Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems, 5/2 (2021), 61–72

SISTEM KLASIFIKASI KERAPIHAN KAMAR HOTEL MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Michael Joses Dharmali[1], Teddy Lioner[2], Venezia Valen Susilo[3]
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara,
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
E-mail: [1]michael.535180037@stu.untar.ac.id, [2]teddy.535180014@stu.untar.ac.id,
[3]venezia.535180028@stu.untar.ac.id

Abstrak

Menjaga kerapihan kamar hotel merupakan salah satu aspek terpenting dalam menentukan keberhasilan pelayanan hotel. Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah untuk membuat program yang dapat membuat klasifikasi kerapihan kamar secara otomatis dengan menggunakan algoritma convolutional neural network (CNN). Metode penelitian bersifat kuantitatif dengan menggunakan data berupa citra / gambar kamar dengan tingkat kerapihan kamar yang berbeda-beda. Model yang telah dibuat pada penelitian ini mencapai tingkat akurasi sebesar 94,92% dan 100% untuk 20 data validasi. Adapun hasil dan kesimpulan yang dapat ditarik dari penelitian ini adalah CNN dapat memberikan klasifikasi kerapihan kamar dengan akurasi yang tinggi, sehingga dapat menjadi salah satu alternatif dalam membantu kinerja manajemen hotel.

Kata kunci*— convolutional neural network, kerapihan kamar, klasifikasi, citra*

Abstract

Maintaining hotel rooms neat and tidy is one of the most important aspects in determining whether a hotel service is successful or not. The desired main objective of this research is to make a program that is capable of automatically classifying a room's neatness with adopting the convolutional neural network (CNN) algorithm. Quantitative method is used for this research, with images of clean and messy rooms as the data. The proposed model in this research has reached the accuracy rate of 94.92% and 100% for 20 validation data. The conclusion from this research is that CNN were able to classify room's neatness with a high accuracy rate, and could pose as an alternative in helping to improve hotel managements' performance.

Keywords*— convolutional neural network, room's neatness, classification, image*

1. PENDAHULUAN

Latar Belakang

Dalam bidang perhotelan, kebersihan dan estetika kamar hotel merupakan bagian terpenting dari pelayanan hotel dan akan mempengaruhi sukses atau tidaknya suatu hotel. Setiap selesai digunakan, pegawai hotel akan datang untuk membersihkan kamar. Namun, apakah kamar yang sudah dibersihkan sudah dianggap rapih dan bersih atau belum, akan sulit untuk divalidasi oleh pegawai tingkat tinggi mengingat banyaknya jumlah kamar hotel dan tdak mungkin untuk manajer hotel memeriksa setiap kamar satu per satu. Oleh sebab itu, dibutuhkan

suatu sistem untuk memeriksa apakah suatu kamar bisa dianggap rapih atau tidak. Sistem akan bisa mengenali kamar melalui foto, lalu diproses dengan menggunakan metode CNN untuk mengklasifikasikan apakah kamar tersebut masuk ke dalam kelas rapih atau berantakan.

Tujuan Sistem

Sistem dibuat untuk mengklasifikasikan kamar menjadi kelas rapih atau berantakan dengan menggunakan metode CNN.

Manfaat Sistem

Sistem ini dibuat dengan harapan untuk mempermudah pegawai tingkat manajer untuk memeriksa apakah kamar yang dibersihkan sudar rapih atau belum untuk menjaga kualitas layanan dan kepuasan pelanggan.

Penelitian Relevan

Penelitian ini didukung dengan beberapa *literature* / penelitian relevan yang membahas mengenai permasalahan yang di angkat. Berdasarkan hasil eksplorasi, berikut telah ditemukan beberapa penelitian relevan tersebut.

Penelitian relevan pertama berjudul "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101" oleh Soelaiman R., Suartika E.P., dan Wijaya A. (2016) [1]. Penelitian ini bertujuan untuk membuat perangkat lunak yang dapat membuat klasifikasi data Caltech 101 pada suatu citra / gambar umum dengan menggunakan metode CNN. Melalui pengujian, model CNN 3-layer (*Convolution, Subsampling, Fully Connected*) yang telah dibuat peneliti menghasilkan tingkat akurasi yang bervariasi untuk setiap kategori pada data tersebut, sekitar 20% - 50%.

