SISTEM PREDIKSI KEPRIBADIAN

BIG FIVE PERSONALITY BERDASARKAN DATA PENGGUNA FACEEBOOK

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Tommy Tandera  Computer Science Department  School of Computer Science  Bina Nusantara University  K.H. Syahdan No. 9, Jakarta Barat 11480, Indonesia  Tel.: +62-21-5345830  Fax: +62-21-5300244  tommy.tandera@binus.ac.id | Hendro  Computer Science Department  School of Computer Science  Bina Nusantara University,  K.H. Syahdan No. 9, Jakarta Barat 11480, Indonesia,  Tel.: +62-21-5345830  Fax: +62-21-5300244  hendro004@binus.ac.id | Derwin Suhartono  Computer Science Department  School of Computer Science  Bina Nusantara University,  K.H. Syahdan No. 9, Jakarta Barat 11480, Indonesia,  Tel.: +62-21-5345830  Fax: +62-21-5300244  dsuhartono@binus.edu |

***ABSTRACT***

*Current study purpose is to create a system that can predict a person’s personality through Facebook social media based on Big Five Personality model. This study was conducted by applying two learning methods which is Machine Learning and Deep Learning with a total dataset of 400 users. The current study focuses on statuses with English Language. Machine Learning Implementation is done using 5 different algorithms, Naïve Bayes, SVM, Logistic Regression, Gradient Boosting and Linear Discriminant Analysis. While Deep Learning architecture used are MLP, LSTM, GRU, and CNN 1D. All experiments were performed to determine the best type of algorithms and learning methods for each traits. The results show that the accuracy of both experiments of learning method is quite high and outperformed previous research using Facebook and the same dataset. The highest accuracy in Machine Learning is 79.33% and Deep Learning is 93.33%.*

***Keywords:*** *NLP, personality predicition, deep learning, machine learning*

**ABSTRAK**

Penelitian kali ini bertujuan untuk membuat sebuah sistem yang dapat memprediksi kepribadian seseorang melalui sosial media Facebook berdasarkan model kepribadian *Big Five Personality*. Penelitian dilakukan dengan mengaplikasikan dua metode pembelajaran yaitu *Machine Learning* dan *Deep Learning* dengan dataset total berjumlah 400 *user*. Penelitian kali ini berfokus pada status dengan bahasa Inggris. Implementasi *Machine Learning* dilakukan dengan menggunakan 5 algoritma yaitu, Naïve Bayes, SVM, Logistic Regression, Gradient Boosting dan Linear Discriminant Analysis. Sedangkan arsitektur *Deep Learning* yang digunakan adalah MLP, LSTM, GRU, dan CNN 1D. Semua percobaan dilakukan untuk menentukan jenis algoritma dan metode *learning* terbaik untuk masing-masing *traits*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi dari percobaan kedua metode *learning* cukup tinggi dan melampaui penelitian sebelumnya yang menggunakan sosial media Facebook dan dataset yang sama. Akurasi paling tinggi pada *Machine Learning* sebesar 79.33% dan *Deep Learning* sebesar 93.33%.

**Kata Kunci:** NLP, prediksi kepribadian, *deep learning*, *machine learning*

PENDAHULUAN

*Social media* telah menjadi sebuah alat komunikasi dan interaksi antar manusia selama beberapa tahun terakhir. Di zaman dimana hampir seluruh manusia memiliki *smartphone*, interaksi langsung antar manusia sudah jarang terjadi. Sehingga sulit untuk mengenali dan mengetahui kepribadian dari seseorang. Tetapi, hal ini berbeda dengan apa yang terjadi di *social media*. Facebook memiliki pengguna terbesar yang mencapai 1,8 Milyar pengguna dengan sekitar 800 juta user menghabiskan sekitar 40 menit sehari menggunakan aplikasi Facebook ini (Bachrach et al., 2012). Pengguna Facebook pada umumnya mengungkapkan ekspresi, perasaan maupun opini mereka di *user feed* mereka. Walaupun saat ini Facebook lebih banyak digunakan untuk berbagi foto dan video, penelitian kali ini akan berfokus pada *linguistic* pengguna.

