

Analisa Perbandingan Algoritma Klasifikasi Studi Kasus: Prediksi Area Rawan Kebakaran di DKI Jakarta

Rafika Awaliah¹, Devi Fitriana²

¹Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Mercu buana, Jakarta.

Teknik Informatika, Universitas Mercu buana, Jakarta.

¹Jln.Tawang Mangu I No.31, Kota Jakarta Barat, 11710, Indonesia

^{2,3}Jln. Informatika, Kota Jakarta, 52142, Indonesia

email: ¹rafikaawaliah@gmail.com, ²devi.fitriana@mercubuana.ac.id.

Abstract —

Fire is a catastrophic event that often occurs in urban areas where fires can not predict the cause and when the disaster will occur, with preparation and early warning is one of the efforts to prevent fire disasters. The problem that is often faced is that the community is not well informed about fire prevention in the area. The increase in these fire prone areas requires fire protection efforts. Fires in DKI Jakarta require special attention in overcoming fires. One of the fire prevention efforts is by providing mitigation measures for areas identified as prone areas and providing information to the government regarding strategies to be implemented for areas prone to fires. Based on this, this study applies the data mining method to compare the performance of the Multilayer Perceptual and Convolutional Neural Network algorithms from various experiments to find the algorithm that has the highest accuracy with the right prediction in classifying fires as fire duration, namely short, medium or long. evaluation using cross validation and confusion matrix. The results of the comparison of the use of the two algorithms show that the Multilayer Perceptron with an accuracy of 99%, the Epoch result with the best accuracy result on the epoch 50 is 99.61% and the cross validation uses 10 fold for an accuracy validation value of 98.12%. While the Convolutional Neural Network algorithm with an accuracy of 97%, Epoch results with the best accuracy results on epoch 50, namely 97.5% and cross validation using 20 fold for an accuracy validation value of 86.52%. From the results of the dataset, it shows that the Multilayer Perceptron algorithm is more superior than the Convolutional Neural Network algorithm. For further development, this study can be continued as a model in an early warning application for fire disasters in DKI Jakarta.

Abstrak – Kebakaran merupakan sebuah kejadian bencana yang sering terjadi di perkotaan kebakaran yang terjadi tidak dapat di prediksi penyebabnya dan kapan terjadinya bencana itu datang, dengan persiapan dan peringatan dini adalah salah satu upaya pencegahan bencana kebakaran. Masalah yang sering dihadapi adalah masyarakat yang kurang informasi terhadap pencegahan kebakaran di daerah tersebut. Meningkatnya di daerah rawan kebakaran tersebut membutuhkan upaya perlindungan kebakaran. Kebakaran di DKI Jakarta membutuhkan perhatian khusus dalam menanggulangi kebakaran. Salah satu upaya pencegahan kebakaran yaitu dengan memberikan langkah-langkah mitigasi terhadap daerah yang teridentifikasi sebagai daerah rawan dan memberikan informasi kepada pemerintah terkait strategi yang akan dilakukan untuk daerah yang rawan kebakaran. Berdasarkan

*) penulis korespondensi: Rafika Awaliah

Email: rafikaawaliah@gmail.com

hal tersebut penelitian ini mengaplikasikan dengan metode data mining untuk membandingkan kinerja algoritma *Multilayer Perceptron* dan *Convolutional Neural Network* dari berbagai eksperimen untuk menemukan algoritma yang memiliki akurasi tertinggi dengan prediksi yang tepat dalam mengklasifikasikan kebakaran sebagai durasi kebakaran yaitu sebentar, sedang atau lama. Proses klasifikasi di evaluasi dengan menggunakan *cross Validation* dan *Confusion matrix*. Dari hasil perbandingan penggunaan kedua algoritma menunjukkan bahwa *Multilayer Perceptron* dengan akurasi sebesar 99% , Hasil *Epoch* dengan hasil akurasi terbaik pada epoch 50 yaitu 99.61% dan *cross validation* menggunakan 10 fold untuk nilai validasi akurasi sebesar 98.12%. Sedangkan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan akurasi sebesar 97% , Hasil *Epoch* dengan hasil akurasi terbaik pada epoch 50 yaitu 97.5% dan *cross validation* menggunakan 20 fold untuk nilai validasi akurasi sebesar 86.52%. Dari Hasil dataset tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Multilayer Perceptron* lebihungguli dari pada algoritma *Convolutional Neural Network*. Untuk pengembangan berikutnya, studi ini bisa dilanjutkan menjadi model dalam sebuah aplikasi peringatan dini terhadap bencana kebakaran di DKI Jakarta.

Kata Kunci – Kebakaran, Neural Network, DKI, Jakarta.