Kemudian, penelitian relevan kedua berjudul "*Image Classification with Deep Learning and Comparison between Different Convolutional Neural Network Structures using Tensorflow and Keras*" oleh Chauhan K. dan Ram S. (2018) [2]. Penelitian ini bertujuan untuk membuat klasifikasi dua kategori hewan (kucing dan anjing) dari suatu citra menggunakan model CNN berbasis *library* keras dan tensorflow dalam bahasa pemrograman Python. Pengujian dilakukan dengan membandingkan antara beberapa model CNN dengan kombinasi fungsi aktivasi dan *classifier* yang berbeda. Ditemukan bahwa model dengan fungsi aktivasi Relu dan *classifier* Sigmoid memberikan akurasi tertinggi, yaitu sebesar 90,54%.

Penelitian relevan ketiga berjudul "*An Indoor Room Classification System for Social Robots via Integration of CNN and ECOC*" oleh Othman K. dan Rad A. (2019) [3]. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi ruangan rumah yang berbeda (seperti dapur, kamar tidur, dan lain sebagainya) untuk pembuatan aplikasi robot sosial. Model CNN yang digunakan berdasarkan *multibinary classifier* (ECOC). Akurasi yang dihasilkan oleh model tersebut mencapai 93,61%.

Penelitian relevan keempat berjudul "*Food Image Classification with Convolutional Neural Network"* oleh Islam Md.et al. (2018) [4]. Penelitian ini bertujuan untuk membuat klasifikasi makanan berdasarkan suatu citra dengan CNN. Model CNN yang telah dibuat dengan 5-layer (*Convolutional, Max Pooling, Dropout, Fully Connected, Softmax*) dapat membuat klasifikasi 11 jenis kategori makanan (dari produk roti hingga sayur-sayuran). Pengujian model dilakukan dengan 100 epoch, 0.01 Adam learning rate dan menghasilkan akurasi sebesar 74,70%.

Penelitian relevan terakhir adalah "*Indonesian Food Image Recognition Using Convolutional Neural Network*" oleh Giovany S. et al. (2019) [5]. Penelitian ini bertujuan untuk

membuat sistem klasifikasi yang dapat memisahkan antara 5 jenis makanan populer di Indonesia (bakso, ayam bakar, sate, gado-gado dan rendang) menggunakan model CNN dengan arsitektur *standard* dan model Inception-V4 dengan fungsi optimisasi Adam. Hasil pengujian memberikan tingkat akurasi sebesar 95,2%.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari situs online Kaggle (https://www.kaggle.com) dengan situs dataset (https://www.kaggle.com/cdawn1/messy-vs-clean-room). Dataset dapat di unduh secara langsung oleh semua pengguna yang telah memiliki akun Kaggle dengan menekan tombol "*Download*" yang tersedia.

Dataset berupa kumpulan gambar kamar dengan 2 kategori kelas (berantakkan dan rapih) yang didapat dari situs gambar *Google Images.* Dataset telah dibagi ke dalam beberapa direktori khusus (*test*, *train*, dan *val*). Total gambar berjumlah 222 gambar kamar, dimana terdapat 192 gambar dalam direktori *train* untuk membangun model (96 per kelas), 10 gambar dalam *test* (5 per tiap kelas) dan 20 gambar dalam *val* (10 per kelas).

Agar dataset dapat digunakan untuk membuat model klasifikasi, dibutuhkan pra-pemrosesan (*preprocessing*) pada data. Pra-pemrosesan pada penelitian ini terbagi menjadi *scaling* citra ke dalam satu resolusi seimbang (224x224 pixel), tahap *encoding* agar gambar dapat diproses oleh algoritma.