Berbagai penelitian di bidang psikologi menunjukkan bahwa terdapat korelasi antara kepribadian dengan tingkah laku *linguistic* (Ilmu bahasa) seseorang. Korelasi ini dapat dengan efektif dianalisa dan digambarkan dengan pendekatan NLP (*Natural Language Processing*). Oleh sebab itu penelitian ini dilakukan untuk membuat sebuah sistem prediksi kepribadian seseorang melalui data aktivitas pengguna tersebut di *social media* Facebook. Sistem prediksi ini akan dibangun dengan menggunakan model kepribadian “*Big Five Personality Traits*”. Terdapat beberapa model kepribadian lain seperti MBTI (*Myers-Briggs Type Indicator*) atau DISC. Tetapi, *Big Five Personality Traits* merupakan model yang sedang populer saat ini dan digunakan dalam banyak penelitian yang berhubungan dengan kepribadian seseorang. *Traits* yang ada dalam Big Five ini meliputi *Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness,* dan *Neuroticism*.

Penelitian ini akan menggunakan dataset sebanyak 250 *user* dari myPersonality (Kosinski et al., 2015, p. 544) dan dataset yang didapatkan secara manual sebanyak 150 *user*. Sistem prediksi yang akan dibangun akan menggunakan teknik algoritma classifier machine learning untuk proses training. Penelitian sejenis yang menggunakan teknik machine learning sebagai classifier telah banyak dilakukan, namun penggunaan deep learning pada bidang ini masih cukup sulit ditemukan. Oleh karena itu, penelitian ini juga akan melakukan implementasi teknik deep learning sebagai model classifier untuk melihat hasil dari pengguna teknik ini. Implementasi teknik yang menghasilkan nilai akurasi terbaik selama percobaan akan dijadikan sebagai model untuk sistem prediksi kepribadian penelitian ini.

**METODOLOGI**

Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini dibagi menjadi 2. Dataset pertama didapatkan dari myPersonality (Kosinski et al., 2015, p. 544) sebanyak 250 dataset user Facebook dengan kurang lebih 10.000 status yang telah diberikan pelabelan kepribadian berdasarkan model kepribadian *Big Five Personality Traits*. Distribusi dataset myPersonality berdasarkan jenis kepribadiannya dipresentasikan pada Tabel 1 di bawah.

Tabel 1 Distribusi dataset myPersonality

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Value** | **OPN** | **CON** | **EXT** | **AGR** | **NEU** |
| Yes | 176 | 130 | 96 | 134 | 99 |
| No | 74 | 120 | 154 | 116 | 151 |

Dataset kedua adalah postingan status dari 150 dataset user Facebook yang didapatkan dengan pengumpulan manual oleh peneliti yang kemudian disebut dataset *Manual Gathering*. Graph API Facebook dimanfaatkan dalam proses pengumpulan dataset tersebut. Pelabelan kepribadian kemudian dilakukan dengan memasukkan postingan user secara manual ke dalam aplikasi applymagicsauce. Tabel 2 merupakan hasil distribusi dataset setelah diberi pelabelan kepribadian berdasarkan model kepribadian *Big Five Personality Traits*.

Tabel 2 Distribusi dataset *Manual Gathering*

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Value** | **OPN** | **CON** | **EXT** | **AGR** | **NEU** |
| Yes | 97 | 63 | 38 | 81 | 50 |
| No | 53 | 87 | 112 | 69 | 100 |

Fitur-fitur yang digunakan

Penelitian ini menggunakan beberapa fitur untuk melihat perbandingan hasil dan kemampuannya. Fitur yang digunakan dibedakan untuk masing-masing implementasi pembelajaran. Untuk implementasi *machine learning* akan menggunakan fitur linguistik dengan pendekatan *closed-vocabulary*. *Closed vocabulary* merupakan fitur yang berbasis dengan jumlah kandungan kata-kata sesuai dengan fitur yang telah ditentukan (*predefined features*). Untuk pendekatan ini, peneliti menggunakan fitur linguistik LIWC (Pennebaker, 2015, pp. 24-54) dan SPLICE (Moffit et al., 2012).

LIWC yang digunakan pada penelitian ini merupakan versi LIWC2015 yang memiliki 85 fitur yang telah dikembangkan dari versi LIWC2007. Pada penelitian ini fitur LIWC yang akan digunakan sebanyak 85 fitur.

