

IMAGE CAPTIONING MENGGUNAKAN METODE RESNET50 DAN LONG SHORT TERM MEMORY

Marius Raka Satria¹, Jasman Pardede²
Institut Teknologi Nasional, Bandung, Indonesia

Corresponding author: rakasatria1999@mhs.itenas.ac.id



Diterima : 02/09/2022
Direvisi : 23/09/2022
Dipublikasi : 30/09/2022

Abstrak: Kesalahpahaman manusia dalam mencari makna arti dari sebuah gambar menimbulkan kebingungan. Hanya karena struktur kalimat atau penggunaan kata bermakna makna lebih dari satu yang biasa disebut ambiguitas. Ambiguitas terjadi apabila arti dari kata, frasa, atau kalimat tidak pasti, maknanya lebih dari satu. Karena adanya keterkaitan dengan kecerdasan buatan dalam membantu klasifikasi gambar untuk menghindari ambiguitas, penggunaan *Image Captioning* dimanfaatkan pada penelitian ini. *Image Captioning* menghasilkan deskripsi berbahasa alami. Mengambil makna dari sebuah gambar dibutuhkan tingkat pemahaman yang lebih tinggi dari klasifikasi dan deteksi gambar. Permasalahan yang muncul dapat diselesaikan dengan penggabungan antara kecerdasan buatan dan jaringan syaraf tiruan. Kedua metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Resnet50 dan *Long Short Term Memory*. Resnet50 berfungsi untuk klasifikasi gambar dan LSTM jaringan syaraf tiruan untuk generate *caption*. Penelitian ini menggunakan BLEU scoring satu gram untuk memberi nilai pada *caption* yang telah dibuat. *Score* BLEU tertinggi adalah 79,7455% dan akurasi tertinggi yang didapat adalah 85,74% pada 100 *epoch*.

Kata Kunci: *Image Captioning*, ResNet50, LSTM, *Deep Learning*

Abstract: Human misunderstanding in finding the meaning of an image causes confusion. The structure of the sentence or the use of words means more than one meaning is usually called ambiguity. Ambiguity occurs when the meaning of a word, phrase, or sentence is uncertain, it has more than one meaning. Due to the association with artificial intelligence in helping image classification to avoid ambiguity, the use of *Image Captioning* is used in this research. *Image Captioning* produces natural language descriptions. Taking meanings from an image require a higher level understanding of image classification and detection. The problems that arise can be solved by combining artificial intelligence and artificial neural networks. Methods that are used in this study are Resnet50 and *Long Short Term Memory*. The function of Resnet50 is used for image classification and artificial neural network LSTM to generate captions. This study used a one gram BLEU scoring to give a value to the caption that has been made. The highest BLEU score is 79.7455% and the highest accuracy obtained is 85.74% at 100 epochs.

Keywords: *Image Captioning*, ResNet50, LSTM, *Deep Learning*

PENDAHULUAN

Manusia ketika melihat sebuah gambar dapat terjadi kesalahpahaman dalam mencari makna yang menimbulkan kebingungan untuk menafsirkan arti dari gambar tersebut. Hal ini

terjadi disebabkan karena struktur kalimat maupun karena penggunaan katanya memiliki makna yang lebih dari satu atau yang biasa disebut ambiguitas. Ambiguitas adalah saat arti dari kata, frasa, atau kalimat tidak pasti, maknanya bisa lebih dari satu. Ketika ada pernyataan yang ambigu, tentu akan membingungkan pembaca dan menghalangi makna teks. Karena arti ambigu biasanya muncul sebagai kalimat dengan makna ganda atau lebih. Arti ambigu ini berkaitan dengan perbedaan penafsiran teks, yang menyebabkan ketidakjelasan atau kebingungan. Lantas, makna ambigu sering dicantumkan dalam sastra, ide, pernyataan, hingga gambar. Bahkan kata ambigu tak lepas dalam memberikan kedalaman dan kompleksitas suatu karya atau gambar (PUTRI *et al.*, 2019).

Berdasarkan kondisi tersebut berkaitan dengan visi komputer dalam membantu klasifikasi gambar untuk menghindari ambiguitas. Dalam beberapa tahun terakhir, visi komputer di bidang pemrosesan gambar telah membuat kemajuan yang signifikan, seperti klasifikasi gambar dan deteksi objek. Manfaat dari kemajuan pada bidang klasifikasi gambar dan deteksi objek menjadi memungkinkan untuk secara otomatis menghasilkan satu kalimat atau lebih untuk menjelaskan konten visual dari suatu gambar, yang dikenal sebagai *Image Captioning*. Membuat deskripsi gambar yang lengkap dan alami secara otomatis memiliki manfaat yang besar, seperti pada pembuatan judul yang dilampirkan pada gambar berita, deskripsi yang terkait dengan gambar medis, pengambilan gambar berbasis teks, informasi gambar, interaksi manusia-robot. Dengan mendapat informasi berupa deskripsi teks dari konten visual seperti gambar, maka informasi yang diperoleh akan lebih mudah diolah (Dubey & N, 2020).

