

Ekstraksi Fitur Dengan *Convolutional Neural Network* Dan Rekomendasi *Fashion* Menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbours*

I Gede Teguh Permana^{a1}, Ida Bagus Gede Dwidasmara^{a2},
Made Agung Raharja^{b3}, I Wayan Santiyasa^{b4}

^aProgram Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas
Udayana, Kuta Selatan, Badung Bali, Indonesia

¹teguhpermana096@gmail.com

²dwidasmara@unud.ac.id

³made.agung@unud.ac.id

⁴santiyasa@unud.ac.id

Abstract

Pesatnya pertumbuhan industri *fashion* pada *platform e-commerce* sehingga *fashion* dapat diperoleh dengan mudah oleh berbagai segmentasi konsumen. Segmentasi konsumen dapat direpresentasikan disetiap *search* jenis *fashion* yang di inginkan, namun *search* jenis *fashion* pada *e-commerce* dilakukan dengan *search* berbasis kata kunci *string* sehingga segmentasi konsumen terhadap karakteristik *fashion* sulit dilakukan. *Fashion* merupakan *object* yang mudah dikenali secara *visual* sehingga *search* berbasis gambar sangat diperlukan pada *platform e-commerce* untuk memilih *fashion* berbasis segmentasi konsumen. Implementasi *search* berbasis gambar dapat dilakukan dengan rekomendasi *fashion* berbasis *content* dengan *k-nearest neighbour* (KNN) untuk melakukan pendekatan antara *feature fashion* terhadap *input image fashion* oleh konsumen dengan setiap *feature* data dilakukan ekstraksi *feature* kedalam *convolution layer* pada model *convolutional neural network* (CNN) dan *histogram oriented gradient* (HOG) dapat dievaluasi dengan *top-n accuracy* terhadap model ResNet, GoogLeNet, VGG, dan HOG dengan masing-masing performa model tersebut dibandingkan sehingga dapat diperoleh *accuracy* sebesar 93% pada GoogLeNet dengan KNN sebagai model terbaik dalam rekomendasi *fashion*. Adapun pendekatan antara *feature fashion* dilakukan berbasis hasil label dari proses *classification* ke dalam *convolution* dan *fully connected layer* pada *convolutional neural network* (CNN) dapat dievaluasi dengan *evaluation matrices* terhadap model ResNet, GoogLeNet, VGG dengan masing-masing performa model tersebut dibandingkan sehingga dapat diperoleh nilai *accuracy* sebesar 99%, *precision* sebesar 100%, *recall* 99%, *f1-score* 99% pada VGG sebagai model terbaik untuk identifikasi jenis *fashion*.

Keywords: *Fashion, Ekstraksi Feature, Sistem Rekomendasi, Arsitektur CNN, HOG, KNN, Evaluation Matrices, Top-n accuracy*

1. Introduction

Pesatnya pertumbuhan *fashion* industri pada *platform e-commerce* sehingga *fashion* dapat diperoleh dengan mudah oleh berbagai segmentasi konsumen. Hal tersebut dapat sebagai keuntungan bagi konsumen, konsumen diberikan berbagai macam pilihan *fashion* tetapi kerugian dapat ditimbulkan dari beragamnya segmentasi konsumen. Saat konsumen *search fashion* yang diinginkan, umumnya konsumen kesulitan dalam *search* kata kunci pencarian *fashion* yang diinginkan. Proses *search* kata kunci berbasis *string* dapat menyebabkan kebingungan pada konsumen, *search* berdasarkan *image* sangat dibutuhkan disebabkan *fashion* bersifat *visual* daripada tekstual sehingga konsumen dapat melakukan proses pencarian berbasis gambar *fashion* yang diinginkan. Adapun sebagai pemahaman segmentasi gaya *fashion* yang beragam diperlukan layanan identifikasi jenis *fashion*, ekstraksi fitur gambar *fashion* dan sistem rekomendasi *fashion* yang disesuaikan dalam mengatasi keterbatasan untuk pemahaman segmentasi gaya *fashion* [1].

Ekstraksi fitur dengan *convolutional neural network* (CNN) sebagai salah satu metode dalam *computer vision* mampu mengatasi kompleksitas fitur yang terdapat pada *image* untuk

mengekspresikan gambar dengan lebih detail, mempelajari fitur lebih spesifik dan mengatasi batasan yang dialami oleh ekstraksi fitur dengan metode konvensional [2]. Salah satu ekstraksi fitur dengan metode konvensional adalah *histogram oriented gradient* (HOG) yang hanya dapat didekomposisi menjadi beberapa sel dengan skala yang berbeda dan mengekstraksi titik fitur pada besaran *pixel* dalam sel data sehingga dapat memunculkan fenomena yang disebabkan oleh deteksi *histogram feature* yang berskala tunggal di bawah skala yang berbeda sehingga *histogram* yang dihasilkan dapat digabungkan untuk mewakili deskriptor *image* [3]. Pada penelitian [4] mengusulkan *image feature matching* berbasis *convolutional neural network* (CNN) dengan memperhatikan *patch* gambar, dalam pencocokan titik fitur gambar, memperoleh fitur dengan *convolutional layer* yang parameternya dicapai dengan proses *learning* sehingga dapat dengan kuat mengekspresikan beberapa fitur pada gambar. Pada hasil penelitian menunjukkan metode yang diusulkan memiliki evaluasi yang lebih baik dibandingkan *baseline model*.