I. PENDAHULUAN

Kebakaran merupakan sebuah kejadian bencana yang sering terjadi di perkotaan kebakaran yang terjadi tidak dapat di prediksi penyebabnya dan kapan terjadinya bencana itu datang, dengan persiapan dan peringatan dini adalah salah satu upaya pencegahan bencana kebakaran[1]. Diperkotaan atau pemukiman umumnya terjadi pada wilayah kota yang intensitas memiliki permukiman padat atau permukiman kumuh, Karena dikondisikan pemukiman tersebut tidak tertata dengan baik. Selain itu permukiman tersebut dibangun dengan material dan disain yang tidak memenuhi untuk keamanan terhadap bahaya kebakaran[2].

Provinsi DKI Jakarta merupakan perkotaan yang sering mengalami sebuah bencana kebakaran. Menurut pendataan yang diperoleh dari Data Dinas kebakaran dan penyelamatan Provinsi DKI Jakarta, Pada tahun 2014, provinsi DKI Jakarta mengalami sebuah tragedi bencana kebakaran sebanyak 1020 kasus. Kemudian pada tahun 2015, Kasus kebakaran pada DKI jakarta meningkat sebesar 52,83% yaitu menjadi 1559 kasus. Dan Data dinas penanggulangan kebakaran dan penyelamatan

dalam kurung 4 tahun yaitu pada periode tahun 2014 – 2016 telah terjadi sebanyak 5521 kasus diantaranya 46% terjadi di daerah perumahan, 23% terjadi pada bangunan umum dan perdagangan, 17% terjadi pada instalasi luar gedung, 11% terjadi pada kasus kebakaran kendaraan, dan 3% terjadi pada kawasan industri[3]. Penyebab terjadi bencana kebakaran di DKI Jakarta sebesar 82% dan mengakibatkan korsleting listrik, adapun, kebakaran itu disebabkan oleh kompor, gas, rokok, dan lilin. Hasil data tersebut, diketahui dengan kasus kebakaran di DKI Jakarta bahwa kebakaran tersebut membutuhkan perhatian khusus.[4].

Banyaknya jumlah sarana fisik bangunan mengakibatkan semakin peluang terjadinya bahaya kebakaran dan jarak daerah cukup padat tidak ada jarak di antara rumah-rumah yang padat penduduk[5]. Masalah yang sering dihadapi adalah masyarakat yang kurang informasi terhadap penanganan kebakaran di daerah tersebut, Masyarakat yang ikut menjadi suka rela dalam kurangnya sumber daya, kurangnya komunikasi, dan peran serta masyarakat [6]. Data menunjukkan bahwa kasus kebakaran di DKI Jakarta membutuhkan perhatian khusus. Meningkatnya kasus kebakaran tersebut membutuhkan upaya perlindungan kebakaran. Berdasarkan dalam upaya pencegahan yaitu dengan melakukan studi prediksi terhadap potensi kebakaran yang ada di DKI Jakarta. Studi prediksi yang dilakukan bisa menggunakan data-data fitur area dan kependudukan yang ada. Studi prediksi ini menggunakan pendekatan metode data mining yaitu studi klasifikasi dan prediksi[7].

Penelitian rawan kebakaran di DKI Jakarta yaitu menggunakan perbandingan klasifikasi algoritma dengan membandingkan metode *Multilayer Perceptron* dan *convolutional neural network*[8]. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak pemerintahan DKI Jakarta dalam menangani daerah rawan kebakaran untuk dijadikan sebagai data masukan dalam memprediksi atau melakukan mitigasi kepada masyarakat secara tepat dengan menggunakan metode klasifikasi[9]. Dalam meningkatkan pencegahan resiko kebakaran di DKI Jakarta, maka dengan aspek yang perlu diperhatikan yaitu kesiapan informasi kepada masyarakat supaya mereka lebih berhati-hati dalam melakukan mitigasi apabila terjadi kebakaran dan peningkatan pencegahan dalam peristiwa kebakaran dini dengan meliputi: menjauhkan barang material yang mudah terbakar, lalu mematikan listrik secepatnya apabila terjadi korsleting listrik, matikan kompor gas bilamana akan meninggalkan ruang masuk dan tidak takut bila terjadi peristiwa bencana kebakaran. Pada penelitian ini, diimplementasikan pengukuran jarak dengan menentukan durasi kebakaran yaitu sebentar, sedang atau lama menggunakan metode *Multilayer Perceptron* dan *convolutional neural network*. Berdasarkan perbandingan dengan tingkat akurasi dari masing-masing algoritma dengan mengetahui metode yang terbaik.[10].