Menghasilkan deskripsi dengan bahasa alami yang memiliki makna dari sebuah gambar membutuhkan tingkat pemahaman yang lebih tinggi dari klasifikasi dan deteksi gambar. Permasalahan tersebut sangat menarik karena menghubungkan antara *Computer Vision* dan *Natural Language Processing* yang merupakan dua bidang utama dalam Kecerdasan Buatan. Penelitian ini, akan menggunakan dua metode yaitu RESNET50 dan *Long Short Term Memory* (LSTM). RESNET50 berfungsi untuk klasifikasi gambar seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan jaringan-jaringan yang lebih mendalam LSTM yang merupakan sebuah jaringan syaraf berulang akan digunakan untuk generate *caption* (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

ResNet adalah jenis deep network berbasis pembelajaran residual. Pembelajaran semacam ini dapat memfasilitasi pelatihan jaringan dengan mempertimbangkan input layer sebagai referensi (Faiyaz Khan *et al.*, 2021). ResNet-50 adalah salah satu varian ResNet yang memiliki 50 layer. Jika pada varian ResNet sebelumnya dilakukan skip connection sebanyak 2 layer, maka ResNet-50 melewati 3 layer dan terdapat 1 X 1 convolution layer (Miranda, Novamizanti, & Rizal, 2020).

Long Short Term Memory Neural Network (LSTM) merupakan salah satu jenis RNN. LSTM menyimpan informasi terhadap pola-pola pada data. LSTM dapat mempelajari data mana saja yang akan disimpan dan data mana saja yang akan dibuang, karena pada setiap neuron LSTM memiliki beberapa gates yang mengatur memori pada setiap neuron itu sendiri.

LSTM banyak digunakan untuk pemrosesan teks, video, dan data time series (Wildan, Aldi, & Aditsania, 2018).

Dalam menguji seberapa baik deskripsi yang dihasilkan dari hasil *caption* ini akan dievaluasi dengan skor BLEU. BLEU (*Bilingual Evaluation Understudy*) adalah pengukuran perbedaan antara terjemahan otomatis dan satu atau beberapa terjemahan referensi yang dibuat manusia dari kalimat sumber yang sama (Callison-Burch, Osborne, & Koehn, 2006). Sesuai dengan visi komputer dalam mempermudah dalam klasifikasi gambar, maka sangat baik menjadi solusi untuk membantu menghindari ambiguitas dalam mengklasifikasi gambar menggunakan bantuan komputer. Penggunaan metode ResNet50 dan LSTM ini merupakan salah satu langkah yang diambil untuk menjadi solusi dalam membantu menghindari ambiguitas pada klasifikasi gambar. Deskripsi gambar yang muncul dalam bahasa Inggris tertata senatural mungkin dan selanjutnya di evaluasi menggunakan *score* BLEU. Maka dengan itu penulis memiliki judul penelitian “*IMAGE CAPTIONING MENGGUNAKAN METODE RESNET50 DAN LONG SHORT TERM MEMORY*” yang dapat dijadikan sebagai acuan penelitian selanjutnya yaitu mengenai program komputer yang dapat membuat hasil *score* yang optimal.