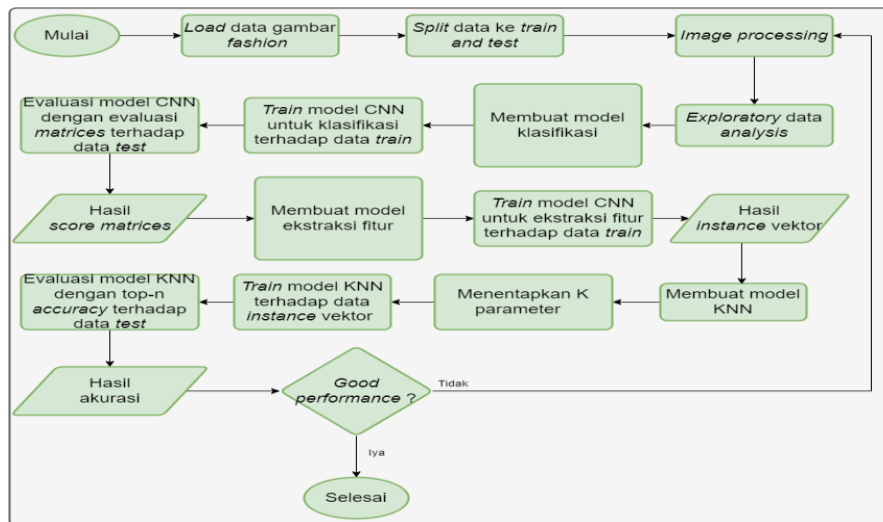
Identifikasi jenis *fashion* dengan *convolutional neural network* (CNN) sebagai salah satu metode campuran ekstraksi fitur dengan *convolution layer* dan *classification* sebagai penetapan jenis *fashion* dengan *fully connected layer*. *Convolutional neural network* (CNN) terdiri dari beragam perkembangan arsitektur untuk mengatasi semakin kompleksnya sebuah permasalahan saat ini [5]. Pada penelitian sebelumnya [6] melakukan perbandingan arsitektur *convolutional neural network* (CNN) dalam penetapan rekomendasi jenis *american sign language* (ASL) terhadap 1000 data per huruf, didapatkan bahwa performa arsitektur LeNet menghasilkan akurasi sebesar 92% dan pada arsitektur AlexNet menghasilkan akurasi sebesar 91% sehingga model arsitektur LeNet memiliki performa yang lebih baik daripada AlexNet. Sistem rekomendasi *Fashion* adalah sebuah sistem yang dapat membantu konsumen dalam *search fashion* yang diinginkan. Pada implementasi sistem rekomendasi terdiri atas beberapa jenis metode, salah satu jenisnya adalah *content based system* sebagai karakteristik informasi yang menyediakan data terhadap asosiasi produk *feature* [7]. Pada penelitian sebelumnya mengusulkan sistem rekomendasi hotel dengan *content based filtering* menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *haversine formula*, *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *haversine formula* sebagai *association* setiap *instance* pada ruang vektor matriks untuk mencari kedekatan antara fitur [8].

Pada penelitian saat ini menggunakan metode *classification* dan ekstraksi *feature* dengan CNN untuk identifikasi jenis *fashion* dengan setiap jenis *image fashion* yang berkaitan diekstraksi menggunakan arsitektur CNN dengan *convolutional layer* sehingga diperoleh *instance* vektor dengan setiap *instance* vektor mewakili *image fashion*. Setiap *instance* vektor dilakukan proses rekomendasi berbasis *content based system* dengan *similarity measure* antar *feature instance vector* terhadap *initial vector*, sehingga didapatkan indeks hasil *similarity* dari berbagai *feature* gambar *fashion* sebagai rekomendasi *fashion* terhadap data *input* konsumen yang diproses ke dalam *initial* vektor. Diharapkan dengan identifikasi dan ekstraksi fitur gambar *fashion* dengan *convolutional neural network* (CNN) terhadap implementasi *fashion recommendation system* dapat berguna bagi pihak konsumen dan *platform e-commerce* dalam memberikan rekomendasi gambar *fashion* yang sesuai berdasarkan *input* gambar *fashion* konsumen terhadap *platform e-commerce*.

2. Research Methods

Pada tahap ini dapat dilihat pada Gambar 1. Mengenai alur secara umum dari penelitian yang akan dilakukan. Proses pertama ditunjukkan pada *load data fashion image* yang berasal dari situs web kaggle *fashion product images dataset* dengan setiap data yang didapatkan di lakukan proses *split* data menjadi data *train* dan *test*, 80% untuk data *train* dan 20% untuk data *test*. Pembuatan model *convolutional neural network* (CNN) kedalam tiga bentuk model yang terdiri atas: ResNet, VGG, GoogLeNet untuk proses ekstraksi fitur. Setiap model tersebut dilakukan proses *training* dengan data *train* untuk menjalankan proses ekstraksi fitur dengan menggunakan *convolutional layer* dari data gambar untuk menghasilkan sebuah ruang vektor, *output* yang diharapkan berupa satu *instance* terkandung beberapa bobot fitur yang sudah diekstrak di setiap satu gambar. Pembuatan model *convolutional neural network* (CNN) kedalam tiga bentuk model yang terdiri atas: ResNet, VGG, GoogLeNet untuk identifikasi jenis *fashion*. Setiap model tersebut dilakukan proses *training* dengan data *training* untuk menjalankan proses ekstraksi fitur pada *convolutional layer* terhadap data *image fashion* dan dilanjutkan melakukan proses *classification* pada *fully connected layer* terhadap sebelas label jenis *fashion*.

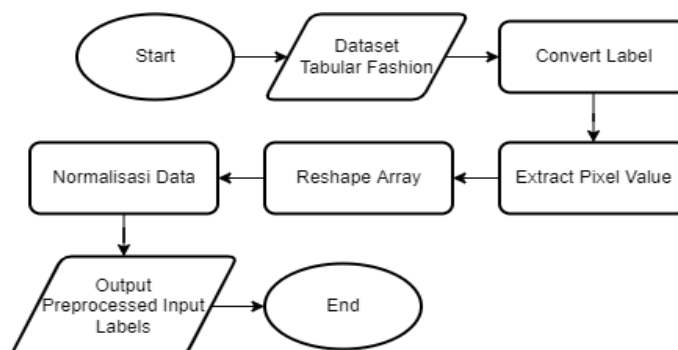
Proses selanjutnya setelah proses ekstraksi fitur dengan *convolutional neural network* (CNN) yakni membuat model *K-nearest neighbour* (KNN) yang diawali dengan memetakan parameter K sebagai jumlah *instance* data yang dipetakan ke dalam ruang vektor untuk didekatkan dengan *initial* data yang diinputkan *user* untuk melakukan proses rekomendasi *fashion* yang sesuai. Proses evaluasi dilakukan pada model *K-nearest neighbour* (KNN) dengan top-n *accuracy* yang dapat direpresentasikan terhadap hasil proses *association* pada data *test* untuk mengukur performa dari kinerja *K-nearest neighbours* sebagai algoritma sistem rekomendasi terhadap model *convolutional neural network* (CNN) untuk ekstraksi fitur *fashion image*. Proses evaluasi model yang dilakukan pada model *convolutional neural network* (CNN) dengan evaluasi *matrices* terhadap hasil proses *classification* pada data *test*, evaluasi *matrices* dapat direpresentasikan untuk mengukur performa model CNN terhadap *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score* dalam identifikasi jenis *fashion*.



