

PERANCANGAN SISTEM REKOMENDASI BUSANA H&M DENGAN CITRA DAN RIWAYAT TRANSAKSI

Aditya Halimawan¹⁾ Dyah Erny Herwindiati²⁾ Janson Hendryli³⁾

¹⁾²⁾³⁾Teknik Informatika, FTI, Universitas Tarumanagara

Jl. Letjen S Parman No 1, Jakarta 11440 Indonesia

email: Aditya.535180015@stu.untar.ac.id¹⁾, dyahh@fti.untar.ac.id²⁾, jansonh@fti.untar.ac.id³⁾

ABSTRACT

Sistem rekomendasi merupakan sebuah sistem yang digunakan untuk mengetahui produk apa yang mungkin dapat disukai oleh pelanggan. Sistem rekomendasi yang dibuat dapat menghasilkan output berupa citra gambar, sehingga pengguna dapat mengetahui produk apa saja yang ditawarkan oleh H&M. Pada perancangan ini digunakan 2 model, yaitu model Collaborative Filtering, dan model Convolutional Neural Network. Digunakan Collaborative Filtering dengan pendekatan matriks cosine similarity untuk mendapatkan prediksi gambar yang diambil dari riwayat transaksi pelanggan yang telah berbelanja. Untuk model Convolutional Neural Network, menggunakan arsitektur ResNet50 untuk dapat mengenali citra gambar yang diunggah oleh pengguna untuk dicari gambar produk busana H&M yang mempunyai ciri yang paling mirip. Pada akhir pengujian didapatkan tingkat akurasi untuk Collaborative Filtering dengan nilai MAPE sebesar 0,00652, dan model Convolutional Neural Network didapatkan tingkat akurasi sebesar 85,79%.

KATA KUNCI

Collaborative Filtering, Convolutional Neural Network, Deep Learning, ResNet50, Rekomendasi Busana H&M

1. Pendahuluan

Pada zaman modern, manusia membutuhkan pakaian mulai dari baju, celana, topi, jaket, tas untuk memenuhi kebutuhan fashion. Perusahaan H&M bergerak dalam bidang fashion sejak tahun 1947. Perusahaan H&M terus berkembang untuk memberikan trend fashion yang baik. Oleh karena itu, penelitian ini dibuat untuk membuat sebuah rekomendasi produk busana H&M berdasarkan riwayat transaksi pelanggan.

Perancangan ini akan membahas mengenai cara pengimplementasian sistem rekomendasi busana H&M dengan menggunakan Collaborative Filtering dan Convolutional Neural Network. Pada sistem ini, pengguna perlu menginput gambar yang ingin dicari kemiripannya.

2. Dasar Teori

2.1 Collaborative Filtering

Collaborative Filtering melakukan penyaringan data berdasarkan kemiripan karakteristik konsumen sehingga mampu memberikan informasi yang baru kepada konsumen karena sistem memberikan informasi berdasarkan pola satu kelompok konsumen yang hampir sama. Perbedaan minat pada beberapa anggota kelompok menjadikan sumber informasi baru yang mungkin bermanfaat bagi anggota kelompok lainnya[1].

Perbedaan minat pada beberapa anggota kelompok menjadikan sumber informasi baru yang mungkin bermanfaat bagi anggota kelompok lainnya. Collaborative Filtering ini dibagi menjadi dua kelas yaitu user-based dan item-based. Collaborative Filtering terbagi menjadi dua kelas yaitu item-based dan user-based[2].

2.2 Convolutional Neural Network

CNN (Convolutional Neural Network) merupakan jenis dari artificial neural network yang umumnya digunakan untuk menganalisa gambar secara visual[3]. Pada metode CNN, tidak semua neuron pada sebuah lapisan berhubungan dengan neuron pada lapisan yang lain, hal ini ditujukan untuk mencegah overfitting. Melalui proses ini, CNN memerlukan proses preprocessing yang lebih sedikit dibandingkan algoritma pengklasifikasian gambar lainnya.

Pada CNN, sebuah input diproses menggunakan lapisan konvolusi untuk

menghasilkan sebuah peta fitur. Pada sebuah lapisan konvolusi, informasi dalam sebuah data saling dikaitkan dan diteruskan ke lapisan berikutnya. Proses pengikatan data inilah yang digunakan CNN untuk mempelajari data dan mengekstrak fitur. Namun CNN mempunyai kelemahan dimana untuk memproses data input yang besar, diperlukan neuron yang besar, sebuah CNN perlu mengurangi jumlah parameter input dan memberikan bobot awal yang lebih teratur.

Sebuah CNN umumnya akan memiliki 2 bagian utama yaitu lapisan konvolusi dan lapisan *pooling*[4]. Pada lapisan konvolusi, dilakukan pengidentifikasian dan pembagian fitur-fitur yang terdapat dalam sebuah gambar berdasarkan keterhubungan setiap pixel sehingga dapat dilakukan analisa. Pada lapisan *pooling*, setiap fitur yang dideteksi pada lapisan konvolusi dihubungkan sehingga dapat dilakukan sebuah prediksi.