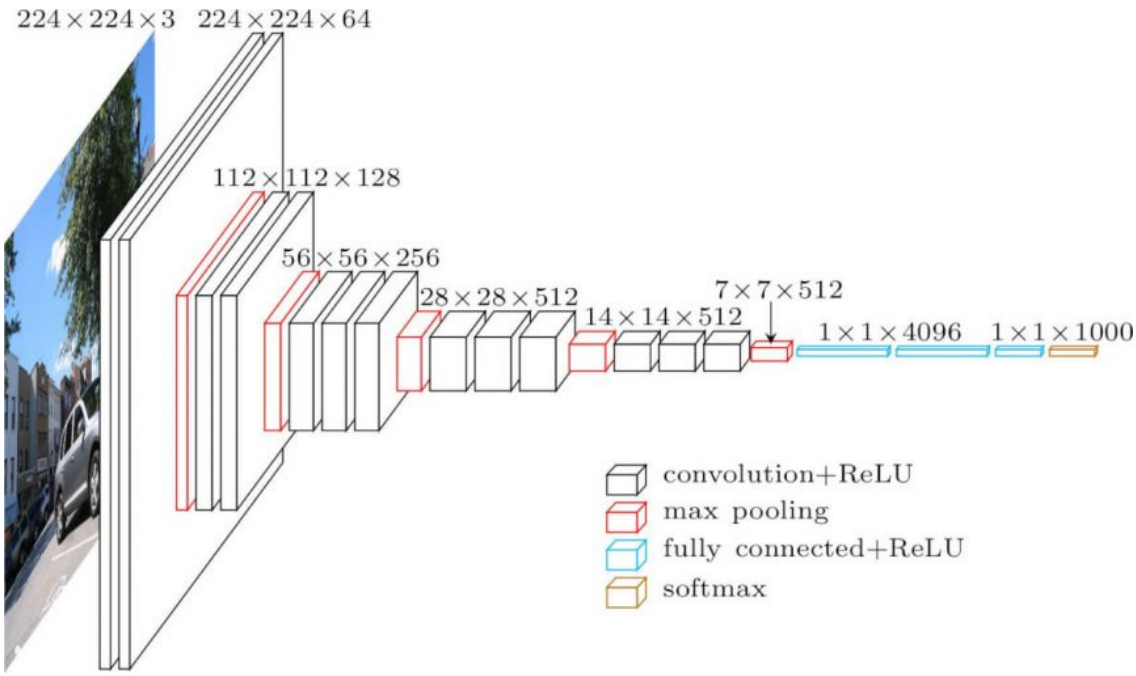
2.2 Algoritma

Pada penelitian ini, model untuk mengklasifikasikan citra ruang apakah ruang tersebut rapih atau berantakan adalah model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan arsitektur VGG-16 sebagai transfer learning. Menurut Yamashita R. et al. dalam artikelnya "*Convolutional neural networks: an overview application in radiology*", CNN merupakan bagian dari jaringan saraf buatan (*artificial neural network*) yang melakukan proses data dengan pola kotak-kotak (*grid*) seperti citra [6]. CNN dapat mempelajari hierarki spatial dari fitur-fitur yang terdapat dalam citra, dari pola *low-level* hingga *high-level*. Dalam penelitian ini, CNN digunakan untuk dapat mengklasifikasi citra kamar yang akan diketahui jenis kondisinya (rapih atau berantakkan).

Dalam artikel yang sama, Yamashita R. et. al. menjelaskan bahwa CNN merupakan salah satu metode yang berada di dalam *deep learning*. *Deep learning* merupakan bagian dari ilmu *Machine Learning* yang mempelajari cara identifikasi suatu objek dalam suatu citra, mencocokan berita, bahkan hingga pemilihan hasil pencarian yang relevan.

Transfer learning adalah salah satu bidang machine learning yang memfokuskan pada pemanfaatan model yang sudah dilatih terhadap suatu dataset atau biasanya disebut sebagai '*pretrained model*'.

Dalam penelitian ini, model CNN yang akan digunakan adalah model VGG-16. VGG-16 merupakan salah satu model CNN yang dikembangkan oleh K. Simonyan dan A. Zisserman dari University of Oxford dalam jurnalnya yang berjudul "*Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*" [7]. Model ini mencapai tingkat akurasi sebesar 92.7% dalam test akurasi 5 besar di ImageNet, yang menggunakan lebih dari 14 juta citra yang berasal dari 1.000 kelas berbeda. Model ini menggunakan beberapa kernel berukuran 3x3 untuk menyaring satu kernel dengan kernel lainnya.



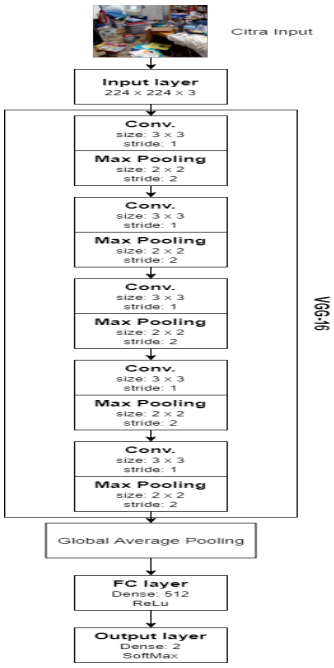
Gambar 1 Sistem Model VGG-16

Seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1, input yang akan dimasukkan ke lapisan pertama cov1 merupakan citra RGB berukuran 224x224. Citra akan melalui tumpukan lapisan *convolutional* (ditandai dengan blok hitam pada Gambar 1) dimana filter yang digunakan berukuran sangat kecil, yaitu 3x3. Jumlah filter pada lapisan konvolusi pertama berjumlah 64 filter. Filter akan bertambah 2 kali lipat setiap bloknya, hingga mencapai ukuran 7x7x512 pada blok terakhir dengan ukuran filter konvolusi tetap sebesar 3x3 dan stride sebesar 1, diikuti penggunaan aktivasi ReLu hingga pada lapisan konvolusi keempat pada blok tersebut. Lapisan *max-pooling* (ditandai dengan blok merah pada Gambar 1) di akhir tiap blok juga tetap berukuran 2x2 dengan stride 2.