Gambar 1. Desain Penelitian

2.1. Image Processing

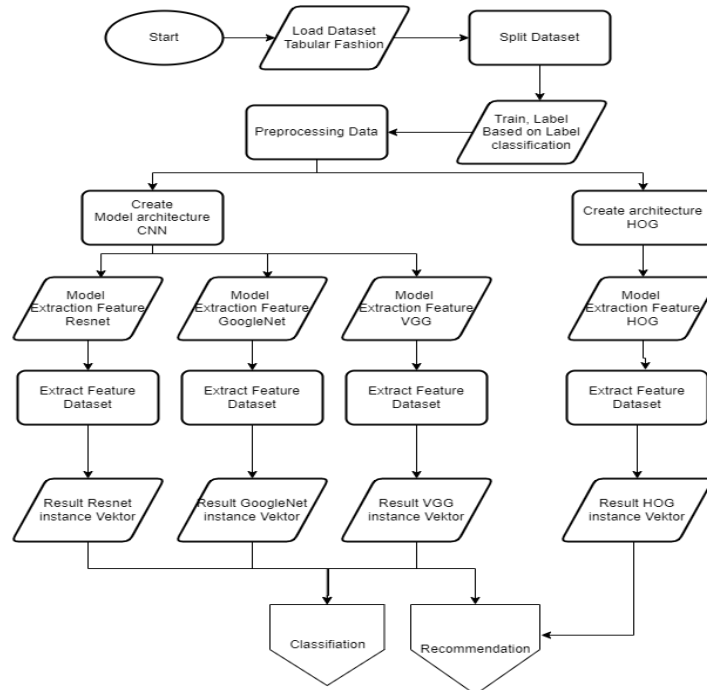
Image preprocessing data adalah sebuah metode yang digunakan untuk memproses sebuah data *image* sehingga model mudah untuk mengolah sebuah data sebagai bahan *input* dalam mengenali sebuah *pattern* yang dapat dilihat pada Gambar 2. Pengenalan sebuah *pattern* disesuaikan berdasarkan kegunaan pada model *output*. *Image preprocessing* data diawali dengan *load* dataset dalam bentuk tabular yang mana setiap label *feature* di *convert* dalam bentuk *categorical* data sebagai label *output*. Masing-masing nilai *pixel* di ekstrak dalam bentuk *preprocessed input* yang hanya mengambil nilai pada *feature pixel* dengan tidak mengambil *feature* awal sebagai label *feature*. Nilai setiap *preprocessed input* dilakukan proses *reshape* ukuran *array* sebesar 28 x 28 *pixel* dengan masing-masing nilai di normalisasi untuk membuat data lebih terpusat dan mengurangi penyebaran data, sehingga didapatkan sebuah *output* data berupa *preprocessed input* dan label data.



Gambar 2. Preprocessing Data

2.2. Ekstraksi *Feature*

Pada tahap ini. Data gambar yang diperoleh dapat diekstraksi sebelum memasuki model yang sesuai dengan Gambar 3. Tahap ini dilakukan untuk memperoleh data yang lebih sederhana dengan membuang bagian yang tidak terlalu penting namun bobot fitur yang penting tetap dipertahankan, pada tahapan ini menggunakan metode *convolutional neural network* (CNN) dan *histogram oriented gradient* (HOG), setiap dataset tabular *fashion* dalam bentuk matriks diekstraksi dengan setiap arsitektur model. Pada penggunaan arsitektur *convolutional neural network* (CNN) dilakukan proses *tuning* arsitektur model yang terbaik sehingga dataset *fashion* dilakukan proses transformasi menjadi *instance* vektor, setiap *instance* vektor yang bertujuan untuk merapatkan sebuah data yang tersebar ke titik pusat digunakan untuk mempermudah semua proses *training* dan pengenalan pola dari suatu data yang diimplementasikan kedalam rekomendasi *fashion* berdasarkan *content* dan klasifikasi sebagai identifikasi jenis *fashion*.



Gambar 3. *Schema Ekstraksi Feature*

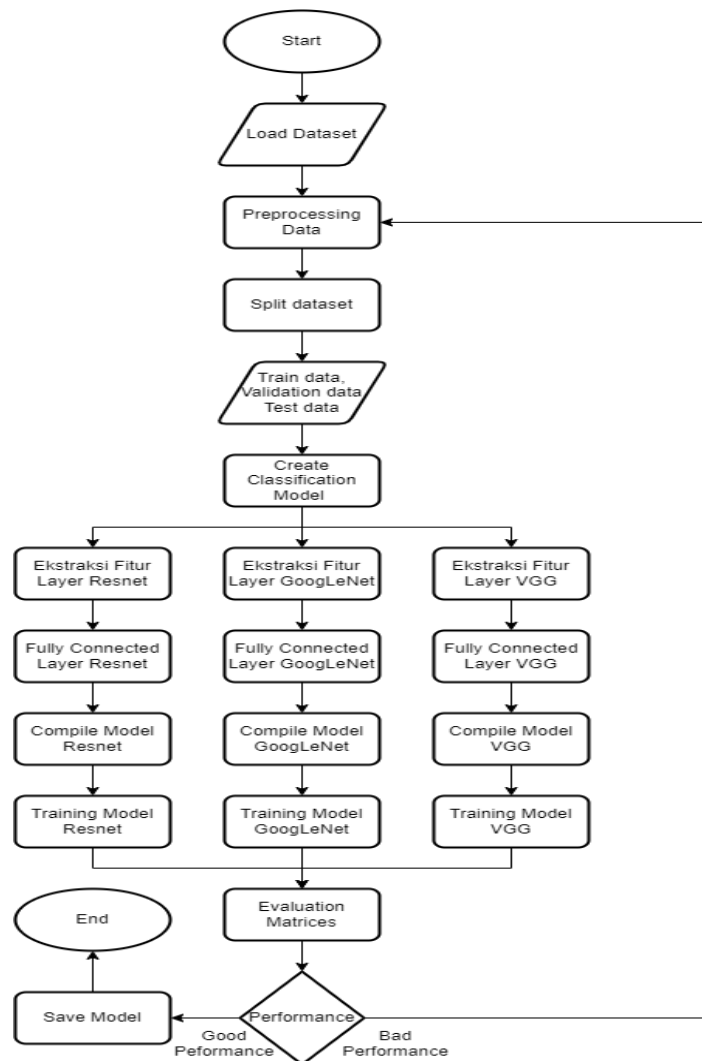
Adapun arsitektur dari *convolutional neural network* dapat disegmentasi sebagai ResNet (*residual neural network*), VGG (*Visual geometry group*), GoogLeNet. Penentuan *tuning* model arsitektur ditentukan berdasarkan nilai evaluasi yang diperoleh dari setiap model arsitektur tersebut. Setiap hasil ekstraksi fitur dengan arsitektur *convolutional neural network* sebagai ruang vektor yang terdiri satu *instance* data di setiap satu gambar yang mengandung setiap fitur gambar yang mengandung bobot fitur yang penting, jumlah bobot fitur yang dikandung setiap hasil ekstraksi dipengaruhi oleh struktur arsitektur *convolutional neural network* yang digunakan. Pada penggunaan arsitektur *histogram oriented gradient* (HOG) dilakukan proses ekstraksi fitur untuk menghasilkan data dalam bentuk *instance* vektor yang dapat digunakan untuk proses rekomendasi *fashion*. Arsitektur HOG sebagai metode konvensional dalam proses ekstraksi fitur yang dibandingkan dengan performa pada model arsitektur CNN untuk model ekstraksi fitur sebagai data masukan ke dalam model rekomendasi *fashion* dengan setiap fitur didekatkan berdasarkan *content*.