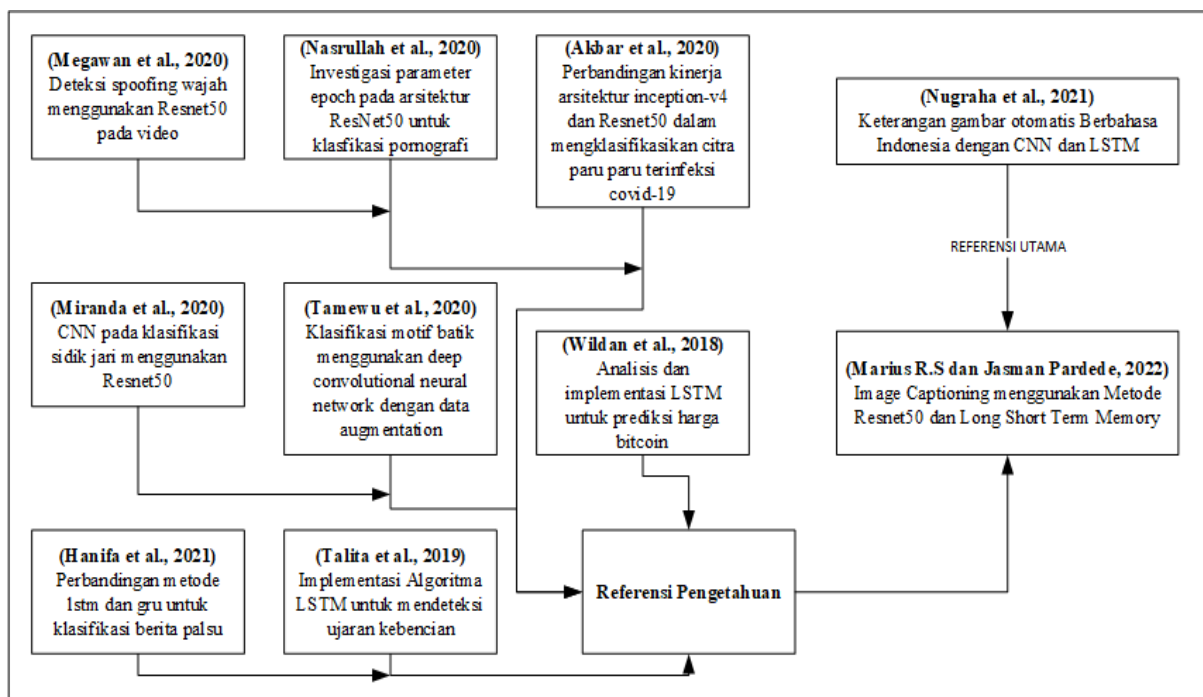
KAJIAN PUSTAKA

Penelitian ini melibatkan beberapa pustaka yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan, dimana mengacu kepada penelitian yang dilakukan sebelumnya yang memiliki kesamaan dengan penelitian yang di tulis oleh penulis diantaranya adalah sebagai berikut :

1. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Nugroho & Hidayatullah, 2021) Melakukan penelitian “Keterangan gambar otomatis Berbahasa Indonesia dengan CNN dan LSTM” Penelitian ini menggunakan dataset gambar dari MSCOCO. Penelitian ini menggunakan dua buah metode yaitu CNN dan LSTM untuk menghasilkan *caption* dari gambar. Beberapa *caption* sesuai dengan gambar yang ditampilkan dan hasil *caption* yang didapat pada penelitian ini memperoleh skor BLEU terbaik pada BLEU-4 dengan skor 0.60, BLEU-4 secara *default* menghitung skor kumulatif dari 4-gram BLEU.
2. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Sunario Megawan & Wulan Sri Lestari, 2020) Melakukan Penelitian “Deteksi *Spoofing* Wajah Menggunakan Faster R-CNN dengan Arsitektur Resnet50 pada Video” Pada makalah ini dilakukan proses membangun model yang dapat digunakan untuk mendeteksi wajah *spoof* dan *non-spoof* pada video menggunakan algoritme Faster R-CNN dengan arsitektur Resnet50. Faster R-CNN merupakan salah satu algoritme yang unggul dalam menyelesaikan berbagai persoalan deteksi objek. Dataset yang digunakan adalah *Replay-Attack Database* yang disediakan oleh *Idiap Dataset Distribution Portal*. Pada tahap training digunakan 360 video *spoof* dan *non-spoof*. Rata-rata nilai akurasi yang dihasilkan pada tahap training adalah 97,07%, dengan jumlah *epoch* sebanyak 21. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dihasilkan berhasil menentukan bounding box dengan akurat dan mendeteksi *spoof* dan *non-spoof* wajah pada video dengan efektif.
3. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Miranda *et al.*, 2020) Melakukan penelitian

- “*Convolutional Neural Network* Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan RESNET-50”. Penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan model arsitektur Residual Network-50 (ResNet-50) untuk mengembangkan sistem klasifikasi sidik jari. Dataset yang digunakan diperoleh dari website *National Institute of Standards and Technology* (NIST) berupa citra sidik jari grayScale 8-bit. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pemrosesan awal *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dalam model CNN dapat meningkatkan performa akurasi dari sistem klasifikasi sidik jari sebesar 11,79%. Pada citra tanpa CLAHE diperoleh akurasi validasi 83,26%, sedangkan citra dengan CLAHE diperoleh akurasi validasi 95,05%.
4. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Wildan *et al.*, 2018) Melakukan penelitian “Analisis dan Implementasi *Long Short Term Memory* Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin” Sistem yang dibangun pada penelitian ini adalah menggunakan metode jaringan syaraf tiruan yaitu dengan menggunakan arsitektur *Long Short Term Memory* Neural Networks. Namun teknik ini memerlukan parameter yang tepat untuk mendapatkan hasil prediksi yang akurat. Dalam tugas akhir ini menganalisis beberapa parameter seperti jumlah pola *time series*, jumlah neuron hidden, max *epoch*, dan komposisi data latih dan uji terhadap akurasi prediksi yang didapatkan. Hasil analisis menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu memprediksi harga Bitcoin dengan baik, dengan rata-rata tingkat akurasi sebesar 93.5% terhadap data *testing*.
 5. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Akbar *et al.*, 2020) Melakukan penelitian “Perbandingan Kinerja Arsitektur *Inception-v4* Dan ResNet-50 Dalam Mengklasifikasikan Citra Paru-Paru Terinfeksi Covid-19” Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini adalah *Inception-v4* dan ResNet-50. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja kedua arsitektur dalam mengklasifikasikan citra *X-ray* paru-paru terinfeksi COVID-19 maupun normal. Performa model diukur berdasarkan akurasi, F-1 score, luas area dibawah kurva ROC, dan kecepatan komputasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur *Inception-v4* dan ResNet-50 memiliki performa yang sangat baik pada *learning rate* 10-4 dan 10-5 dengan akurasi mencapai di atas 96%, dan nilai F-1,serta luas area dibawah kurva ROC yang mendekati 1. Performa terbaik ditunjukkan oleh *Inception-v4* pada *learning rate* 10-5 dengan akurasi sebesar 98,16%, F-1 score bernilai 0,99 dan nilai luas area dibawah kurva ROC adalah 0,9982. Namun, model *Inception-v4* dengan *learning rate* 10-3 memiliki performa yang buruk. Kecepatan komputasi arsitektur *Inception-v4* pada proses pelatihan model jauh lebih lambat daripada ResNet-50. Secara keseluruhan, performa semua model sudah sangat baik, kecuali *Inception-v4* dengan *learning rate* 10-3.
 6. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Nashrullah *et al.*, 2020) Melakukan penelitian “Investigasi Parameter *Epoch* Pada Arsitektur ResNet- 50 Untuk Klasifikasi Pornografi” Pada penelitian kali ini dikembangkan sistem pendeteksi konten pornografi berbasis klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 untuk mengatasi permasalahan sebelumnya. Dalam proses perancangan model sistem, diterapkan berbagai konfigurasi *epoch* dan didapatkan bahwa performa dari sistem

