama, pada Model ASL terdapat tambahan label seperti *space*, *delete* dan *nothing*. Hal ini juga dapat mempengaruhi *predictive function* pada Model Bisindo sebagai konsekuensi dari *transfer learning*.

Perbedaan gestur yang signifikan antara ASL dan Bisindo juga dapat mempengaruhi *feature map* yang terbentuk dalam proses *learning*. Untuk membentuk isyarat alfabet ASL digunakan dengan menggunakan satu tangan sedangkan pada Bisindo mayoritas alfabet menggunakan kedua tangan dalam penggunaannya sehingga akan mempengaruhi *predictive function* dari *source* dan *target domain*.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan kelas yang berhasil diprediksi dari Model Bisindo, dapat disimpulkan bahwa pemindahan *learning parameter* dari Model ASL membuat Model B mempelajari huruf Bisindo yang memiliki kemiripan dengan huruf ASL. Untuk dapat mengenali keseluruhan alfabet Bisindo, pemindahan *knowledge* khususnya *learning parameter* dari Model ASL tidak dapat meningkatkan performa Model Bisindo dalam memprediksi seluruh huruf pada alfabet Bisindo. Ada banyak pendekatan *transfer learning* yang mungkin digunakan dalam pembuatan model penerjemah ini, saat ini Model Bisindo baru dikembangkan menggunakan pendekatan *parameter-transfer* dari Model ASL dan masih belum menghasilkan akurasi yang memuaskan sehingga kedepannya dapat dikembangkan dengan pendekatan lain ataupun menggunakan *pre-trained* model lain. Sebelum melakukan *transfer learning*, akan lebih baik jika dilakukan kajian mengenai domain dan *task* yang digunakan untuk mengetahui teknik dan pendekatan yang sesuai dalam melakukan transfer learning. Tanpa mengkaji domain dan *task* terlebih dahulu, *transfer learning* dikhawatirkan menjadi *brute-force transfer* yang justru memperburuk performa dari model yang dihasilkan. Selain *generalization error*, pada penelitian ini tidak dilakukan penelitian lebih lanjut antara *source domain* (ASL) dan *target domain* (Bisindo). Pada penelitian lanjutan salah satu hal yang dapat dilakukan dalam menguji domain salah satunya adalah dengan mengukur seberapa berbeda satu domain dengan yang lainnya. Besarnya perbedaan dari kedua domain dapat diidentifikasi dengan menggunakan *symmetric difference hypothesis divergence* ($\mathcal{H}\Delta\mathcal{H}$ -divergence).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ade Nasihudin Al Ansori, "Penyandang Tuli Lebih Suka Menggunakan Bisindo Ketimbang SIBI, Mengapa? - Disabilitas Liputan6.com," 26-Oct-2020. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/disabilitas/read/4389897/penyandang-tuli-lebih-suka-menggunakan-bisindo-ketimbang-sibi-mengapa>. [Accessed: 15-Jun-2021].
- [2] Cheta Nilawaty P and Rini Kustiani, "Alasan Insan Tuli Memilih Bahasa Isyarat Bisindo Ketimbang SIBI - Difabel Tempo.co," 24-Aug-2020. [Online]. Available: <https://difabel.tempo.co/read/1378989/alasan-insan-tuli-memilih-bahasa-isyarat-bisindo-ketimbang-sibi/full&view=ok>. [Accessed: 15-Jun-2021].
- [3] G. Gumelar, H. Hafiar, and P. Subekti, "Bahasa Isyarat Indonesia Sebagai Budaya Tuli Melalui Pemaknaan Anggota Gerakan Untuk Kesejahteraan Tuna Rungu," *Informasi*, vol. 48, no. 1, p. 65, 2018.
- [4] Cheta Nilawaty P and Rini Kustiani, "Beda Bahasa Isyarat SIBI yang Digunakan Pemerintah dengan Bisindo yang Alami - Difabel Tempo.co," 20-Aug-2020. [Online]. Available: <https://difabel.tempo.co/read/1377718/beda-bahasa-isyarat-sibi-yang-digunakan-pemerintah-dengan-bisindo-yang-alami>. [Accessed: 15-Jun-2021].
- [5] Abraham Utama, "Penyandang Tunarungu Desak Pemerintah Aplikasikan Bisindo," 29-Sep-2015. [Online]. Available: <https://www.cnnindonesia.com/nasional/20150928095727-20-81295/penyandang-tunarungu-desak-pemerintah-aplikasikan-bisindo>. [Accessed: 15-Jun-2021].
- [6] E. Zulpicha, "Konflik Kebijakan Penggunaan Sistem Bahasa Isyarat Indonesia di Lingkungan Pendidikan Formal," 2017.
- [7] J. A. Yohanes, I. G. P. B. S. Arjawa, and I. N. Punia, "Bahasa Isyarat Indonesia Dalam Proses Interaksi Sosial Tuli dan 'Masyarakat Dengar' di Kota Denpasar," *OJS Unud*, pp. 1–15, 2013.
- [8] T. Handhika, R. I. M Zen, D. P. Lestari, and I. Sari, "Gesture recognition for Indonesian Sign Language (BISINDO)," *IOP Conf. Ser. J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1028, 2018.

- [9] V. Bheda and D. Radpour, "Using Deep Convolutional Networks for Gesture Recognition in American Sign Language," Oct. 2017.
- [10] L. Torrey and J. Shavlik, "Transfer Learning," in *Handbook of Research on Machine Learning Applications*, vol. 2, A. E. Soria, J. Martin, R. Magdalena, M. Martinez and Serrano, Eds. Information Science Reference - Imprint of: IGI Publishing, 2009, pp. 242–264.
- [11] L. L. Ankile, M. F. Heggland, and K. Krage, "Deep Convolutional Neural Networks: A survey of the foundations, selected improvements, and some current applications," Nov. 2020.
- [12] Z. Li, W. Yang, S. Peng, and F. Liu, "A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects," Apr. 2020.
- [13] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines," 2010.
- [14] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016.
- [15] S. J. Pan and Q. Yang, "A Survey on Transfer Learning," 2009.
- [16] W. M. Kouw and M. Loog, "An introduction to domain adaptation and transfer learning," Dec. 2018.