SPLICE merupakan fitur linguistik yang diciptakan oleh Moffit et al. dan telah digunakan di beberapa penelitian di bidang ini. Pada penelitian ini fitur SPLICE yang akan digunakan sebanyak 74 fitur.

Selain kedua fitur linguistik di atas, penelitian ini juga akan memanfaatkan penggunaan fitur *Social Network Analysis* yang diberikan oleh dataset myPersonality yang berupa informasi detail mengenai jaringan pertemanan seorang pengguna. Untuk informasi lengkap mengenai fitur ini dapat dilihat pada (O'Malley & Marsden, 2008).

Berbeda dengan implementasi *machine learning*, implementasi *deep learning* akan dilakukan terpisah dengan menggunakan fitur linguistik pendekatan *open vocabulary*. *Open vocabulary* tidak membutuhkan fitur yang telah ditentukan sebelumnya (*predefined features*). Pendekatan ini akan melakukan eksplorasi otomatis terhadap dataset yang digunakan untuk mencari hubungan antar penggunaan kata dengan kepribadian. Penelitian sebelumnya yang melakukan perbandingan antara kedua pendekatan fitur linguistik ini adalah (Schwartz et al., 2013, p.4).

Preprocessing

Data yang telah dikumpulkan dalam penelitian ini akan melalui tahapan preprocessing terlebih dahulu sebelum dilakukan pengujian untuk membangun model klasifikasi. Tahap *preprocessing* yang dilakukan yaitu *remove* URLs, *remove symbols, remove names, remove spaces, lower case text, stemming,* and *remove stopwords*.

Khusus untuk status dengan bahasa Indonesia, dilakukan proses *preprocessing* tambahan secara manual dengan mengganti penggunaan *slang words* atau kata-kata tidak baku dari status terlebih dahulu untuk kemudian dilanjutkan ke tahap penerjemahan ke dalam bahasa Inggris.

Klasifikasi Model

Implementasi *machine learning* menggunakan 5 algoritma *classifier* berbeda yaitu Naive Bayes, *Support Vector Machine* (SVM), *Logistic Regression*, *Gradient Boosting*, dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Untuk validasi model, peneliti menggunakan teknik *10-fold cross validation* dengan menggunakan *library* Python scikit-learn. *10-fold cross validation* membagi 10% dataset menjadi data *testing* dan 90% dataset sebagai data *training* secara bergantian.

Peneliti melakukan serangkaian uji coba dengan berbagai skenario untuk melihat bagaimana hasil akurasi setiap algoritma tersebut dalam melakukan prediksi terhadap jenis kepribadian. Uji coba dilakukan dengan menambahkan beberapa proses tambahan untuk meningkatkan akurasi. Proses pertama yang dilakukan adalah dengan *Features Selection* yang mencoba untuk melakukan filterisasi atau penghapusan fitur-fitur yang digunakan yang dianggap memiliki korelasi rendah terhadap *traits* dari kepribadian. Proses yang dilakukan selanjutnya adalah melakukan proses *Resampling* yang bertujuan untuk menyeimbangkan distribusi data dimana pembagian data pada jenis kepribadian memiliki penyebaran yang tidak seimbang seperti pada Tabel 1 dimana *traits Openness* yang memiliki perbandingan kelas binari 2.4(yes) : 1(no) dan Tabel 2 dimana *traits Extraversion* memiliki perbandingan kelas binari 1(yes) : 2.9(no). Teknik *Resampling* yang digunakan adalah *Under-sampling* dan *Over-sampling*.

Implementasi *deep learning* menggunakan 4 arsitektur yaitu MLP, LSTM, GRU, dan CNN 1D. Kemudian peneliti mencoba menggabungkan arsitektur LSTM dan CNN 1D. Peneliti melakukan serangkaian skenario untuk mendapatkan akurasi prediksi tertinggi untuk masing-masing arsitektur. Uji coba dilakukan dengan melakukan penambahan proses *Resampling*. *Library* Python yang digunakan adalah Keras dan Theano sebagai *backend*. Tabel 3 di bawah merupakan rincian skenario percobaan yang akan dilakukan pada *machine learning* dan *deep learning*.