2.3. Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi dilakukan untuk identifikasi jenis *fashion* yang dimasukkan kedalam sebuah model *convolutional neural network*, hal ini bertujuan untuk meningkatkan optimalisasi hasil rekomendasi yang mana pada proses klasifikasi dapat menghasilkan *output* berupa label *fashion* yang terdiri atas: *ankle boot, bag, coat, dress, hat, sandal, shirt, sneaker, trouser, t shirt, pullover*, sehingga pada proses *similarity* dengan *euclidean distance* hanya *image*

fashion yang sesuai dari label *output* proses klasifikasi. Tahap implementasi proses klasifikasi ditujukan pada Gambar 4. Dengan menggunakan tiga jenis arsitektur CNN, diantaranya: ResNet, GoogLeNet, dan VGG. Setiap model tersebut melakukan proses ekstraksi fitur pada *convolutional layer* dan proses klasifikasi pada *fully connected layer*. Setiap model arsitektur dilakukan proses *training* data terhadap data *training* dan data *validation* dengan jenis *optimizer* adalah *Adaptive Moment Estimation (Adam)*, *learning rate* sebesar 0.001, kalkulasi *loss function* dengan *categorical cross entropy*, *matrices calculation* dengan *accuracy* di setiap *epoch* terhadap data *validation* dan data *train*.

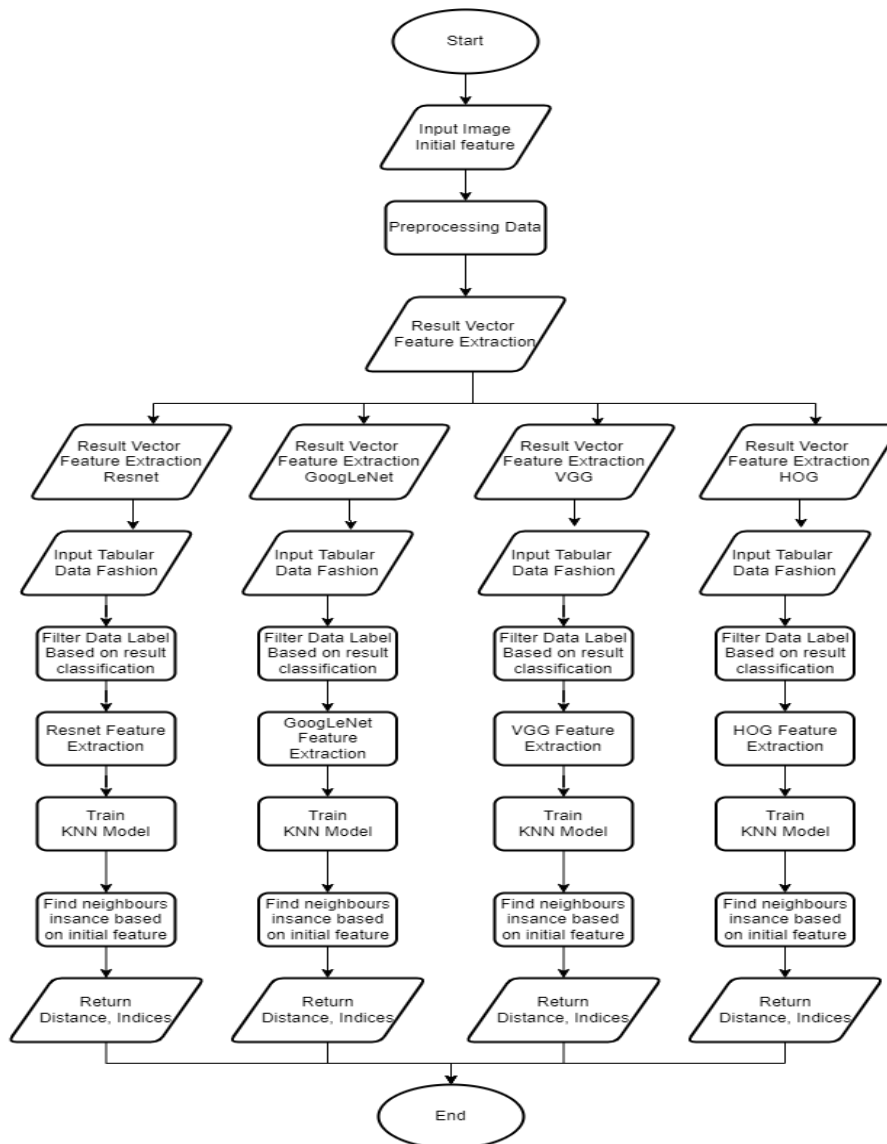
Pada masing-masing model di *training* di setiap 8 batch size data dengan menggunakan 20 *epoch* dengan hasil *training* di setiap *epoch* berupa nilai dari *loss function* dan *accuracy*. Hasil yang direpresentasikan pada data *training* dan data *testing* dapat sebagai rujukan untuk melihat kualitas model di setiap *epoch* selama proses *training* data. Pada proses klasifikasi didasari pada metode komputasi *backpropagation*, *backpropagation* sebagai metode komputasi *neural network* berdasarkan *forward pass* dan *backward pass*. Pada proses *forward pass* sebagai proses komputasi dari *input layer* untuk mendapatkan hasil klasifikasi di setiap label pada *output layer*, pada proses *backward pass* sebagai proses komputasi dari *output layer* untuk mendapatkan hasil optimasi setiap parameter proses *training* sehingga didapatkan proses parameter yang lebih baik di setiap *epoch* yang ditunjukkan dengan perhitungan *loss* yang menurun dan perhitungan *matrices accuracy* yang meningkat di setiap *epoch*.