II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Dalam bermacam metode yang dapat digunakan untuk melakukan sebuah pencitraan digital yaitu dengan menggunakan deep learning. Metode yang paling terkenal untuk saat ini adalah *Multilayer Perceptron*. Salah satu

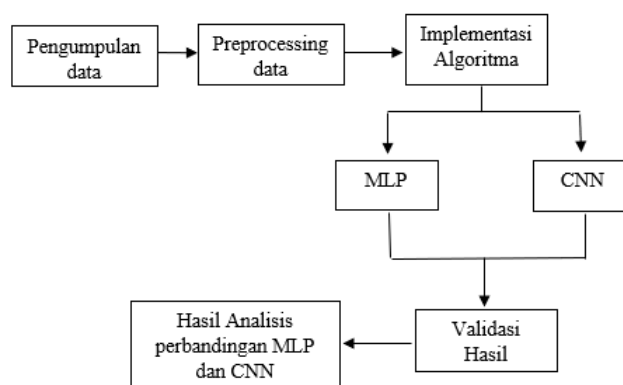
penelitian yang dilakukan oleh[11] yaitu melakukan sebuah klasifikasi untuk memprediksi produksi pada untuk memproses prediksi yang dilakukan sesuai dengan arsitektur model prediksi, yaitu dengan parameter epoch, momentum, learning rate, hidden layer untuk menghasilkan sebuah keakuratan yang tinggi. Hasil temuan yang diperoleh yaitu berupa arsitektur yang optimal untuk melakukan prediksi dengan menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron*. Data hasil pengujian sistem sebuah prediksi padi yang terdiri dari 75 kali dengan sebuah pengujian pada 19 daerah di Sumatra Barat, diperoleh dengan tingkat akurasi sebesar 88,14% atau dengan tingkat error yang relatif rendah yaitu 11.86%.

Model deep learning lain yang dapat digunakan ialah algoritma *Convolutional Neural Network* pada pengolahan yang dilakukan oleh[12] Metode klasifikasi yang akan digunakan adalah *Convolutional Neural Network*. Hasil analisis sentimen data tweet menggunakan CNN lebih baik dibandingkan metode SVM untuk keseluruhan kelas [4]. Antara metode *convolutional neural network* (CNN), LSTM, dan *distributed CNN*, dalam melakukan klasifikasi emosi pada data hasil *speech recognition* didapat nilai akurasi paling baik adalah *distributed CNN* sebesar 86,65%, CNN sebesar 86,06%, dan terakhir LSTM sebesar 78,31%. Berdasarkan penelitian terdahulu untuk klasifikasi sentimen pada data audio tentang klasifikasi suara paru-paru dari 7 kelas yang ada nilai presisi metode CNN lebih baik di 4 kelas dibandingkan metode SVM.

Pada penelitian ini terdapat sebuah daun citra sebanyak 2000 yang diklasifikasikan melalui Alexnet. Alexnet merupakan sebuah arsitektur CNN yang memiliki Krizhevsky yang mempunyai delapan layer ekstrasi fitur. Dalam layer ini ada beberapa layer dan tiga pooling layer. Pada klasifikasi layer Alexnet mempunyai dua layer Fully Connected yang masing-masing mempunyai 4096 neuron. Dalam pengklasifikasian kedalam 20 kategori dengan menggunakan aktivasi softmax. Pada hasil penelitian nilai Rata-rata akurasi dari hasil klasifikasi mencapai 85%. Sedangkan pada akurasi identifikasi yang berhasil mencapai 90% yang didapat dari hasil pengujian.[13]

III. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan dengan menggunakan tahap yang ditampilkan di Gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1 proses Metode Penelitian

Table 2. Data sebelum preprocessing

Pengumpulan Data

Metode untuk pengumpulan data yang dilaksanakan yaitu dengan memanfaatkan hasil dari penelitian dengan memanfaatkan hasil dari penelitian (Yusmanto & Fitrihanah, 2019). Data yang digunakan adalah data kebakaran yang terjadi di DKI Jakarta dari tahun 2014 sampai dengan 2016. Data Kebakaran ini kemudian dilakukan proses klusterisasi sehingga didapatkan masing-masing wilayah kejadian kebakaran ini termasuk 3 jenis kluster. Dari hasil penelitian ini didapatkan analisis 3 jenis kluster tersebut adalah jenis kluster kebakaran dengan durasi sebentar (5 sampai dengan 150 menit), durasi sedang (150 sampai dengan 500), durasi lama (500 sampai dengan 960 menit). Sehingga kategori kluster ini yang digunakan sebagai label dari masing-masing kejadian kebakaran sehingga termasuk pada jenis durasi kebakaran dibagian yang mana.