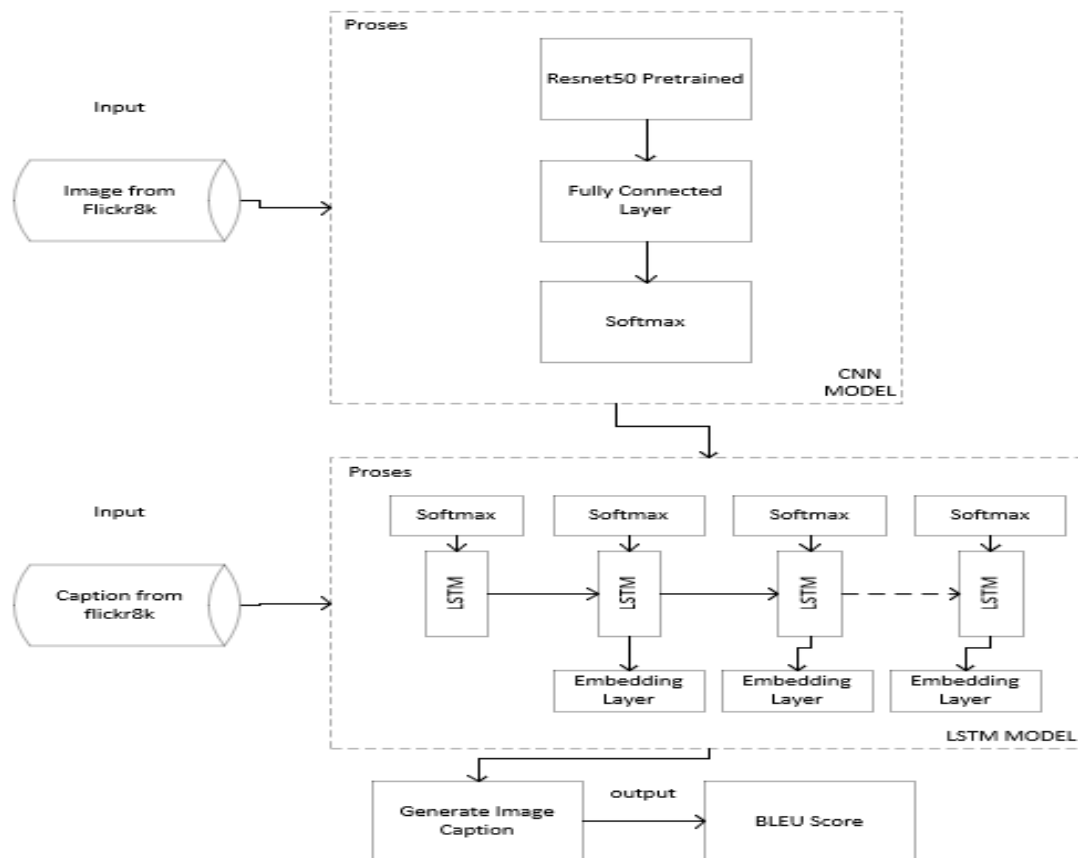
- memiliki kecenderungan untuk meningkat seiring dengan penambahan *epoch*. Performa terbaik diraih oleh sistem pada konfigurasi *epoch* 60 dengan akurasi 91,033%.
7. Di dalam penelitian yang dilakukan oleh (Yudistira *et al.*, 2020) Melakukan penelitian “Deteksi Covid-19 Pada Citra Sinar-X Pada Menggunakan *Deep Learning* Yang Efisien” penuh namun mempunyai kemampuan deteksi yang mumpuni. Kami menggunakan 1125 citra sinar-X dan mencapai akurasi 86.93 % dengan jumlah parameter model yang 18.55 kali lebih sedikit dari *EfficientNet* dan 22.36 kali lebih sedikit Memori yang diperlukan oleh masing-masing arsitektur CNN tersebut untuk melakukan sekali deteksi berhubungan secara linier dengan jumlah parameternya dimana *ShuffleNet* hanya memerlukan memori GPU sebesar 0.646 GB atau 0.43 kali dari ResNet50, 0.2 kali dari *EfficientNet*, dan 0.53 kali dari *FullConv*. Lebih lanjut, *ShuffleNet* melakukan deteksi paling cepat yaitu sebesar 0.0027 detik.
 8. Di dalam penelitian yang dilakukan (Tumewu *et al.*, 2020) Melakukan penelitian “Klasifikasi Motif Batik menggunakan metode *Deep Convolutional Neural Network* dengan *Data Augmentation*” Penelitian klasifikasi motif batik ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur Resnet untuk mengenali pola pada motif batik. Selain itu, pada dataset akan diterapkan *augmentasi Scale*, *Random Erase*, *Rotation*, dan *Flip*. Hasil pengujian menunjukkan CNN dengan penggunaan *Data Augmentation* pada *training dataset* memberikan akurasi hingga 84,52% pada Resnet- 18 dan 81,90% pada Resnet-50. Adapun pada penggunaan dataset dengan *augmentasi Rotation* memberikan peningkatan akurasi sebesar 4,06%, *augmentasi Random Erase* memberikan peningkatan sebesar 9,38%, *augmentasi Scale* sebesar 6,52%, dan pada *augmentasi Flip* sebesar 8,58%.