Hasil ekstraksi fitur oleh VGG-16 kemudian melewati lapisan *Global Average Pooling* yang digunakan sebagai input untuk lapisan *fully-connected* (ditandai dengan blok biru pada Gambar 1). Lapisan *fully-connected* ini memiliki dense 512 dengan menggunakan ReLu sebagai aktivasinya.

Lapisan terakhir adalah lapisan *output* yang memiliki 2 neuron karena data terdiri dari 2 kelas, yaitu *messy* dan *clean*. Lapisan output ini menggunakan softmax sebagai aktivasinya untuk menghasilkan probabilitas kelas dari citra yang akan diprediksi. Citra akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang memiliki probabilitas terbesar.

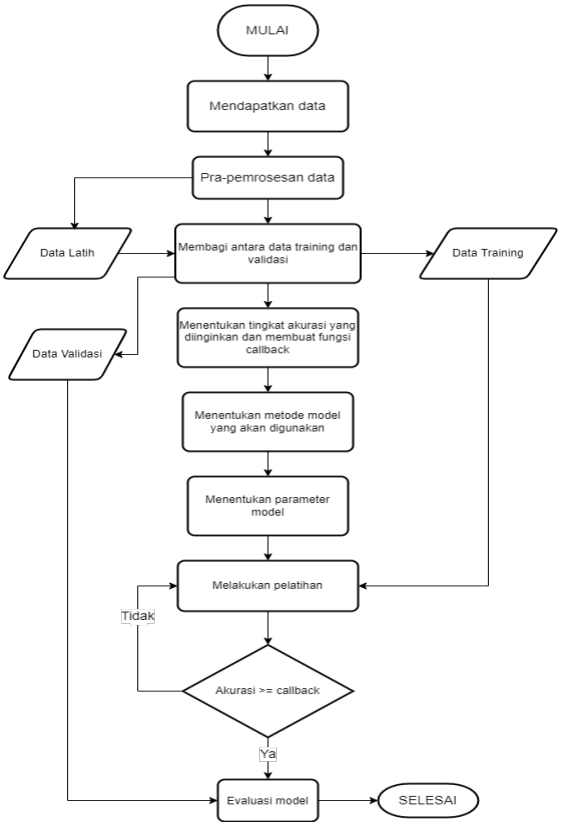
Berikut merupakan *flowchart* model VGG-16 yang tertera pada Gambar 2 untuk menjelaskan lebih lanjut mengenai alur bagaimana model tersebut dapat memproses citra dan fitur spatial yang terdapat di dalamnya.



Gambar 2 *Flowchart* VGG-16

2.3 Rancangan Eksperimen

Berikut merupakan flowchart bagaimana alur penelitian ini akan berjalan, tertera pada Gambar 3 di bawah;



Gambar 3 *Flowchart* penelitian

Melihat pada Gambar 3, tahap yang harus dilakukan dalam penelitian ini adalah mendapatkan data dan pra proses data yang telah dijelaskan sebelumnya pada subbab 2.1.

Secara sederhana, rancangan eksperimen dimulai dengan mengakusisi citra kamar bersih dan kotor dari dataset yang tersedia dan tambahan dari hasil penelusuran di situs web pencarian gambar. Ketika jumlah citra kamar bersih dan kotor sudah mencapai jumlah yang cukup banyak, maka proses selanjutnya bernama pra-pemrosesan dilakukan.

Proses pra-pemrosesan adalah proses mempersiapkan dataset menjadi ragam yang sama melalui proses *scaling* dan *batching*. Proses *scaling* adalah proses membuat gambar menjadi ukuran dan bentuk yang sama. Proses selanjutnya adalah *batching*. Batching ini merupakan proses membuat beberapa kelompok dataset untuk training pada proses berikutnya.