Gambar 4. *Schema* Klasifikasi

2.4. Sistem Rekomendasi

K-Nearest Neighbors digunakan sebagai algoritma untuk mengoperasikan sistem rekomendasi yang ditujukan pada Gambar 5. Pada pengoperasiannya, *K-Nearest Neighbors* membutuhkan inputan dari hasil pada proses ekstraksi fitur untuk diproses dengan sistem rekomendasi berdasarkan *content*, yang mana setiap *instance* dari ekstraksi fitur yang mewakili setiap data citra pada dataset akan dipetakan dalam bentuk ruang vektor yang terdiri beberapa *instance* data citra, setiap *initial* data dapat dikorelasikan kedekatannya berdasarkan *euclidean distance* yang berbasis kedekatan antara fitur sesuai dengan kesamaan fitur yang dimilikinya. Sistem rekomendasi bergantung pada hasil vektor dalam ekstraksi fitur dengan *convolutional neural network* (CNN) dan *histogram oriented gradient* (HOG). Masing-masing hasil vektor tersebut dikorelasikan terhadap *initial feature* dengan *K-Nearest Neighbors* berdasarkan kedekatan jarak setiap *feature* yang dikalkulasi dengan *euclidean distance*. Setiap hasil rekomendasi dapat *return* berupa *distance* dan *indices*, *distance* merepresentasikan jarak *instance* tersebut terhadap *initial feature*, sedangkan *indices* merepresentasikan identifikasi suatu data *image fashion*.

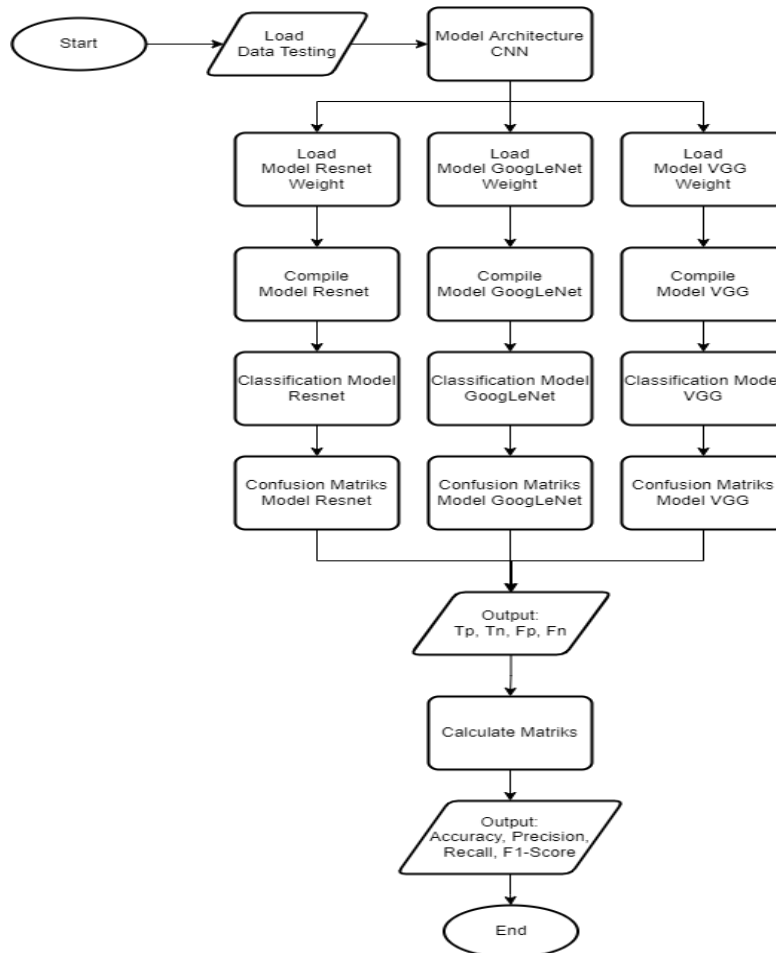


Gambar 5. Schema Recommendation

2.5. Evaluasi Matrices

Evaluasi *matrices* dilakukan untuk mengetahui sebuah performa model *convolutional neural network* (CNN) dalam melakukan *classification* untuk identifikasi jenis *fashion* yang ditujukan dengan Gambar 6. Evaluasi *matrices* dilakukan berdasarkan hasil setiap model

arsitektur *convolutional neural network* (CNN) yang terdiri atas ResNet, GoogLeNet, VGG. Setiap model tersebut di *training* dengan setiap hasil *training* disimpan kedalam *weight*, setiap model *weight* di load terhadap struktur masing-masing model CNN. Setiap model di *compile* untuk mengkonfigurasi parameter yang digunakan model yang sudah di *training* untuk melakukan proses *classification*. Hasil *classification* berupa label *fashion* yang terdiri sebelas jenis label *fashion* terhadap setiap data *image fashion*. Setiap label yang dihasilkan di kalkulasi dengan *confusion matriks* terhadap *true* label *fashion* sehingga menghasilkan *output* berupa; *true positif* (Tp), *true negatif* (Tn), *false positif* (Fp), *false negatif* (Fn). Setiap *output confusion matrices* dikalkulasi terhadap kalkulasi *matrices* untuk mendapatkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score* yang merepresentasikan kualitas performa model *convolutional neural network* (CNN) untuk identifikasi jenis *fashion*.