Tabel 3 Skenario percobaan *machine learning* dan *deep learning*.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Machine Learning** | | | | | | | | |
| **Skenario** | **Feature** | | | **Feature Selection** | | **Resampling** | | |
| **LIWC** | **SPLICE** | **SNA** | **Tidak** | **Ya** | **Tanpa Resampling** | **Under-sampling** | **Over-sampling** |
| 1 | ✓ |  |  | ✓ |  | ✓ |  |  |
| 2 | ✓ |  |  | ✓ |  |  | ✓ |  |
| 3 | ✓ |  |  | ✓ |  |  |  | ✓ |
| 4 | ✓ |  |  |  | ✓ | ✓ |  |  |
| 5 | ✓ |  |  |  | ✓ |  | ✓ |  |
| 6 | ✓ |  |  |  | ✓ |  |  | ✓ |
| 7 |  | ✓ |  | ✓ |  | ✓ |  |  |
| 8 |  | ✓ |  | ✓ |  |  | ✓ |  |
| 9 |  | ✓ |  | ✓ |  |  |  | ✓ |
| 10 |  | ✓ |  |  | ✓ | ✓ |  |  |
| 11 |  | ✓ |  |  | ✓ |  | ✓ |  |
| 12 |  | ✓ |  |  | ✓ |  |  | ✓ |
| 13 |  |  | ✓ | ✓ |  | ✓ |  |  |
| 14 |  |  | ✓ | ✓ |  |  | ✓ |  |
| 15 |  |  | ✓ | ✓ |  |  |  | ✓ |
| 16 |  |  | ✓ |  | ✓ | ✓ |  |  |
| 17 |  |  | ✓ |  | ✓ |  | ✓ |  |
| 18 |  |  | ✓ |  | ✓ |  |  | ✓ |
| **Deep Learning** | | | | | | | | |
| **Skenario** | **Resampling** | | | | | | | |
| **Tanpa Resampling** | | | | | | **Under-sampling** | **Over-sampling** |
| 19 | ✓ | | | | | |  |  |
| 20 |  | | | | | | ✓ |  |
| 21 |  | | | | | |  | ✓ |

**HASIL DAN BAHASAN**

Hasil seluruh klasifikasi *machine learning* dan *deep learning* ditunjukkan pada Tabel 4, 5, 6, dan 7. Peneliti hanya menampilkan algoritma dan arsitektur dengan akurasi tertinggi pada setiap *traits* dengan mencantumkan skenario yang digunakan di bawah setiap hasil akurasi.

Tabel 4 dengan menggunakan dataset myPersonality dan implementasi *machine learning* menunjukkan hasil akurasi tertinggi didominasi oleh skenario 1 dan 4 yang muncul sebanyak 4 kali. Skenario 1 dan 4 menggunakan fitur LIWC dan tanpa melalui proses *resampling*. Skenario 1 tanpa melalui proses *feature selection* dan skenario 4 melalui proses *feature selection*. Akurasi tertinggi didapatkan dari algoritma SVM dan Logistic Regression dengan 70.40% dan rata-rata akurasi tertinggi didapatkan dari algoritma LDA dengan 63.04%. *Traits Openness* (OPN)memiliki rata-rata akurasi tertinggi diantara *traits* lainnya dengan 68.80%.

Tabel 5 dengan menggunakan dataset *Manual Gathering* dan implementasi *machine learning* menunjukkan hasil akurasi tertinggi kembali didominasi oleh skenario 1 dan 4. Akurasi tertinggi didapatkan dari algoritma LDA dengan 79.33% dan rata-rata akurasi tertinggi didapatkan dari algoritma SVM dengan 67.20%. *Traits Extraversion* (EXT)memiliki rata-rata akurasi tertinggi diantara *traits* lainnya dengan 75.87%.

Tabel 6 dengan menggunakan dataset myPersonality dan implementasi *deep learning* menunjukkan hasil akurasi tertinggi didominasi oleh skenario 21. Skenario 21 menggunakan proses *Resampling* dengan teknik *Under-sampling*. Akurasi tertinggi didapatkan oleh arsitektur MLP dengan 79.49% dan rata-rata akurasi tertinggi didapatkan dari arsitektur MLP dengan 70.78%. *Traits Openness* (OPN) memiliki rata-rata akurasi tertinggi diantara *traits* lainnya dengan 74.10%.