No	Atribut	Tipe	Contoh data
1.	Tanggal	Date	11/10/24
2.	Kecamatan	Varchar	Kalideres
3.	Waktu Kejadian	Time	20:30:00
4.	Waktu selesai	Time	21:30:00
5.	Durasi Kebakaran	Time	90 menit
6.	Sumber Informasi	Varchar	Masyarakat
7.	Alamat Kejadian	Varchar	Jl. Kalideres
8.	Kelurahan	Varchar	Tomang
9.	Objek Kejadian Awal	Varchar	Rumah
10.	Kategori Objek Bencana	Varchar	Perumahan
11.	Sebab Kejadian	Varchar	Listrik
12.	Tanggal selesai	Date	11/10/15
13.	Luas Area Kejadian (M ²)	Decimal	490
14.	Taksiran Kerugian	Decimal	20.000.000
15.	Cluster	Varchar	Cluster_1

Table 1. Struktur dan contoh data kebakaran

tanggal	kecamatan	waktu	Waktu selesai	Luas area	Taksiran kerugian	cluster
24-09-2014	Cakung	11:00	12:30	1000	0	Cluster_0
01-01-14	Kalideres	01:00	02:30	480	2000000	Cluster_0
02-01-14	Kebayoran Lama	00:30	01:05	2	5000000	Cluster_0
02-01-14	Kelapa Gading	09:40	10:30	0	1000000	Cluster_0
02-01-14	Pulogadung	10:55	11:35	800	9500000	Cluster_0
.....
31-Dec-16	Grogol Petamburan	23:45	04:11	0	0	Cluster_2

Pada Table 1 yaitu berupa struktur dan contoh data yang didapatkan pada penelitian ini 5200 dan memiliki 15 atribut. Lalu pada Table 2 merupakan data yang sudah di labelkan namun belum diolah sebab harus melakukan tahapan preprocessing. Berdasarkan jumlah data yang akan digunakan untuk penelitian ini berjumlah 5200 dan di konversikan kedalam bentuk csv. Data-data tersebut belum bisa digunakan karena harus diubah dan diolah dibagian preprocessing data.

Preprocessing Data

Pre-processing data adalah suatu proses dimana data dimasukkan ke dalam format yang sederhana, lebih efektif, dan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Dari indikator yang dapat digunakan sebagai acuan referensi adalah hasil lebih akurat, waktu komputasi yang lebih pendek, data menjadi lebih kecil tanpa mengubah informasi di dalamnya [14]. Terkadang pada data tersebut terdapat berbagai permasalahan yang dapat mengganggu hasil dari proses mining itu sendiri seperti diantaranya adalah *missing value*, *data redundant*, *outliers*, ataupun format data yang tidak sesuai dengan sistem.

Data yang telah diperoleh dari (Yusmanto & Fitrihanah, 2019) tidak bisa langsung di implementasikan ke dalam algoritma, karena data tersebut di ketahui bahwa masih ada data yang mengalami *missing value*. Selanjutnya, data yang memiliki tipe data string diubah ke dalam integer. Pada tahapan, ada 4999 data yang harus penulis proses ke dalam algoritma tersebut. Metode yang digunakan ada beberapa bagian yaitu :

- Data cleaning : merupakan proses menghilangkan data yang tidak konsisten atau tidak relevan. Pada proses ini dilakukan penghapusan data. Pada data set kebakaran sekitar 100 data yang telah dihapus karena tidak lengkap. proses ini membutuhkan waktu yang lama mengingat proses ini dilakukan secara manual.
- Data Selection : Pada penelitian ini hanya digunakan beberapa saja diantaranya tanggal, kecamatan, durasi kebakaran, sebab kejadian, taksiran kerugian dan cluster.

tanggal	kecamatan	Durasi kebakaran	Sebab kejadian	Luas area	Taksiran kerugian	Cluster
20140924	2	90	7	1000	0	0
20140101	18	90	5	480	20000000	0
20140101	20	15	5	2	5000000	0
20140201	22	50	5	0	10000000	0
20140201	41	40	2	800	95000000	0
.....
20161231	14	226	5	0	0	1

Table 3 Data Setelah Preprocessing.

Pada Table 3 yaitu berisi data-data yang telah melalui tahapan preprocessing penulis hanya menggunakan 7 atribut pada dataset kebakaran dan sisanya dikeluarkan karena tidak dapat digunakan pada implementasi algoritma.

Validasi Klasifikasi

Pada validasi Klasifikasi penentuan dalam sebuah performa suatu model yang dapat dilihat dari sebuah parameter untuk mengukur sebuah performa yaitu presisi, akurasi, sensitivitas. Dalam menghitung yang diperlukan dalam sebuah matriks biasanya disebut confusion matrix. Salah satu nilai dalam

mengetahui sebuah confusion matrix yaitu dengan True positif (TP), True Negatif (TN), False Negatif (FN), False Positif (FP). Untuk memungkinkan dalam kejadian tersebut positif (P) dan kemungkinan kejadian sebenarnya negatif (N). Bahwa nilai tersebut dapat menghasilkan nilai akurasi dengan persamaan 1.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{P+N}$$

Sementara untuk menghitung tingkat presisi prediksi kejadian dapat digunakan Persamaan 2.