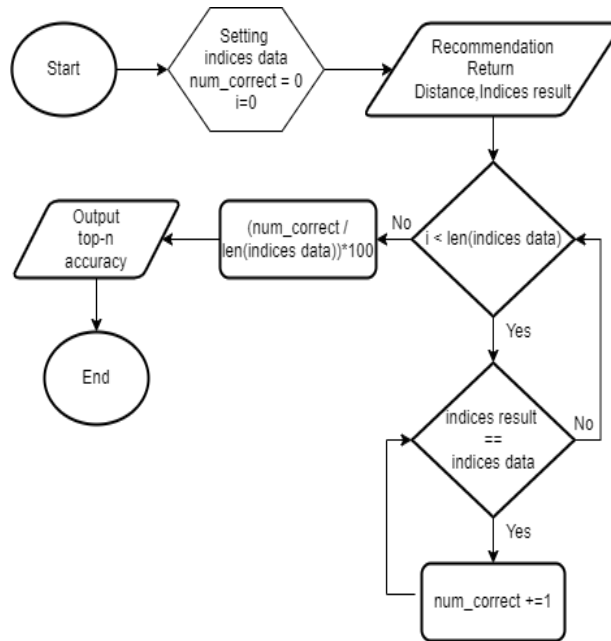


Gambar 6. Evaluasi *Matrices*

2.6. Top-n Accuracy

Evaluasi dengan top-n *accuracy* dilakukan untuk mengetahui bagaimana performa model yang telah dibuat sebelumnya yang ditujukan pada Gambar 7. Mengevaluasi model *convolutional neural network* (CNN) dan *histogram oriented gradient* (HOG) terhadap performanya dalam ekstraksi fitur untuk sistem rekomendasi dengan *k-nearest neighbours*. Penelitian ini menggunakan teknik evaluasi top-n *accuracy*. Top-n *accuracy* dapat mengevaluasi setiap n banyak data citra *fashion* yang serupa terhadap setiap proses rekomendasi dengan berapa banyak n yang serupa terhadap *initial image* sebagai *testing*, top-n *accuracy* direpresentasikan untuk mengetahui performa dalam suatu model yang dipengaruhi oleh *distance* dan *indices result*. Kalkulasi top-n *accuracy* di kalkulasi berdasarkan *neighbour* yang didekatkan pada model *k-Nearest Neighbors* sehingga setiap *indices* yang dihasilkan dapat dibandingkan terhadap *indices* data *fashion* dengan setiap hasil disimpan sebagai *num_correct*. Pada *num_correct* di *increment* di setiap proses perbandingan dengan *indices* data terhadap *indices result* sehingga

hasil yang diperoleh dapat dibagi dengan banyaknya *indices* data sebagai *accuracy*. Nilai *accuracy* tersebut merepresentasikan kemampuan model dalam melakukan rekomendasi berbasis *content*.



Gambar 7. Top-n Accuracy

3. Result and Discussion

3.1. Hasil Ekstraksi Feature

Hasil ekstraksi feature dapat dilihat berdasarkan Tabel 1. Pada tabel tersebut merepresentasikan nilai *feature* yang dapat dihasilkan di setiap model ekstraksi *feature* dengan *convolutional neural network* (CNN) yang dapat disegmentasikan ke dalam model ResNet, GoogLeNet, VGG dan *histogram oriented gradient* (HOG) sebagai metode konvensional dalam ekstraksi *feature*. Pada model VGG menghasilkan 2304 *feature* sehingga *pixel* yang dapat diperoleh lebih kompleks dibandingkan model ResNet dan GoogLeNet yang hanya memperoleh 512 *feature* dari hasil proses komputasi ekstraksi *feature* di *convolution layer*. Pada model konvensional dalam ekstraksi *feature* dengan *histogram oriented gradient* (HOG) diperoleh 144 *feature* sehingga *pixel* yang dapat diperoleh lebih sederhana dibandingkan dengan menggunakan arsitektur model *convolutional neural network* (CNN).

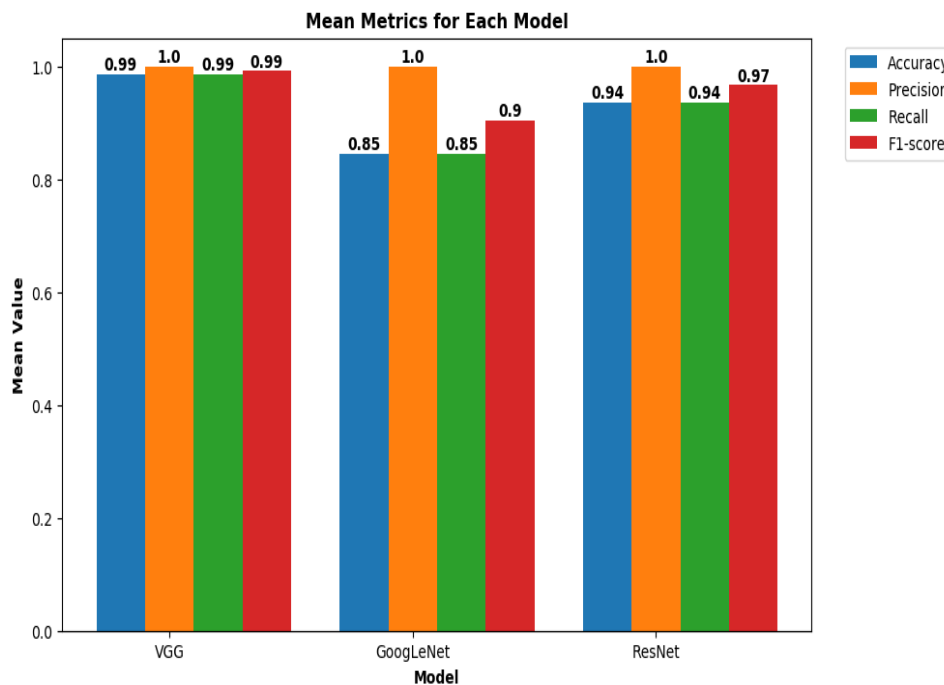
<i>Model</i>	<i>Feature</i>
ResNet	512
GoogLeNet	512
VGG	2304
HOG	144