Setelah dataset telah terbagi atas dataset training dan validasi, langkah selanjutnya adalah untuk menentukan batas tingkat akurasi yang diinginkan dan membuat fungsi *callback* ketika batas tersebut telah dilewati saat pelatihan model. Sebagai contoh, jika batas tingkat akurasi adalah 95%, maka fungsi *callback* tersebut akan memberhentikan pelatihan model setelah tingkat akurasi pada saat pengujian *epoch* telah melewati batas tersebut.

Selanjutnya, hal yang harus dilakukan adalah memilih model CNN yang akan dilakukan. Penelitian ini memilih model VGG-16. Parameter dari model tersebut harus didefinisikan, seperti fungsi optimisasi, fungsi *loss*, besar input, dan layer-layer yang ingin digunakan.

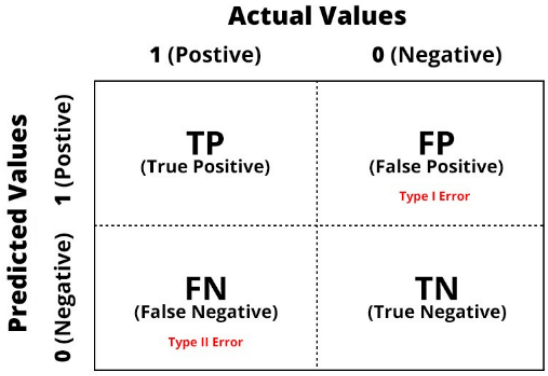
Jika model telah selesai dipilih dan diatur parameternya, maka hal selanjutnya adalah melakukan pelatihan model dengan dataset *training* yang telah dibuat. Pada tahap ini, dapat ditentukan *epoch* pengerjaan dan pemilihan dataset yang akan digunakan untuk validasi. Model akan memberikan informasi berupa tingkat *loss* dan akurasi tiap *epoch*. Jika tingkat akurasi telah melebihi batas, maka pelatihan model akan berhenti. Model CNN yang sudah ada harus dilakukan training supaya bisa memiliki fungsi untuk deteksi kamar bersih dan kotor. Setelah training selesai, validasi dilakukan untuk mengetahui kapan berhenti melakukan training agar dapat menghindari *overfitting* ataupun *underfitting*.

Langkah terakhir sebelum didapatkan sebuah output adalah pengujian. Pengujian dilakukan dengan citra gambar dari beberapa kamar bersih dan kotor untuk melihat apakah model yang dibuat sudah baik atau belum.

2.4 Metode evaluasi

Metode evaluasi yang digunakan untuk model adalah dengan menggunakan *Confusion Matrix*. Menurut Visa S. et. al. dalam papernya yang berjudul "*Confusion Matrix-based Feature Selection*", *confusion matrix* digunakan untuk menunjukkan hasil prediksi yang akan dibandingkan dengan hasil sebenarnya sebelum prediksi [8].

Menurut T. Fawcett dalam papernya yang berjudul "*An introduction to ROC analysis*", untuk mengukur performa suatu model klasifikasi, salah satu caranya yaitu dengan menggunakan *confusion matrix* [9]. Terdapat beberapa jenis hasil dalam sebuah *confusion matrix* seperti yang tertera pada Gambar 4 [9] di bawah; hasil prediksi yang benar (*True Positive* / TP), hasil yang diprediksi benar tapi sebenarnya salah (*False Positive* / FP), hasil yang diprediksi salah tapi sebenarnya benar (*False Negative* / FN), dan hasil prediksi yang benar salah (*True Negative* / TN).



Gambar 4 Struktur *confusion matrix*

Berikut beberapa rumus yang telah dijabarkan oleh T. Fawcett dalam menghitung performa klasifikasi menggunakan *confusion matrix* [9];

$$Nilai\ True\ Positive\ (TP) = \frac{TP}{\sum semua\ kasus\ positif} \quad (1)$$

$$Nilai\ True\ Negative\ (TN) = \frac{FP}{\sum semua\ kasus\ negatif} \quad (2)$$

$$Nilai\ Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Nilai\ Akurasi = \frac{TP + TN}{P + N} \quad (4)$$

$$Nilai\ Recall = \frac{TP}{P} \quad (5)$$

$$Nilai\ F - measure = \frac{2}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{recall}} \quad (6)$$