Tabel 7 dengan menggunakan dataset *Manual Gathering* dan implementasi *deep learning* menunjukkan hasil akurasi tertinggi didominasi oleh skenario 21. Akurasi tertinggi didapatkan oleh arsitektur MLP dan LSTM+CNN 1D dengan 93.33% dan rata-rata akurasi tertinggi didapatkan oleh arsitektur LSTM+CNN 1D dengan 74.17%. *Traits Extraversion* (EXT) memiliki rata-rata akurasi tertinggi diantara *traits* lainnya dengan 83.33. Untuk rata-rata akurasi setiap algoritma machine *learning* menunjukkan keseimbangan hasil akurasi pada kedua dataset. Namun pada implementasi deep learning, hasil rata-rata setiap arsitektur cukup berbeda. Sedangkan untuk *traits*, nilai rata-rata *traits* *Extraversion* jauh mengungguli nilai rata-rata *traits* lainnya. Hasil dari percobaan yang menggunakan implementasi *deep learning* secara rata-rata dapat mengungguli hasil yang diperoleh hanya dengan menggunakan implementasi *machine learning*. Meskipun begitu, tidak terdapat algoritma *classifier* atau arsitektur *deep learning* yang dapat menghasilkan akurasi tertinggi untuk keseluruhan *traits* kepribadian *Big Five Personality*.

Table 4 Hasil klasifikasi *machine learning* menggunakan dataset myPersonality.

Angka di dalam tanda kurung menunjukkan nomor skenario pada Tabel 3.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Algoritma** | ***Traits* (Skenario)** | | | | | **Average** |
| **OPN** | **CON** | **EXT** | **AGR** | **NEU** |
| Naive Bayes | 70.00% (4) | 59.20% (14) | 68.80% (1) | 56.40% (8) | 54.40% (1) | 61.76% |
| SVM | 70.40% (4) | 56.00% (4) | 61.60% (4) | 56.80% (12) | 60.40% (4) | 61.04% |
| Logistic Regression | 70.40% (1) | 54.40% (3) | 68.40% (1) | 53.60% (5) | 60.40% (4) | 61.44% |
| Gradient Boosting | 63.20% (1) | 56.40% (5) | 68.00% (13) | 63.20% (6) | 59.20% (16) | 62% |
| LDA | 70.00% (16) | 58.40% (14) | 68.00% (16) | 58.00% (7) | 60.80% (1) | 63.04% |
| Average | 68.80% | 56.88% | 66.96% | 57.60% | 59.04% |  |

Tabel 5 Hasil klasifikasi *machine learning* menggunakan dataset *Manual Gathering*.

Angka di dalam tanda kurung menunjukkan nomor skenario pada Tabel 3.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Algoritma** | ***Traits* (Skenario)** | | | | | **Average** |
| **OPN** | **CON** | **EXT** | **AGR** | **NEU** |
| Naive Bayes | 60.67% (1) | 62.67% (1) | 73.33% (1) | 53.33% (2) | 70.00% (4) | 64.00% |
| SVM | 64.67% (4) | 65.33% (1) | 76.00% (1) | 60.67% (12) | 69.33% (1) | 67.20% |
| Logistic Regression | 65.33% (7) | 66.67% (11) | 74.67% (4) | 59.33% (5) | 66.67% (1) | 66.53% |
| Gradient Boosting | 67.33% (1) | 62.67% (1) | 76.00% (4) | 58.67% (7) | 66.67% (1) | 66.26% |
| LDA | 60.00% (4) | 67.33% (1) | 79.33% (1) | 60.67% (3) | 66.67% (4) | 66.80% |
| Average | 63.60% | 64.93% | 75.87% | 58.53% | 67.87% |  |

Tabel 6 Hasil klasifikasi *deep learning* menggunakan dataset myPersonality.