Tabel 1. Hasil Ekstraksi *Feature*

3.2. Hasil Evaluasi *Matrices Model Classification*

Hasil *evaluation matrices* model *classification* dengan arsitektur model *convolutional neural network* (CNN) dapat dilihat berdasarkan Gambar 8. Pada gambar tersebut didapatkan sebuah hasil berupa performa model sebagai identifikasi jenis *fashion* dengan menggunakan metode *classification*. Performa yang diperoleh dari *evaluation matrices* adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*. Model VGG memperoleh performa model 99% pada *accuracy*, 100% pada *precision*, 99% pada *recall*, 99% pada *f1-score*. Model GoogLeNet memperoleh performa model 85% pada *accuracy*, 100% pada *precision*, 85% pada *recall*, 90% pada *f1-score*. Model ResNet memperoleh performa model 94% pada *accuracy*, 100% pada *precision*, 94% pada *recall*, 97% pada *f1-score*. Berdasarkan hasil yang diperoleh maka performa model VGG sebagai model terbaik untuk identifikasi jenis *image fashion* dibandingkan dengan model ResNet dan GoogLeNet terhadap data *testing*. Pada model GoogLeNet diperoleh hasil tidak cukup baik untuk identifikasi jenis *image fashion* dibandingkan dengan model ResNet yang memiliki performa *good fit*.

Setiap hasil dari masing-masing arsitektur model *convolutional neural network* (CNN) diperoleh model VGG sebagai model terbaik yang mana model VGG memiliki arsitektur dengan berfokus pada peningkatan dua kali nilai *neuron* pada tumpukan *layer* dalam *convolutional layer* dan terjadi pengurangan setengah nilai *neuron* pada tumpukan *layer* dalam *fully connected layer*. Pada model GoogLeNet sebagai model yang tidak cukup baik terhadap arsitektur *layer* yang berfokus pada penggunaan *inception layer* dalam *convolution layer* dan tanpa penggunaan *dense layer* dalam *fully connected layer*. Pada model Resnet sebagai model yang memiliki performa secara keseluruhan cukup baik terhadap arsitektur *layer* yang berfokus pada penggunaan metode *merge skip layer* dan *deep layer* berdasarkan *identity block* serta *convolutional block* dalam *convolutional layer* dan penggunaan 512 *neuron* pada penggunaan *dense layer* yang disesuaikan berdasarkan *output* dari *convolutional layer* dalam *fully connected layer*.

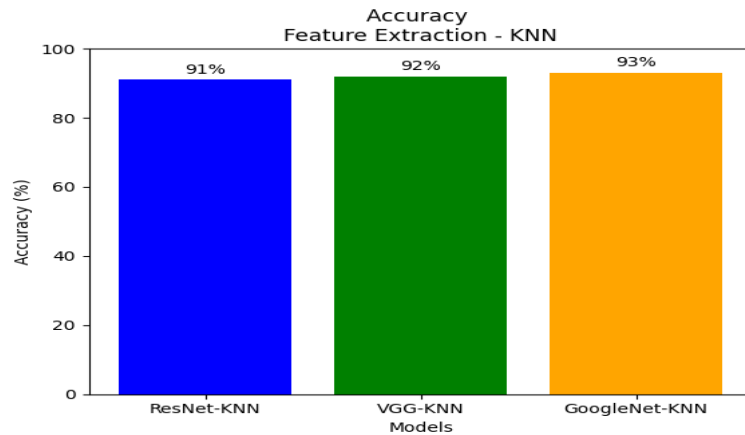


Gambar 8. Hasil *Evaluation Matrices*

3.3. Hasil Evaluasi Top-N Accuracy Sistem Rekomendasi

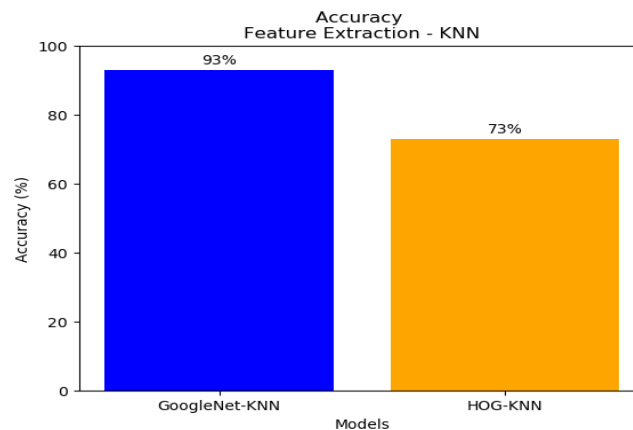
Hasil *evaluation top-n accuracy* pada sistem rekomendasi dapat dilihat pada Gambar 9. Pada hasil tersebut diperoleh performa model *k-nearest neighbor* (KNN) dalam mencari *distance* pada *instance* terdekat terhadap *initial* data yang di *input* user. Performa *k-nearest neighbor* sangat berpengaruh terhadap arsitektur model arsitektur *feature* dengan *convolutional neural network* (CNN) dan *histogram oriented gradient* (HOG). Pada performa sistem rekomendasi

dengan *k-nearest neighbor* terhadap ekstraksi *feature* dengan model diperoleh bahwa model GoogLeNet dengan KNN memiliki performa yang terbaik dalam rekomendasi *fashion* yang sesuai terhadap *user* yang memiliki akurasi sebesar 93%, namun performa hasil yang diperoleh berdasarkan hasil perhitungan *evaluation top-n accuracy* tidak terlalu berbeda signifikan terhadap model ResNet dengan KNN yang memiliki akurasi sebesar 91% dan model VGG dengan KNN yang memiliki akurasi sebesar 92%.



Gambar 9. Hasil *Evaluation* Sistem Rekomendasi

Hasil yang terdapat pada Gambar 10. Hasil *evaluation* sistem rekomendasi memperoleh sebuah performa model yang tidak terlalu berbeda signifikan satu sama lain, maka dari itu dilakukan perbandingan performa model konvensional untuk ekstraksi *feature* dengan HOG dengan KNN untuk sistem rekomendasi terhadap model terbaik CNN dengan KNN. Perbandingan CNN terhadap metode konvensional, diperoleh bahwa model CNN dengan KNN memiliki performa yang lebih baik sebesar 93% dibandingkan HOG dengan KNN yang hanya sebesar 73%.