2.3 ResNet50

Residual Networks (ResNet) atau jaringan saraf klasik merupakan sebuah model yang memungkinkan dapat menjalankan hingga lebih dari 150 lapisan jaringan saraf. Arsitektur ResNet menunjukkan bahwa jaringan saraf ini lebih mudah dioptimalkan, dan dapat memperoleh akurasi dari kedalaman jauh yang jauh meningkat. ResNet merupakan solusi dari neural network yang dalam, semakin dalam pelatihan maka semakin rumit dan kedalaman sangat penting untuk pelatihan agar parameter atau neuron dapat mengingat atau menyimpan nilai pelatihan yang optimal. Agar pelatihan tidak jenuh dan menghindari kesalahan yang cukup tinggi maka terdapat fungsi resnet yaitu penambahan identitas lapisan.

3. Hasil Percobaan

3.1 Dataset

Dalam perancangan sistem rekomendasi yang dibuat, *dataset* diambil dari website Kaggle yang dimana mempunyai sebanyak 105.100 gambar busana yang berasal dari H&M, serta riwayat transaksi pelanggan yang pernah bertransaksi di toko H&M dari tanggal 20 September 2018 sampai dengan 22 September 2020.

3.2 Hasil Pengujian Model Collaborative Filtering

Dalam model ini digunakan sebuah pendekatan yaitu matriks *cosine similarity*. Model ini memiliki 172 *output* berupa citra gambar dari produk busana H&M yang diambil dari 200 pelanggan sebagai sampel dan dari setiap pelanggan terdapat 12 produk prediksi yang ditawarkan yang paling mungkin diminati, kemudian dari setiap prediksi pelanggan diambilah produk yang unik (Produk yang

dikeluarkan pada prediksi diambil sebanyak 1 saja). Kemudian hasil prediksi gambar busana H&M akan dimasukkan kedalam folder local dan ditampilkan pada *website*.

3.3 Hasil Pengujian Model CNN

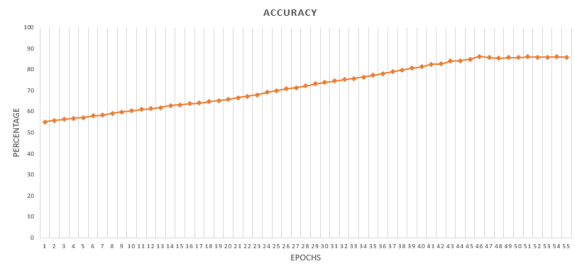
Model CNN dilakukan dengan dilatih sebanyak 12 epochs dengan menggunakan gambar pelatihan dan gambar pengujian dari *dataset* Kaggle yang telah di pecah dengan rasio 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Hasil uji terlihat pada epochs 55 menghasilkan akurasi sebagai berikut:

Tabel 1. Tabel Akurasi dan *Validation loss*

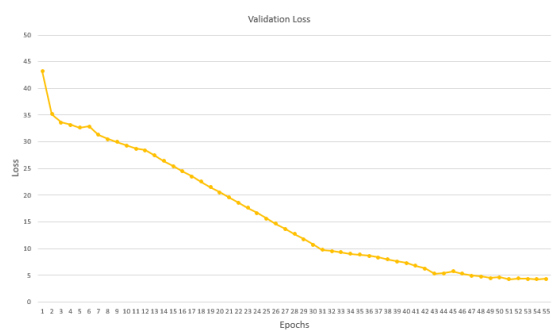
Epochs	Akurasi (%)	Validation Loss
1	54,97	43,22
2	55,73	35,14
3	56,23	33,62
4	56,68	33,15
5	57,11	32,63
6	57,89	32,89
7	58,22	31,32
8	59,06	30,46
9	59,72	29,94
10	60,35	29,31
11	60,89	28,74
12	61,26	28,39
13	61,84	27,41
14	62,87	26,43
15	63,15	25,45
16	63,63	24,47
17	64,06	23,49
18	64,64	22,51
19	65,18	21,53
20	65,7	20,55
21	66,61	19,57
22	67,22	18,59
23	67,95	17,61
24	69,08	16,63
25	69,85	15,65
26	70,74	14,67
27	71,33	13,69

Epochs	Akurasi (%)	Validation Loss
28	72,16	12,71
29	73,06	11,73
30	73,79	10,75
31	74,42	9,77
32	75,13	9,56
33	75,69	9,31
34	76,28	9,04
35	77,12	8,89
36	77,99	8,65
37	78,84	8,34
38	79,75	7,94
39	80,49	7,62
40	81,17	7,29
41	82,34	6,78
42	82,61	6,23
43	83,86	5,32
44	84,19	5,36
45	84,75	5,75
46	86,17	5,31
47	85,56	4,89
48	85,34	4,75
49	85,67	4,45
50	85,55	4,65
51	86,02	4,27
52	85,87	4,43
53	85,78	4,31
54	85,98	4,29
55	85,79	4,34

Pada akhir pengujian didapatkan model pada epoch ke 55 dengan tingkat akurasi sebesar 85,79% dan *validation loss* sebesar 4,34. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel grafik berikut:



Gambar 1. Grafik Tingkat Akurasi



Gambar 2. Grafik *Validation Loss*

Dari hasil yang didapatkan sistem rekomendasi dapat menampilkan hasil rekomendasi yang cukup akurat dari setiap hasil percobaan yang dilakukan. Contoh hasil pengujian dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 3. Contoh hasil rekomendasi

3.4 Rate Us

Dalam halaman ini berisikan tentang *rating* dari pengguna yang telah menggunakan sistem rekomendasi yang dipakai. Hasil *rating* kemudian akan disimpan pada sebuah Google Form yang hanya dapat diakses oleh *admin* saja.