Gambar 1. Peta Penelitian

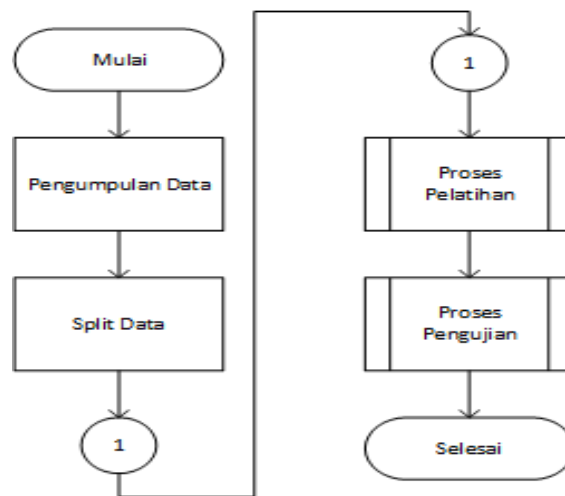
METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini, metode penelitian membahas mengenai metode pengumpulan data dan metode simulasi lengkap dengan blok diagram keseluruhan dari penelitian yang dilakukan, *flowchart* program, dan studi kasus dari penelitian ini.



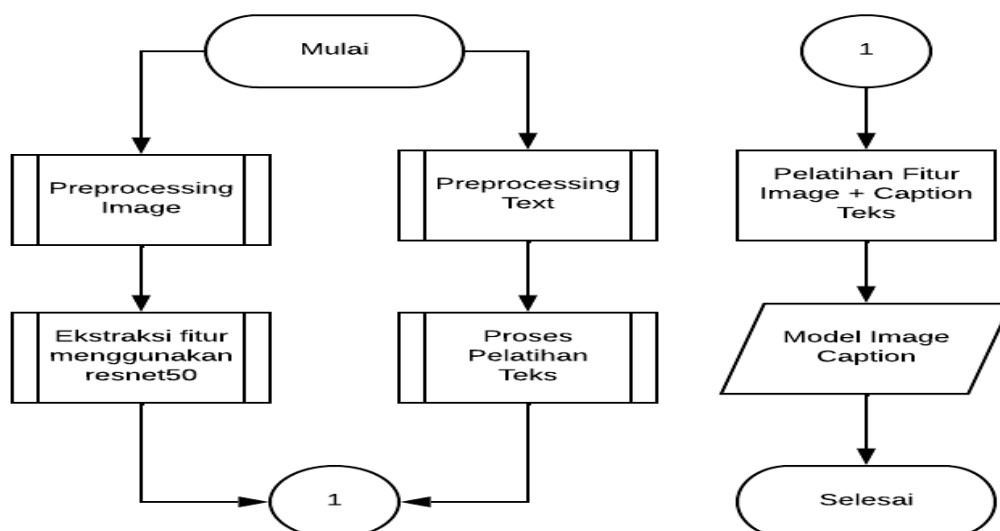
Gambar 2. Blok Diagram Sistem

Sistem mulai dari *input* gambar, CNN Model, kemudian *input caption* lalu LSTM Model yang selanjutnya fungsi generator dari gambar dan kemudian *prediksinya* melihat nilai BLEU dan menjadi *Output sistem* yang dianalisis. Tahapan-tahapan penjelasan dari sebuah usecase adalah studi kasus, dimana studi kasus dalam penelitian ini dimulai dari memasukkan *data* gambar dari drive, lalu *me-running* ResNet 50 dimana *data* gambar diambil dari Flickr 8K, RESNET50 yang mensimulasi berfungsi untuk klasifikasi 8000 gambar dengan metode CNN method, dan lengkap juga dengan disediakannya *caption* dari Flickr 8K *dataset* yang kemudian diolah dengan LSTM model, LSTM yang merupakan sebuah jaringan syaraf berulang akan digunakan untuk *generate caption* yang selanjutnya akan dihitung nilai *score* BLEU yang akan dianalisis *Outputnya* berdasarkan *Epoch* yang beragam pada gambar yang berbeda-beda maka akan menghasilkan nilai BLEU yang beragam.