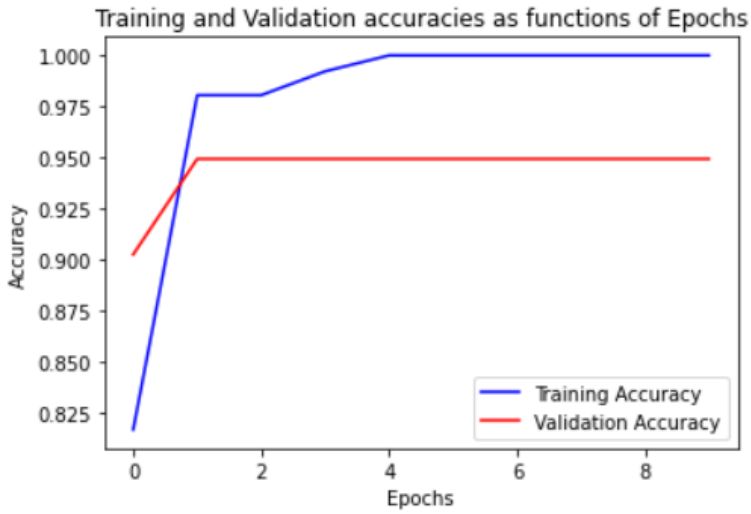
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengevaluasi model, digunakan binary cross-entropy sebagai loss function-nya. Jika deviasi dari prediksinya terlalu tinggi, maka nilai loss akan membesar. Parameter lain yang digunakan adalah fungsi optimasi yang digunakan, yaitu Adam sebagai pengoptimal bobot model saat proses pelatihan. Ada 2 parameter utama untuk memberhentikan training, yaitu fungsi *loss* dan nilai akurasi. Berikut pada Gambar 5 di bawah telah dijabarkan *epoch* / jumlah pemrosesan model terhadap dataset pada program. Dari 10 *epoch* yang telah ditentukan, ditemukan bahwa akurasi program terus bertambah dari 81,64% hingga 100%.

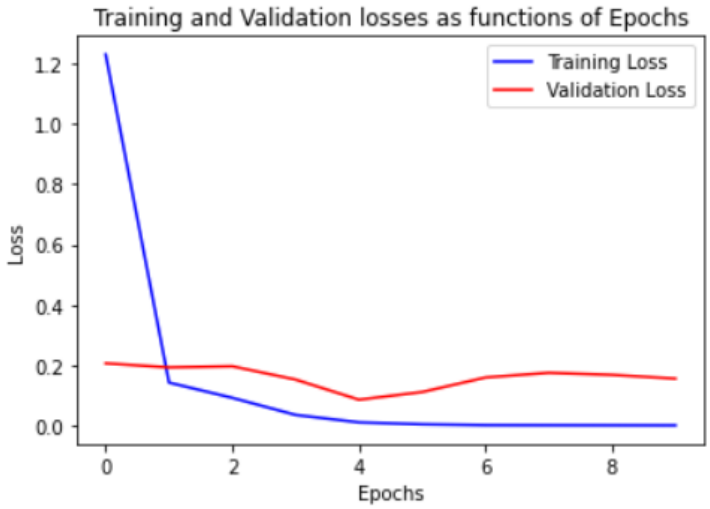
```
Epoch 1/10
8/8 [==============================] - 110s 15s/step - loss: 1.2303 - accuracy: 0.8164 - val_loss: 0.2061 - val_accuracy: 0.9023
Epoch 2/10
8/8 [==============================] - 91s 12s/step - loss: 0.1422 - accuracy: 0.9805 - val_loss: 0.1926 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 3/10
8/8 [==============================] - 91s 12s/step - loss: 0.0915 - accuracy: 0.9805 - val_loss: 0.1963 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 4/10
8/8 [==============================] - 92s 12s/step - loss: 0.0349 - accuracy: 0.9922 - val_loss: 0.1521 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 5/10
8/8 [==============================] - 93s 12s/step - loss: 0.0102 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0854 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 6/10
8/8 [==============================] - 92s 12s/step - loss: 0.0039 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1109 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 7/10
8/8 [==============================] - 92s 12s/step - loss: 0.0012 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1591 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 8/10
8/8 [==============================] - 93s 12s/step - loss: 9.2500e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1747 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 9/10
8/8 [==============================] - 91s 12s/step - loss: 7.4676e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1677 - val_accuracy: 0.9492
Epoch 10/10
8/8 [==============================] - 90s 12s/step - loss: 5.2305e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1554 - val_accuracy: 0.9492
```

Gambar 5 Hasil *epoch* model

Hasil fungsi *loss* dan nilai akurasi pada program ini ditampilkan dalam bentuk visualisasi plot pada Gambar 6 dan Gambar 7 di bawah;



Gambar 6 Plot akurasi training dan validasi *epoch*



Gambar 7 Plot hasil fungsi *loss epoch*.