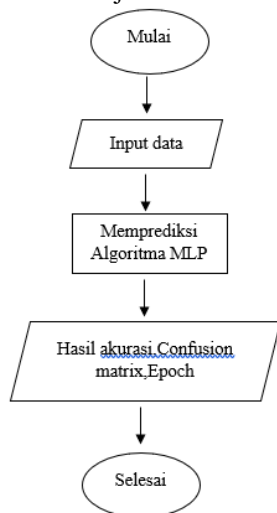
$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP}$$

Sensitivitas dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan 3.

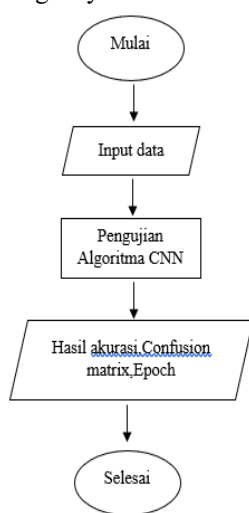
$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN}$$

Pengujian dan Eksperimen Algoritma

Metode yang digunakan dalam sebuah klasifikasi yaitu melakukan sebuah perbandingan dalam algoritma yaitu Multilayer Perceptron dan Convolutional Neural Network. Multilayer Perceptron dan Convolutional Neural Network melakukan sebuah metode klasifikasi yang dapat mengklasifikasi hasil kebakaran dalam sebuah klasifikasi, hingga hasil kebakaran tersebut dapat di prediksi dengan data yang telah dibuat dengan model. Atribut yang digunakan untuk dijadikan target penelitian adalah durasi kebakaran[17]. Berdasarkan dalam mengimplementasikan dengan menggunakan python, hanya digunakan untuk menemukan sebuah nilai yang akurat. Dalam atribut yang telah digunakan untuk menjadikan sebuah target yaitu durasi kebakaran.



Gambar 2. Proses Kerja MLP



Gambar 3 Proses Kerja CNN

Pada Gambar 2 dan Gambar 3 merupakan cara kerja dari kedua algoritma tersebut. Pada rancangan prediksi daerah rawan kebakaran menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron* dan *Convolutional Neural Network* ini, dimulai dengan melakukan penginputan data. Untuk merancang cara kerja algoritma yang menghasilkan prediksi yang optimal, maka dilakukan penentuan hasil Akurasi, epoch dan *Confusion matrix*.

Untuk Pemilihan data kebakaran di DKI Jakarta, didapat data lanjutan (Yusmanto & Fitriana, 2019) yaitu 5200 data kebakaran dari tahun 2014-2016 di reduksi menjadi 4999 yang terdiri dari 15 atribut lalu setelah di *preprocessing* menjadi 7 atribut. Dimana 7 atribut *predictor* dan 1 atribut hasil. Dari hasil penelitian ini didapatkan analisis 3 jenis kluster tersebut adalah jenis kluster kebakaran dengan durasi sebentar (5 sampai dengan 150 menit), durasi sedang (150 sampai dengan 500), durasi lama (500 sampai dengan 960 menit). Penelitian ini bertujuan untuk menentukan akurasi Data Kebakaran yang dibandingkan dengan metode *Multi Layer Perceptron* dan *Convolutional Neural Network*. Setelah itu membandingkan nilai akurasi dan validasi kedua metode tersebut.

Penyusunan Model Data Mining

Berdasarkan hasil eksperimen pada model multilayer perceptron, confusion matrix yang dapat dihasilkan dari sebuah metode algoritma MLP pada Tabel 4 dibawah ini.

Dataset	Sebentar	Sedang	Lama	Class Precision
0	900	0	1	100%
1	3	76	0	93%
2	0	6	14	80%
Class recall	100%	96%	70%	

Tabel 4 Data confusion matrix MLP

Dari Tabel 4 dapat dilihat bahwa dataset kebakaran memiliki tiga klasifikasi yaitu menentukan durasi kebakaran dengan waktu sebentar, sedang, dan lama. Lalu dari data *confusion matrix* tersebut menunjukkan hasil validasi data dan tingkat akurasi yaitu validasi sebesar 98% dan tingkat akurasi sebesar 99%.

Convolutional Neural Network (CNN)

Data confusion matrix dengan model algoritma convolutional neural network (CNN) dilihat pada Tabel 5:

Dataset	Sebentar	Sedang	Lama
0	441	0	0
1	0	47	0
2	0	0	12

Tabel 5 Data confusion matrix algoritma CNN

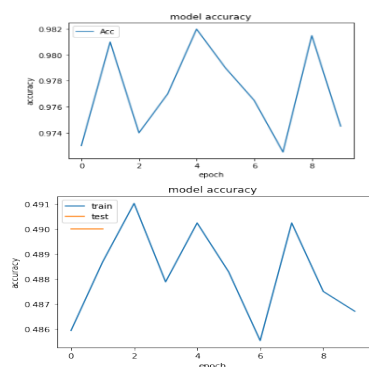
Dari tabel 5 dapat di lihat dengan dataset kebakaran memiliki tiga klasifikasi yaitu menentukan durasi kebakaran dengan waktu sebentar, sedang dan lama. Hal ini menunjukkan bahwa hasil data set tersebut ditunjukkan dari *confusion matrix*. Dari tabel diatas nanti akan ada hasil pelatihan dengan beberapa *epoch* karena di dalam Algoritma *Convolutional Neural Network* tersebut ada beberapa layer dan bisa ditunjukkan pada Gambar 1, Gambar 2, dan Gambar 3 dari sebuah perbandingan *epoch* tersebut supaya dapat membedakan *epoch* mulai dari *epoch* 5, *epoch* 25, dan *epoch* 50. Lalu bisa mengetahui hasil *accuracy* pada *epoch* tersebut.

Hasil uji pelatihan beberapa epoch

Pada tahap uji pelatihan yang dilakukan dari beberapa jumlah epoch yang digunakan yaitu epoch 10, epoch 25, epoch 50. Dari

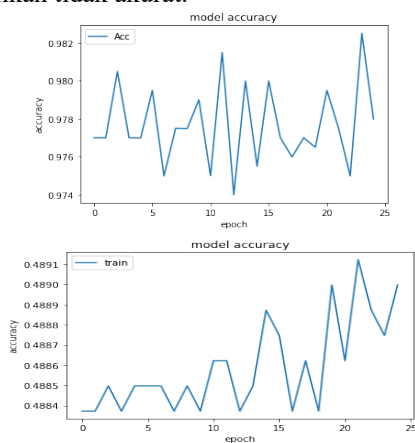
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

hasil epoch 10 diperoleh dengan nilai akurasi CNN yaitu sebesar 97.3% dan nilai akurasi MLP yaitu sebesar 99.31% pada waktu 2 menit. Dengan hasil Grafik pada epoch 10 dapat dilihat pada Gambar 4.



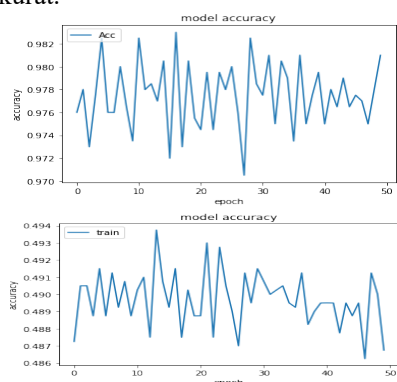
Gambar 4 Grafik dengan Epoch 10

Pada Gambar 4, nilai akurasi sebuah model dengan hasil uji pelatihan pada epoch 10 belum optimal karena model grafik yang dihasilkan tidak akurat.



Gambar 5 Grafik dengan Epoch 25

Selanjutnya yang dilakukan dengan epoch 25. Berdasarkan hasil yang diperoleh pada nilai akurasi CNN sebesar 97.4% dan nilai akurasi MLP yaitu 99.51% pada waktu 3 menit. Pada Gambar 5 menunjukkan sebuah grafik pada epoch 25. Hasil pelatihan pada Gambar 5 dengan akurasi model sudah optimal karena sebuah grafik yang dihasilkan akurat. Grafik hasil dari epoch 50 dapat dilihat pada Gambar 6 dengan nilai akurasi CNN yaitu 97.5% dan nilai akurasi MLP sebesar 99.61% pada waktu 5 menit. Pada Gambar 6 dengan akurasi model pada hasil epoch 50 juga sudah optimal karena dengan grafik yang dihasilkan akurat.



Gambar 6 Grafik dengan Epoch 50

Accuracy	MLP	CNN
10 epoch	99.31%	97.3%
25 epoch	99.51%	97.4%
50 epoch	99.61%	97.5%

Tabel 6 perbandingan Epoch

Dari Table 6 menunjukkan bahwa ada beberapa perbandingan epoch di algoritma *Convolutional Network* dan *Multilayer Perceptron*. Hasil pelatihan diatas menunjukkan sebuah grafik yang berbeda-beda dari setiap epoch 10, epoch 25, sampai dengan epoch 50. Lalu tabel diatas menunjukkan accuracy dan Validasi Accuracy supaya dapat membedakan dengan epoch lainnya. Dari hasil eksperimen epoch tersebut yang lebih akurat yaitu pada epoch 50 karena nilai accuracy lebih akurat dibandingkan dengan yang lain.

Dari penjelasan diatas, dibuat sebuah Tabel 6 dengan perbandingan pengujian antara algoritma *Multilayer Perceptron* dan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan membedakan Validasi accuracy dan accuracy.