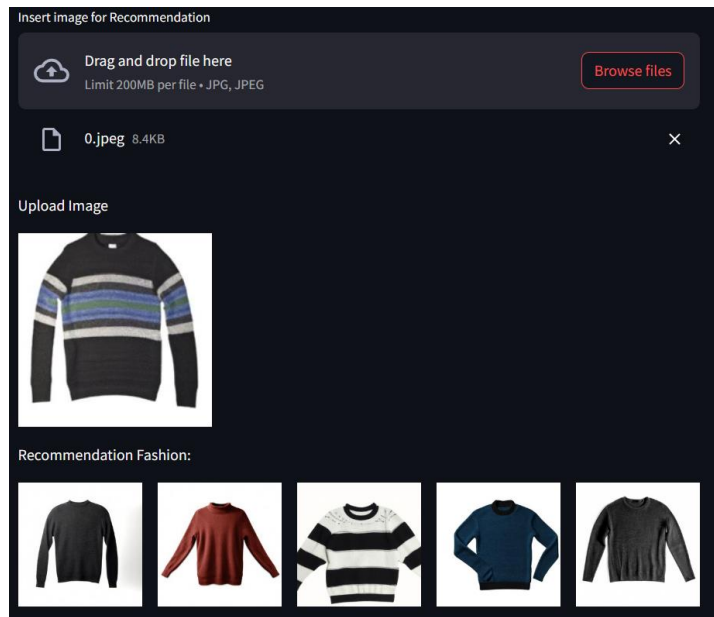


Gambar 10. Hasil *Evaluation* Sistem Rekomendasi

3.4. *Prototype* Sistem Rekomendasi

Model terbaik yang diperoleh dari hasil ekstraksi *feature*, identifikasi jenis *fashion*, dan rekomendasi *fashion* dapat digunakan untuk *prototype*. *Prototype* sistem rekomendasi di *deployment* dengan menggunakan *framework streamlit*, adapun tampilan dari *prototype* sistem rekomendasi dapat dilihat pada Gambar 11. Proses penggunaan *prototype* diawali dengan *input* data *image fashion* oleh *user* sebagai *initial* data yang di ekstrak dan di klasifikasi dengan menggunakan arsitektur model VGG untuk mengetahui identifikasi jenis *fashion* berdasarkan *initial* data sehingga menghasilkan label jenis *fashion*. Ekstraksi *feature* berdasarkan label jenis *fashion* di ekstrak sebagai *instance* data dengan model GoogLeNet yang di dekatkan setiap *feature* berdekatan terhadap *initial* data berbasiskan perhitungan *euclidean distance* pada KNN

sehingga *user* memperoleh rekomendasi hasil gambar yang sesuai berdasarkan *input image fashion*.



Gambar 11. Hasil *Prototype* Sistem Rekomendasi

4. Conclusion

Berdasarkan paparan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, maka simpulan dalam penelitian ini diantaranya:

1. Perbandingan Performa model arsitektur *convolutional neural network* (CNN) dalam ekstraksi *feature* dan *classification* untuk identifikasi jenis *fashion* memperoleh hasil bahwa *visual geometry group* (VGG) sebagai model yang memiliki performa terbaik berdasarkan kalkulasi *evaluation matrices* terhadap nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, memperoleh hasil sebesar 99% pada *accuracy*, 100% pada *precision*, 99% pada *recall*, 99% pada *f1-score* dibandingkan terhadap performa model ResNet dengan hasil sebesar 94% pada *accuracy*, 100% pada *precision*, 94% pada *recall*, 97% pada *f1-score*, dan dibandingkan terhadap performa model GoogLeNet dengan hasil sebesar 85% pada *accuracy*, 100% pada *precision*, 85% pada *recall*, 90% pada *f1-score*.
2. Performa sistem rekomendasi *fashion* yang menggunakan *K-Nearest Neighbor* (KNN) terhadap arsitektur *convolutional neural network* (CNN) dan *histogram oriented gradient* (HOG) untuk melakukan ekstraksi fitur diperoleh hasil bahwa kombinasi antara model GoogLeNet dalam ekstraksi *feature* dengan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam rekomendasi *fashion* sebagai model terbaik berdasarkan hasil perhitungan top-n *accuracy* yang memperoleh hasil sebesar 93%, dibandingkan dengan kombinasi antara model VGG dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) memperoleh *accuracy* sebesar 92%, serta dibandingkan dengan kombinasi antara model ResNet dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) memperoleh *accuracy* sebesar 91%. Jika di bandingkan antara arsitektur model *convolutional neural network* (CNN) diperoleh hasil *accuracy* yang tidak terlalu berbeda secara signifikan, namun jika dibandingkan dengan metode ekstraksi *feature* secara konvensional dengan menggunakan *histogram oriented gradient* (HOG) terjadi perbedaan signifikan dengan *accuracy* sebesar 73%.

References

- [1] Jo, J. , Lee, S. , Lee, C. , Lee, D. and Lim, H. , 2020. Development of *fashion* product retrieval and *recommendations* model based on *deep learning*. *Electronics*, 9(3), p. 508
- [2] DeTone, D. , Malisiewicz, T. and Rabinovich, A. , 2018. *Superpoint: Self-supervised interest point detection and description*. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops* (pp. 224-236).
- [3] Tanjung, J. P. & Muhathir, 2020. *Classification of facial expressions using SVM and HOG*. *JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)*, 3(2), pp. 210-215.
- [4] Y. Liu, X. Xu and F. Li, "*Image Feature Matching Based on Deep learning*," 2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC), Chengdu, China, 2018, pp. 1752-1756, doi: 10. 1109/CompComm. 2018. 8780936.
- [5] Jumaryadi, Y., Ihsan, A.M. and Priambodo, B., 2023. Klasifikasi Jenis Buah-Buahan Menggunakan Citra Digital Dengan Metode *Convolutional neural networks*. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, 4(3), pp.1737-1746.
- [6] Al Rivian, M.E. and Riyadi, A.G., 2021. Perbandingan arsitektur lenet dan alexnet pada metode *convolutional neural network* untuk pengenalan american sign language. *Jurnal Komputer Terapan*, 7(1), pp.53-61.
- [7] P. Kumar and R. S. Thakur, "*Recommendation sistem techniques and related issues: a survey*," *Int. j. inf. technol.* , vol. 10, no. 4, pp. 495–501, 2018, doi: 10. 1007/s41870-018-0138-8.
- [8] Muliawan, A. , Badriyah, T. and Syarif, I. , 2022. Membangun Sistem Rekomendasi Hotel dengan *Content Based Filtering* Menggunakan *K-Nearest Neighbor* dan *Haversine Formula*. *Technomedia Journal*, 7(2 October), pp. 231-247.