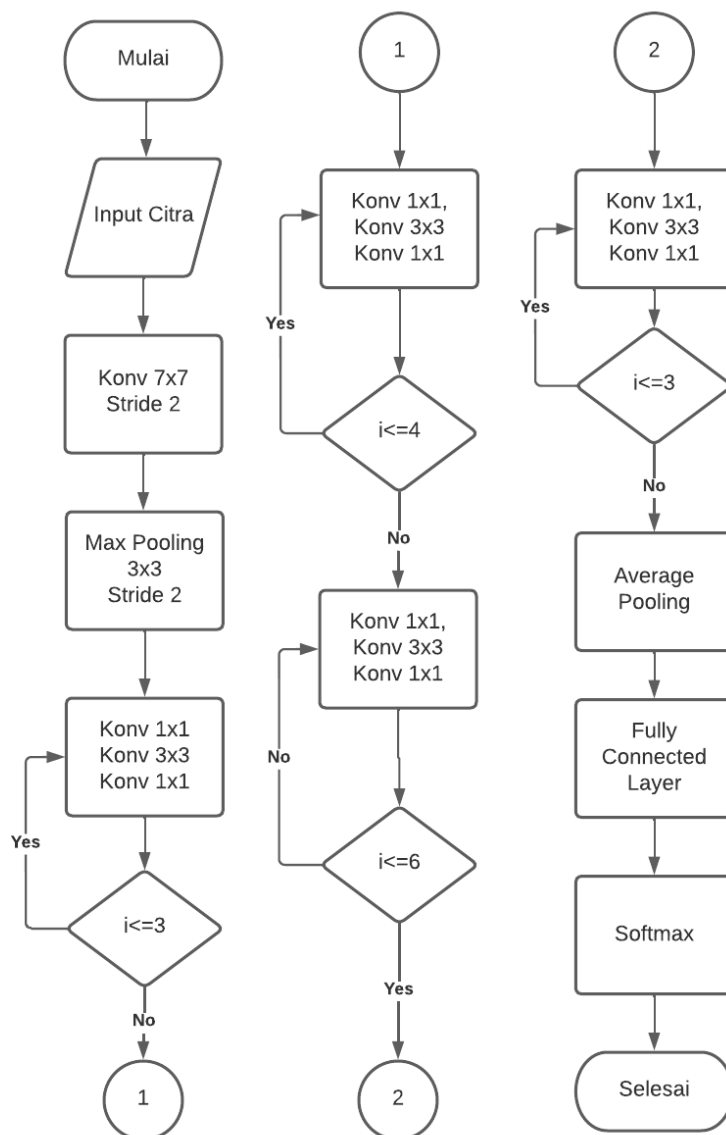
Gambar 3. Flowchart Sistem

Pada penelitian ini penulis menggunakan *dataset* yang bernama Flickr 8K dimana *dataset* tersebut didapatkan dari *website* github <https://github.com/jbrownlee>. *Dataset* flickr8k berisikan delapan ribu gambar beserta *caption* pada setiap gambarnya. *Caption* yang terdapat pada *dataset* ini berupa lima kalimat berbeda yang mendeskripsikan sebuah gambar pada setiap gambar pada *dataset*. Selanjutnya adalah membagi *data* menjadi *data training* dan *validation* yang masing-masing dengan perbandingan 80:20 sehingga sejumlah 4000 adalah *training* dan 1000 adalah *validation*, kemudian untuk *data* dipilih secara acak. *Data training*, *data* yang khusus digunakan untuk proses training. *Data validasi*, *data* yang digunakan untuk proses perhitungan akurasi dan *loss* pada saat *training* Pengambilan sampel secara acak. Metode pengambilan sampel *data* ini melindungi proses pemodelan *data* dari bias terhadap kemungkinan karakteristik *data* yang berbeda Namun, pemisahan acak mungkin memiliki masalah mengenai distribusi *data* yang tidak merata.



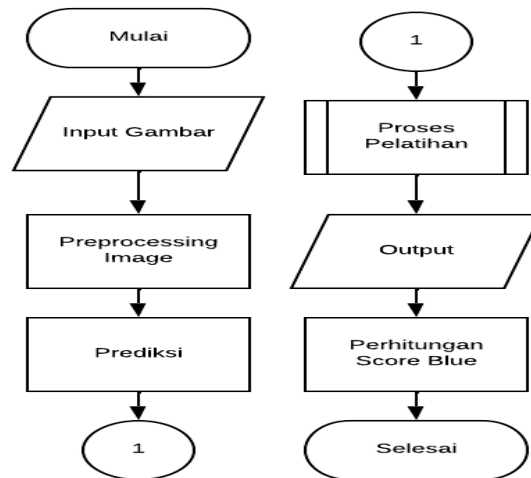
Gambar 4. Proses Pelatihan

Terdapat proses pelatihan dimana didalamnya terdapat sub-sub proses seperti *preprocessing image*, *preprocessing text*, ekstraksi fitur resnet50, proses pelatihan teks. Pada selanjutnya dilanjutkan proses pelatihan fitur *image* dan *caption* teks lalu dilanjutkan proses model *image caption*. Terdapat *flowchart preprocessing image* yakni terdapat konversi citra BGR ke RGB kemudian Setelah melakukan ekstraksi lalu langkah selanjutnya adalah *preprocessing* teks dan melakukan tokenisasi. Tujuannya untuk mendapatkan setiap kosa kata, lalu dari kosa kata tersebut dipilih 5000 kosa kata yang tertinggi.