	MLP	CNN
Validasi Accuracy	98%	88%
Accuracy	99%	97%

Tabel 7 perbandingan Model Algoritma

Tabel 7 tersebut menunjukkan dengan model MLP yang dapat dihasilkan dengan tingkat validasi akurasi 98% dan akurasi 99%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *Multilayer Perceptron (MLP)* dapat digunakan dengan baik. Sedangkan model algoritma *Convolutional Neural Network* menghasilkan tingkat validasi akurasi 88% dan akurasi sebesar 97%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *Multilayer Perceptron (MLP)* dapat digunakan dalam mengklasifikasikan data kebakaran tersebut. Berdasarkan model algoritma MLP yang dihasilkan dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi di bandingkan dengan algoritma CNN. Pada penelitian ini, algoritma Multilayer merupakan algoritma tersebut yang terpilih dalam mengklasifikasikan model. Selanjutnya Role model algoritma *Multilayer Perceptron (MLP)* ini akan digunakan untuk mengklasifikasikan data kebakaran.

Pada perbandingan selanjutnya penelitian ini melakukan perbandingan dengan melakukan validasi hasil yang terdapat pada Tabel 7, penelitian ini melakukan percobaan perbandingan dengan *cross validation*. Dari tiga lipatan yang berbeda digunakan dalam pengujian ini, yaitu dengan 5 fold, 10 fold dan masing-masing k-fold ini juga diterapkan pada Algoritma *Multilayer Perceptron* dan *Convolutional Neural Network*.

		MLP	CNN
Accuracy	5 fold	90.50%	86.50%
	10 fold	98.12%	87.10%
	20 fold	97.42%	86.52%

Tabel 8 Perbandingan Cross Validation

Dari Table 8 merupakan perbandingan *cross validation* dari kedua algoritma yaitu *Multilayer Perceptron* dan *Convolutional Neural Network*. Diantara 3 percobaan yaitu 5 fold, 10 fold, dan 20 fold, Pada algoritma *Multilayer Perceptron*, fold 10 mendapatkan nilai validasi akurasi tertinggi di algoritma *Multilayer Perceptron* sebesar 98.12% karena *Multilayer Perceptron* semakin sedikit *k-fold* maka mendapatkan akurasi yang lebih baik. Sedangkan pada Algoritma *Convolution Neural Network* mendapatkan validasi akurasi tertinggi yaitu pada fold 20 sebesar 86.52% karena semakin besar *k-fold* yang diberikan maka semakin tinggi nilai validasi akurasi.

Analisa Perbandingan Implementasi Algoritma Multilayer Perceptron dan Convolutional Neural Network.

Hasil dari eksperimen perbandingan algoritma *Multilayer Perceptron* dan algoritma *Convolutional Neural Network* sudah mendapatkan sebuah hasil akurasi, validasi akurasi, dan *k-fold*. Hasil algoritma *Multilayer perceptron* sudah mendapatkan nilai validasi akurasi dan akurasi sebesar 98% dan 99% sedangkan algoritma *Convolutional Neural Network* sebesar 88% dan 97%. Dari hasil penelitian *Epoch* kedua algoritma menunjukkan sebuah perbandingan *epoch*, dari beberapa *epoch* hasil lebih akurat untuk kedua algoritma yaitu *epoch* 50, algoritma *Multilayer Perceptron* sebesar 99.61% dan *Convolutional Neural Network* sebesar 97.5%. Lalu untuk perbandingan *cross validation* yaitu melakukan 3 percobaan yaitu 5 fold, 10 fold, dan 20 fold. Pada algoritma *Multilayer Perceptron* mendapatkan hasil validasi akurasi terbaik pada fold 10 sebesar 98.12% karena semakin *k-fold* sedikit maka hasil akurasi tersebut menjadi lebih baik. Sedangkan algoritma *Convolutional Neural Network* mendapatkan validasi hasil akurasi terbaik pada fold 20 sebesar 86.52%. Dengan hasil perbandingan algoritma tersebut bahwa algoritma *Multilayer Perceptron* lebih berpengaruh untuk memprediksi daerah rawan kebakaran di DKI Jakarta.