Angka di dalam tanda kurung menunjukkan nomor skenario pada Tabel 3.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Arsitektur** | ***Traits* (Skenario)** | | | | | **Average** |
| **OPN** | **CON** | **EXT** | **AGR** | **NEU** |
| MLP | 79.31% (21) | 59.62% (20) | 78.95% (21) | 56.52% (21) | 79.49% (21) | 70.78% |
| LSTM | 68.00% (19) | 52.00% (19) | 58.00% (19) | 56.52% (21) | 58.62% (20) | 58.63% |
| GRU | 68.00% (19) | 62.00% (19) | 58.00% (19) | 65.22% (21) | 64.00% (19) | 63.44% |
| CNN 1D | 79.31% (21) | 50.00% (20) | 60.94% (20) | 67.39% (21) | 61.54% (21) | 63.84% |
| LSTM+CNN 1D | 75.86% (21) | 57.69% (20) | 71.05% (21) | 50.00% (20) | 58.97% (21) | 62.71% |
| Average | 74.10% | 56.26% | 65.39% | 59.13% | 64.52% |  |

Tabel 7 Hasil klasifikasi *deep learning* menggunakan dataset *Manual Gathering*.

Angka di dalam tanda kurung menunjukkan nomor skenario pada Tabel 3.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Arsitektur** | ***Traits* (Skenario)** | | | | | **Average** |
| **OPN** | **CON** | **EXT** | **AGR** | **NEU** |
| MLP | 66.67% (21) | 64.00% (21) | 93.33% (21) | 70.37% (21) | 75.00% (21) | 73.87% |
| LSTM | 67.50% (20) | 64.00% (21) | 70.00% (19) | 66.67% (21) | 75.00% (21) | 68.63% |
| GRU | 63.33% (19) | 61.76% (20) | 73.33% (21) | 59.38% (20) | 76.67% (19) | 66.89% |
| CNN 1D | 76.19% (21) | 68.00% (21) | 86.67% (21) | 63.33% (19) | 75.00% (21) | 73.84% |
| LSTM+CNN 1D | 67.50% (20) | 66.67% (19) | 93.33% (21) | 63.33% (19) | 80.00% (21) | 74.17% |
| Average | 68.24% | 64.89% | 83.33% | 64.62% | 76.33% |  |

Dalam penelitian ini, peneliti telah melakukan percobaan terhadap prediksi kepribadian berdasarkan model kepribadian *Big Five Personality Traits*. Klasifikasi dilakukan dengan implementasi *machine learning* dan *deep learning* dengan melakukan beberapa skenario percobaan.

Implementasi *machine learning* menggunakan 5 algoritma yaitu Naive Bayes, SVM, *Logistic Regression*, *Gradient Boosting*, dan LDA serta menggunakan 3 jenis fitur yaitu LIWC, SPLICE, dan SNA. Evaluasi model yang digunakan adalah *10-fold cross validation*. Skenario percobaan pada *machine learning* terdiri dari penggunaan 2 dataset, *feature selection* dan *resampling*. Skenario percobaan dengan menggunakan dataset myPersonality didapatkan akurasi tertinggi 70.40% menggunakan algoritma SVM dan *Logistic Regression* pada *traits Openness* (OPN) dengan menggunakan fitur LIWC. SVM melalui proses *feature selection* dan *Logistic Regression* tanpa melalui proses *feature selection* serta kedua algoritma tersebut tanpa dilakukan proses *resampling*. Skenario percobaan dengan menggunakan dataset *Manual Gathering* didapatkan akurasi tertinggi 79.33% dengan menggunakan algoritma LDA pada *traits Extraversion* (EXT) dengan menggunakan fitur LIWC, tanpa dilakukan proses *feature selection* dan tanpa dilakukan proses *resampling*.

Hasil percobaan pada *machine learning* membuktikan bahwa penggunaan algoritma LDA memiliki rata-rata akurasi pada kedua dataset yang paling tinggi tetapi tidak berbeda jauh dengan algoritma lainnya dengan selisih maksimal 2.04% dan selisih minimal 0.79%. Kemudian 85 fitur LIWC tanpa dilakukan proses *feature selection* memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada fitur 74 fitur SPLICE dan 7 fitur SNA walaupun dilakukan percobaan pada 2 dataset yang berbeda. Peneliti juga mencoba melakukan kombinasi fitur LIWC, SPLICE, dan SNA tetapi tidak berhasil meningkatkan akurasi. Teknik *resampling* pada implementasi *machine learning* juga tidak dapat meningkatkan akurasi.