Berdasarkan Gambar 6 dan Gambar 7 di atas, diketahui bahwa dataset yang digunakan sudah sangat baik untuk mewujudkan tujuan penelitian. Hasil validasi fungsi *loss* menunjukkan *epoch* training paling optimal berada pada *epoch* ke-5 di mana *validation loss* terhadap dataset testing paling rendah dan paling mendekati nilai loss *epoch* ke-5. Hasil validasi nilai akurasi menunjukkan *epoch* training paling optimal berada pada *epoch* ke-2 karena *epoch* training berikutnya tidak meningkatkan tingkat akurasi pada dataset testing. Sehingga *epoch* paling optimal untuk training dataset dengan CNN kali ini adalah sampai *epoch* ke-4 agar model tidak mengalami *underfitting* maupun *overfitting*.

```
8/8 [==============================] - 46s 6s/step - loss: 0.1554 - accuracy: 0.9492
model accuracy: 0.94921875
```

Gambar 8 Tingkat akurasi dan *loss* model

Berikut pada Gambar 8 di atas menunjukkan tingkat *loss* dan tingkat akurasi dari model VGG-16 yang telah dibuat dalam mengklasifikasi jenis kerapihan kamar. Tingkat akurasi model telah mencapai angka 94,92% yang termasuk ke dalam tingkat akurasi tinggi. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa model yang telah dibuat termasuk sangat baik dalam mendeteksi dan membuat klasifikasi citra kamar.

```
from IPython.display import Image
img_path = './images/test/0.png'
Image(img_path)
```

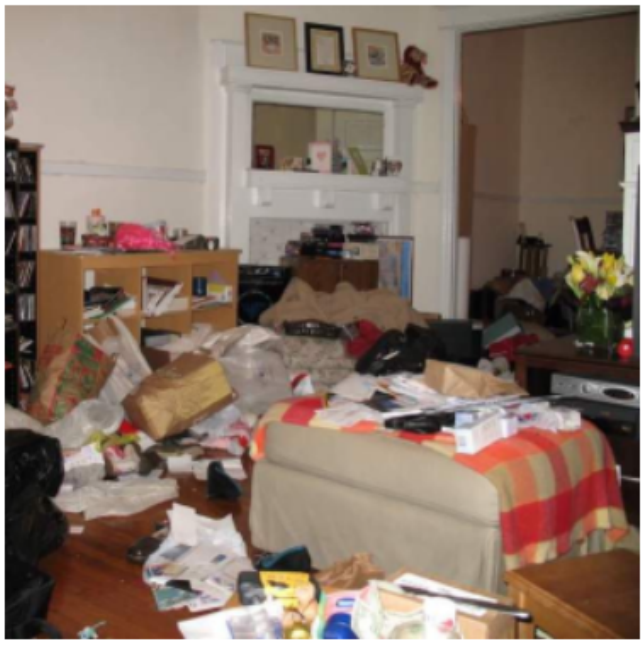
```
predict_cleanliness(img_path)
```

```
'Your room is clean'
```

Gambar 9 Hasil prediksi kamar rapih

Pada **Gambar 9** di atas, dilakukan pengujian pada program untuk membuat klasifikasi citra kamar dengan memasukkan citra dari dataset testing. Seperti yang dapat dilihat, program dapat mengklasifikasi citra kamar tersebut ke dalam jenis "ruangan rapih" dengan baik.

```
img_path = './images/test/2.png'
Image(img_path)
```



```
predict_cleanliness(img_path)
```

```
'Your room is messy'
```

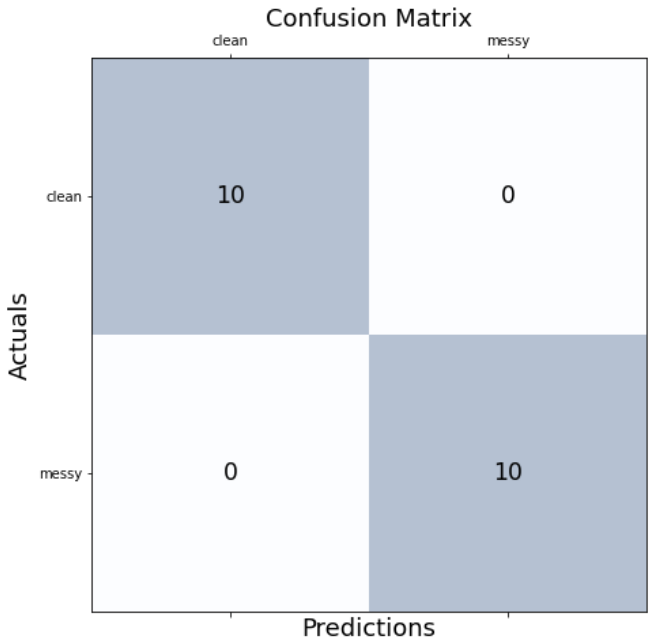
Gambar 10 Hasil prediksi kamar berantakkan