V. KESIMPULAN

Dari hasil analisis perbandingan implementasi kedua algoritma, maka dapat disimpulkan bahwa tujuan dari penelitian ini telah tercapai. Memprediksi durasi kebakaran yang akan terjadi berdasarkan fitur-fitur yang diberikan. Dari perbandingan penggunaan kedua algoritma menunjukkan bahwa *Multilayer Perceptron* dengan akurasi sebesar 99% , Hasil *Epoch* dengan hasil akurasi terbaik pada *epoch* 50 yaitu 99.61% dan *cross validation* menggunakan 10 fold untuk nilai validasi akurasi sebesar 98.12%. Sedangkan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan akurasi akurasi sebesar 97% , Hasil *Epoch* dengan hasil akurasi terbaik pada *epoch* 50 yaitu 97.5% dan *cross validation* menggunakan 20 fold untuk nilai validasi akurasi sebesar 86.52%. Dari Hasil dataset tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Multilayer Perceptron* lebih unggul dari pada algoritma *Convolutional Neural Network* karena berpengaruh untuk memprediksi daerah rawan kebakaran di DKI Jakarta. Untuk pengembangan berikutnya, studi ini bisa dilanjutkan menjadi model dalam sebuah aplikasi peringatan dini terhadap bencana kebakaran di DKI Jakarta.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. S. Nurwulandari, "Kajian Mitigasi Bencana Kebakaran Di Permukiman Padat," *Infomatek*, vol. 18, no. 1, p. 27, 2017, doi: 10.23969/infomatek.v18i1.506.
- [2] N. Sudiana, R. P. Umbara, and Q. Zahro, "Study on the Capacity of Cakung District Towards Urban Fire Disaster Studi Kapasitas Kecamatan Cakung Terhadap Bencana Kebakaran Perkotaan," *J. Sains dan Teknol. Mitigasi Bencana*, vol. 13, no. 1, pp. 44–56, 2018.
- [3] R. C. Joenso and S. R. Sari, "KLASIFIKASI KEKUMUHAN DAN KONSEP PENANGANAN PERMUKIMAN KUMUH PERKOTAAN (Studi Kasus : Permukiman Lampu Satu , Merauke)," *J. Antropol.*, vol. Vol. 4 No, 2020.
- [4] S. nur hidayah, "Tugas akhir," 2019, doi: 10.31227/osf.io/n4f68.
- [5] M. U. Januandari, T. A. Rachmawati, and H. Sufianto, "Analisa Risiko Bencana Kebakaran Kawasan Segiempat Tunjungan Surabaya," *J. Pengemb. Kota*, vol. 5, no. 2, p. 149, 2017, doi: 10.14710/jpk.5.2.149-158.
- [6] . T., D. Agustina, and E. Rofiyanti, "Implementasi Sistem Ketahanan Kebakaran Lingkungan (Skkl) Sebagai Upaya Pencegahan Kebakaran Dini Pada Kantor Suku Dinas Penanggulangan Kebakaran Dan Penyelamatan Sektor Iii Menteng Jakarta Pusat," *J. Reformasi Adm.*, vol. 6, no. 1, pp. 16–29, 2019, [Online]. Available: <http://ojs.stiami.ac.id>.
- [7] M. V. Tampubolon, "Studi Literatur Pencegahan Bahaya Kebakaran pada Pemukiman Masyarakat Suku Baduy dan Penerapannya," *Arsitektura*, vol. 18, no. 2, p. 351, 2020, doi: 10.20961/arst.v18i2.44957.
- [8] R. M. Dhani, "Evaluasi Sistem Keselamatan Kebakaran Pada Gedung Pemerintahan Menggunakan Piranti Lunak Computerized Fire Safety ...," ... *Dan Kebidanan (Journal Heal. ...)*, 2019, [Online]. Available: <https://smrh-e-journal.id/Jkk/article/view/87>.
- [9] C. A. Sugianto, "Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Untuk Menangani Data Tidak Seimbang Pada Data Kebakaran Hutan," *Techno.Com*, vol. 14, no. 4, pp. 336–342, 2015, [Online]. Available: <http://publikasi.dinus.ac.id/index.php/technoc/article/view/992>.
- [10] metode penelitian Nursalam, 2016 and A. . Fallis, "濟無No Title No Title," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2013.
- [11] H. Putra and N. Ulfa Walmi, "Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 100–107, 2020, doi: 10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107.
- [12] N. A. Shafirra and I. Irhamah, "Klasifikasi Sentimen Ulasan Film Indonesia dengan Konversi Speech-to-Text (STT) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 9, no. 1, 2020, doi: 10.12962/j23373520.v9i1.51825.
- [13] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan

- Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [14] S. Saifullah, M. Zarlis, Z. Zakaria, and R. W. Sembiring, “Analisa Terhadap Perbandingan Algoritma Decision Tree Dengan Algoritma Random Tree Untuk Pre-Processing Data,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.)*, vol. 1, no. 2, p. 180, 2017, doi: 10.30645/j-sakti.v1i2.41.
- [15] A. M. Jawa *et al.*, “Analisis Perbandingan Area Kebakaran Padang Rumput Berbasis Citra Landsat-8 Pada Sumba Tengah Menggunakan Metode Unsupervised Classification,” 2019.
- [16] Kusumajati and T. Kurniawan, “Analisis Implementasi Kebijakan Bantuan Biaya Peningkatan Mutu Pendidikan bagi Mahasiswa dari Keluarga Tidak Mampu,” *J. Adm. Publik (Public Adm. Journal)*, vol. 9, no. 2, pp. 166–176, 2019, doi: 10.31289/jap.v9i2.2608.
- [17] F. Tempola, M. Muhammad, and A. Khairan, “Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 5, p. 577, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201855983.