Gambar 5. Flowchart Ekstraksi Fitur ResNet-50

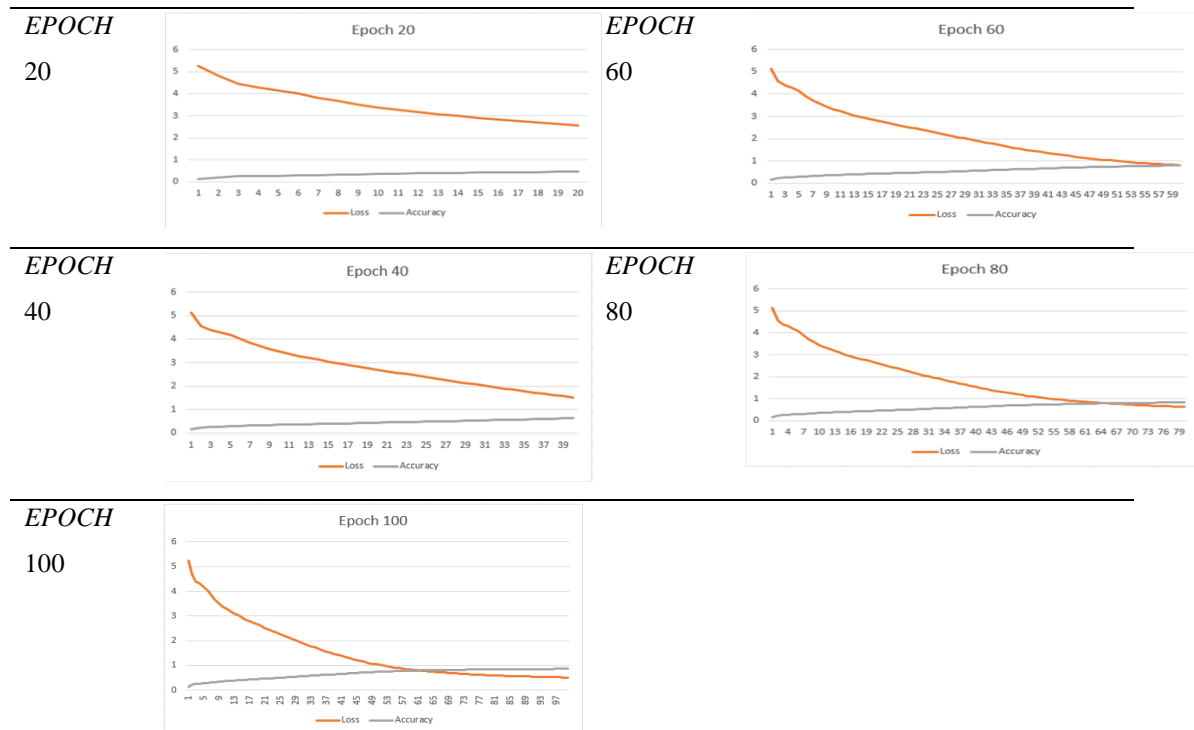
Terdapat ekstraksi fitur ResNet-50 yang berupa *flowchart*, dalam ResNet50 ini pula terdapat operasi operasi seperti konvolusi citra, *max pooling*, *average pooling*, *Fully Connected layer*, dan *Softmax*.



Gambar 6. Proses Pengujian

Terdapat *flowchart* proses pengujian, berawal dari *input* gambar lalu masuk kedalam *preprocessing image*, lalu *prediksi*, kemudian masuk kedalam sub proses pelatihan, lalu mengeluarkan *output* dan hasil *output* dihitung *score bluenya*.

HASIL DAN PEMBAHASAN



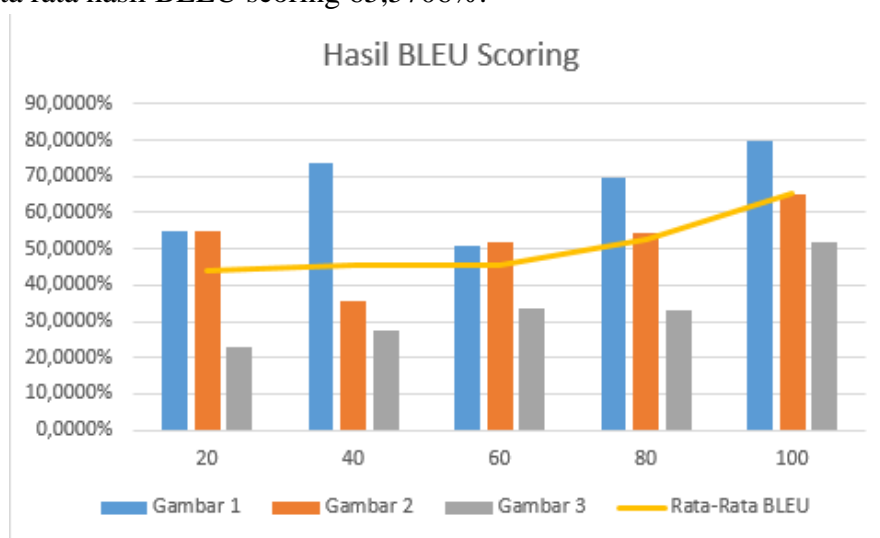
Gambar 7. Loss and Accuracy Epoch

Pada gambar dan grafik *epoch* 100 memerlukan waktu selama 3486 detik dan menghasilkan *loss* 0,5026 *accuracy* 0,8574. *Epoch* 100 ini adalah hasil yang paling tinggi diantara *epoch epoch* lainnya, dilihat dari nilai *loss* yang paling kecil dan nilai *accuracy* yang plaing besar.