Pada Gambar 10 di atas, dilakukan pengujian program kembali pada program untuk membuat klasifikasi citra kamar dengan dataset testing. Program dapat mengklasifikasi dan mendeteksi unsur berantakan pada citra kamar dengan baik.

	precision	recall	f1-score	support
clean	1.00	1.00	1.00	10
messy	1.00	1.00	1.00	10
accuracy			1.00	20
macro avg	1.00	1.00	1.00	20
weighted avg	1.00	1.00	1.00	20

Gambar 11 Hasil *confusion matrix*

Pada Gambar 11 di atas, telah ditunjukkan hasil *confusion matrix* pada program untuk menilai hasil klasifikasi yang telah dibuat. Tingkat presisi, *recall*, nilai f1 dan *support* mencapai tingkat 100%, mengindikasikan bahwa performa program dalam membuat klasifikasi jenis kamar mendapat nilai sempurna dan akurat. Visualisasi dari *confusion matrix* tersebut dapat dilihat dalam Gambar 12 di bawah. Hasil dari visualisasi *confusion matrix* pada Gambar 12 menunjukkan bahwa dari 20 citra kamar dari dataset testing, program dapat mengkategorikan 10 citra kamar rapih (*True Positive*) dan 10 citra kamar berantakan (*True Negative*) dengan benar.



Gambar 12 Visualisasi *confusion matrix*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa program klasifikasi dengan algoritma *convolutional neural network* (CNN) dengan model VGG-16 dapat mengklasifikasikan jenis kerapihan kamar dengan tingkat akurasi tinggi, yaitu 94.92%. Metode ini dapat menjadi salah satu metode alternatif untuk membantu pihak hotel dalam menjaga kebersihan dan membuat evaluasi dalam kualitas kebersihan hotel.

Namun, kuantitas data yang digunakan untuk penelitian ini sangat sedikit dan terbatas. Masih diperlukan penelitian kembali dengan penambahan pada dataset yang digunakan agar program dapat membuat klasifikasi terhadap segala jenis citra kamar yang berbeda dari dataset.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya diberikan oleh pihak tim penulis terhadap Guanqiao Ding (https://www.kaggle.com/cdawn1) atas data citra kamar yang telah diberikan secara *open-source* pada website Kaggle.

DAFTAR PUSTAKA

[1] K. Chauhan and S. Ram, "Image Classification with Deep Learning and Comparison between Different," *International Journal of Advance Engineering and Research,* vol. 5, no. 2, pp. 533-538, 2018.

[2] I. W. Suartika E. P, A. Y. Wijaya and R. Soelaiman, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) pada Caltech 101," *JURNAL TEKNIK ITS,* vol. 5, no. 1, pp. A65-A69, 2016.

[3] K. M. Othman and A. B. Rad, "An Indoor Room Classification System for Social," *Applied Sciences,* vol. 9, no. 3, p. 470, 2019.

[4] T. Islam , N. K. Siddique , S. Rahman and T. Jabid , "Food Image Classification with Convolutional Neural Network," in *International Conference on Intelligent Informatics and BioMedical Sciences*, Bangkok, 2018.

[5] S. Giovany, A. Putra, A. S. Hariawan, L. A. Wulandhari and E. Irwansyah, "Indonesian Food Image Recognition Using Convolutional Neural Network," in *CSOC 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing*, Switzerland , 2019.

[6] R. Yamashita, M. Nishio, R.K.G. Do *et al.* "Convolutional neural networks: an overview and application in radiology". *Insights Imaging* **9,** 611–629 (2018). https://doi.org/10.1007/s13244-018-0639-9

[7] K. Simonyan, A. Zisserman. "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition". ICLR. 2015

[8] S. Visa, B. Ramsay, A. Ralescu et al. "Confusion Matrix-based Feature Selection". CEUR Workshop Proceedings. 710. p120-127 (2011).

[9] T. Fawcett. "An introduction to ROC analysis". *Pattern Recognition Letters* 27 (2006). p861-874.