Implementasi *deep learning* menggunakan 4 arsitektur yaitu MLP, LSTM, GRU, dan CNN 1D serta peneliti mencoba menggabungkan arsitektur LSTM dengan CNN 1D. Skenario percobaan pada *deep learning* terdiri dari 2 dataset dan *resampling*. Skenario percobaan dengan menggunakan dataset myPersonality didapatkan akurasi tertinggi 79.49% dengan menggunakan arsitektur MLP pada *traits Openness* (OPN) dan dilakukan proses *resampling* dengan teknik *Under-sampling*. Skenario percobaan dengan menggunakan dataset *Manual Gathering* didapatkan akurasi tertinggi 93.33% dengan menggunakan arsitektur MLP dan LSTM+CNN 1D pada *traits Extraversion* (EXT) dan dilakukan proses *resampling* dengan teknik *under-sampling*.

Hasil percobaan pada *deep learning* membuktikan bahwa penggunaan arsitektur MLP memiliki rata-rata akurasi pada kedua dataset yang paling tinggi dengan selisih minimal 3.48% dan selisih maksimal 8.69%. Teknik *resampling* juga terbukti mampu meningkatkan akurasi secara signifikan hampir pada seluruh skenario percobaan.

**SIMPULAN DAN SARAN**

Hasil dari penelitian ini menunjukkan penggunaan deep learning dapat meningkatkan hasil akurasi dengan menerapkan arsitektur dan proses yang tepat. Walaupun begitu, hasil yang didapatkan masih tergolong rendah untuk beberapa *traits*. Alasan yang paling kuat menurut peneliti adalah jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini masih terlalu kecil. Namun, hasil yang didapatkan oleh kedua implementasi dalam penelitian ini dapat mengungguli hasil dari penelitian sebelumnya yang menggunakan dataset yang sama.

Untuk itu, pada penelitian selanjutnya, peneliti berencana untuk mendapatkan dataset lebih banyak lagi dari myPersonality. Peneliti juga berupaya untuk menggunakan algoritma XGBoost dan kembali menerapkan implementasi *deep learning* dengan kombinasi arsitektur dan proses yang tepat untuk meningkatkan dan mengembangkan sistem prediksi ini.

**REFERENSI**

O'Malley, A.J., Marsden, P.V. (2008) *The analysis of social networks*. Health Services and Outcomes Research Methodology, (8), 222–269.

Schwartz, H. A., Eichstaedt, J. C., Kern, M. L., Dziurzynski, L., Ramones, S. M., Agrawal, M., et al. (2013). Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media: The Open-Vocabulary Approach. *PLOS ONE, 8*(9).

Pennebaker, J.W., Boyd, R.L., Jordan, K., and Blackburn, K. (2015). *The development and Psychometric Properties of LIWC2015*. University of Texas, Austin, Texas.

Moffit, K.C., Giboney, J.S., Ehrhardt, E., Burgoon, J.K., and Nunamaker, J.F. (2012) *Structured Programming for Linguistic Cue Extraction (SPLICE)*. Report of the HICSS-45 Rapid Screening Technologies, Deception Detection and Credibility Assessment Symposium, 103-108.

Kosinski, M., Matz, S.C., Gosling, S.D., Popov, V., and Stillwell, D. (2015) Facebook as a Social Science Research Tool: Opportunities, Challenges, Ethical Considerations and Practical Guidelines. American Psychologist.

Bachrach, Y., Kosinski, M., Graepel, T., Kohli, P., and Stillwell, D. (2012) *Personality and Patterns of Facebook Usage*. ACM Web Science Conference. *Proceedings of the ACM Web Science Conference*, 36–44.

**RIWAYAT PENULIS**

Hendro lahir di kota Medan pada 28 Februari 1995 dan Tommy Tandera lahir di kota Medan pada 10 November 1995. Penulis menamatkan pendidikan S1 di Universitas Bina Nusantara dalam bidang *Computer Science* pada tahun 2017.