Tabel 1. Analisis Hasil Bleu Scoring

Jumlah Epoch	Gambar 1	Gambar 2	Gambar 3	Rata-Rata BLEU
20	54,9100%	54,6633%	22,8942%	44,1558%
40	73,6923%	35,4948%	27,5687%	45,5853%
60	50,8133%	51,6973%	33,7646%	45,4251%
80	69,8534%	54,4518%	33,2602%	52,5218%
100	79,7455%	65,0059%	51,9603%	65,5706%

Pada tabel analisis hasil BLEU scoring terdapat perbandingan hasil bleu diantara gambar 1, gambar 2, dan gambar 3 pada setiap perbedaan *epoch*. *Epoch* yang tertera adalah *epoch* 20, 40, 60, 80, dan 100. *Epoch* yang mendapatkan nilai terbesar adalah *epoch* 100 yakni memiliki rata rata hasil BLEU scoring 65,5706%.



Gambar 8. Grafik hasil BLEU Scoring

Pada hasil BLEU Scoring ini terlihat bahwa semakin besar *epoch* maka akan smakin besar juga hasil BLEU scoringnya. Hasil BLEU scoring juga tergantung pada gambar yang diuji, gambar yang dilatih, gambar yang berada pada *dataset*, jumlah gambar yang ada di *dataset*.

KESIMPULAN DAN SARAN

Implementasi dan pengujian *Image Captioning* menggunakan Metode ResNet50 dan *Long Short Term Memory* dapat dilakukan dengan hasil yang sudah dipaparkan. Dalam pengaplikasiannya *Image Captioning* memiliki langkah yang penting yaitu preprocessing, split

data, pembuatan model, training, *caption* dan validasi, hingga analisis output. Pada analisis output dilakukan analisis hasil *blue scoring* pada setiap perbedaan gambar dan jumlah *epoch*. Agar dapat mengukur perbedaan hasil BLEU *scoring* dari perbedaan gambar dan perbedaan jumlah *epoch*. Hasil *score* BLEU menunjukkan bahwa *score* terbesar bernilai 79,7455% pada *Epoch* 100 dan Gambar kesatu. Mengganti dataset gambar yang lebih lengkap dan banyak gambarnya. Mengganti *dataset text* menjadi berbahasa indonesia. Melakukan scoring lebih dari 1 jenis *scoring* agar lebih akurat untuk menilai metode. Perlu dikembangkan kembali sehingga hasil *score* optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, S. N. A. F., Hendra, & Supri Bin Hj. Amir. (2020). *PERBANDINGAN KINERJA ARSITEKTUR INCEPTION-V4 DAN RESNET-50 DALAM MENGLASIFIKASIKAN CITRA PARU-PARU TERINFEKSI COVID-19*. 2.
- Miranda, N. D., Novamizanti, L., & Rizal, S. (2020). *Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan Resnet-50*. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 1(2), 61–68. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2020.1.2.18>
- Nashrullah, F., Adhi, S., & Budiman, G. (2020). *Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet- 50 Untuk Klasifikasi Pornografi*. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1–8.
- Nugroho, A. M., & Hidayatullah, A. F. (2021). *Keterangan Gambar Otomatis Berbahasa Indonesia dengan CNN dan LSTM*. *Automata*, 2(1), 0–3.
- Sunario Megawan, & Wulan Sri Lestari. (2020). *Deteksi Spoofing Wajah Menggunakan Faster R-CNN dengan Arsitektur Resnet50 pada Video*. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(3), 261–267. <https://doi.org/10.22146/.v9i3.231>
- Talita, A. S., & Wiguna, A. (2019). *Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Mendeteksi Ujaran Kebencian (Hate Speech) Pada Kasus Pilpres 2019*. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 19(1), 37–44. <https://doi.org/10.30812/matrik.v19i1.495>
- Tumewu, S. F., Setiabud, D. H., & Sugiarto, I. (2020). *Klasifikasi Motif Batik menggunakan metode Deep Convolutional Neural Network dengan Data Augmentation*. *Jurnal Infra*, 8(2), 189–194.
- Wildan, M., Aldi, P., & Aditsania, A. (2018). *Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin*. *E-Proceeding of Engineering*, 5(2), 3548–3555.
- Yudistira, N., Widodo, A. W., & Rahayudi, B. (2020). *Deteksi Covid-19 pada Citra Sinar-X Dada Menggunakan Deep Learning yang Efisien*. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(6), 1289. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2020763651>