Klasifikasi Citra Game Batu Kertas Gunting Menggunakan *Convolutional Neural Network*

Image Classification of Rock Paper Scissor Game Using Convolutional Neural Network

Mohammad Farid Naufal¹, Solichul Huda², Aryo Budilaksono³, Wisnu Aria Yustisia⁴, Astri Agustina Arius⁵, Fania Alya Miranti⁶, Farrel Arghya Tito Prayoga⁷

1,3,4,5,6,7</sup>Program Studi Teknik Informatika, Universitas Surabaya

²Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro

E-mail: ¹faridnaufal@staff.ubaya.ac.id, ²solichul.huda@dsn.dinus.ac.id, ³s160417131@student.ubaya.ac.id, ⁴s160417120@student.ubaya.ac.id, ⁵s160418123@student.ubaya.ac.id, ⁶s160418127@student.ubaya.ac.id

Abstrak

Permainan batu, gunting, dan kertas sangat populer di seluruh dunia. Permainan ini biasanya dimainkan saat sedang berkumpul untuk mengundi ataupun hanya bermain untuk mengetahui yang menang dan yang kalah. Namun, perkembangan zaman dan teknologi mengakibatkan orang dapat berkumpul secara *virtual*. Untuk bisa melakukan permainan ini secara *virtual*, penelitian ini membuat model klasifikasi citra untuk membedakan objek tangan yang menunjuk batu, kertas, dan gunting. Performa metode klasifikasi merupakan hal yang harus diperhatikan dalam kasus ini. Salah satu metode klasifikasi citra yang populer adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah salah satu jenis neural network yang biasa digunakan pada data klasifikasi citra. CNN terinspirasi dari jaringan syaraf manusia. Algoritma ini memiliki 3 tahapan yang dipakai, yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Uji coba 5-*Fold cross validation* klasifikasi objek tangan yang menunjuk citra batu, kertas, dan gunting menggunakan CNN pada penelitian ini menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 97.66%.

Kata kunci: Permainan batu, gunting, dan kertas, Convolutional neural network (CNN). Klasifikasi Citra

Abstract

Rock, scissors and paper games are very popular all over the world. This game is usually played when gathering to draw or just playing to find out who won and who lost. However, the times and technology have resulted in people being able to gather virtually. To be able to play this game virtually, this study creates an image classification model to distinguish hand objects pointing at rocks, paper, and scissors. The performance of the classification method should be considered in this case. One of the popular image classification methods is Convolutional Neural Network (CNN). CNN is a type of neural network that is commonly used in image classification data. CNN is inspired by human neural networks. This algorithm has 3 stages, namely the convolutional layer, the pooling layer, and the fully connected layer. The 5-Fold cross validation trial of the classification of hand objects pointing to images of rocks, paper and scissors using CNN in this study resulted in an average accuracy of 97.66%.

Keywords: The rock, paper, and scissor games, Convolutional neural network (CNN), Image Classification

1. PENDAHULUAN

Bermain merupakan kegiatan yang secara tidak langsung mengasah pikiran dan kreativitas kita, di mana kita sebagai pemain akan memiliki perasaan untuk memenangkan game yang kita mainkan. Salah satu permainan tradisional yang memiliki jalan permainan yang sederhana adalah permainan batu, kertas, dan gunting. Permainan ini merupakan salah satu permainan yang paling terkenal di seluruh dunia karena hampir seluruh orang pernah memainkannya. Permainan batu gunting kertas ini tidak memerlukan alat apapun karena hanya perlu menggunakan tangan kita sebagai alat untuk bermain.

Pengembangan game untuk mendeteksi objek gambar batu, kertas, dan gunting perlu adanya tahap klasifikasi citra. Terdapat banyak metode klasifikasi citra yang populer untuk klasifikasi citra, diantaranya, *K Nearest Neighbors* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Deep learning* (DL). DL mengungguli KNN dan SVM jika dataset yang digunakan memiliki skala besar dan fitur yang kompleks [1]. Selain itu, DL dapat meraih akurasi yang lebih bagus pada kasus klasifikasi citra, *semantic segmentation, object detection*, dan *Simultaneous Localization and Mapping* (SLAM). Hal ini dikarenakan jaringan *neural* yang digunakan di DL lebih terlatih daripada diprogram, aplikasi yang menggunakan pendekatan ini sering kali memerlukan analisis dan penyempurnaan yang lebih sedikit [2].

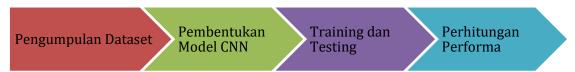
Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma DL yang populer untuk klasifikasi citra. CNN sama seperti Jaringan Syaraf Tiruan tradisional karena terdiri dari syaraf yang dapat mengoptimalkan diri sendiri melalui setiap pembelajaran yang diberikan. Setiap syaraf akan menerima sebuah input, melakukan operasi dan setiap jaringan yang menghubungkan setiap syaraf mengandung weight untuk dioperasikan pada syaraf tertentu [3]. CNN memiliki beberapa tahapan yaitu Convolutional Layers, Pooling Layers, Fully Connected Layers. CNN didesain untuk menghandel input dengan bentuk 2 dimensi. Setiap layer di jaringannya berkomposisikan multi 2-dimensional planes, dan setiap planes terdiri dari multi neuron yang independent. Neuron yang terdapat di 2 layer berdekatan akan saling terhubung [4]. CNN telah menjuarai banyak kompetisi dalam bidang pengenalan citra [5].

Citra gestur tangan manusia untuk game rock paper scissors memiliki karakteristik yang unik, yaitu tangan manusia memiliki bentuk yang berbeda saat merepresentasikan rock, paper, dan scissors. Salah satu fitur yang dapat diekstrak adalah edge pada tangan. CNN memiliki tahapan convolution yang secara otomatis akan melakukan ekstraksi pada citra [6]. Sehingga CNN akan cocok digunakan untuk klasifikasi gesture tangan manusia untuk game rock, paper, dan scissors. Penelitian oleh Thema et al. [7] melakukan klasifikasi postur tangan Rock Paper Scissors menggunakan CNN dengan arsitektur VGG dan menghasilkan performa klasifikasi 81.53%. Fitur yang digunakan adalah hanya intensitas pixel bukan RGB. Accuracy training juga semakin berkurang dengan semakin banyaknya epoch yang digunakan. Hal ini menunjukkan bahwa model yang dibuat mengalami overfitting. Penelitian oleh Kim et al [8] melakukan klasifikasi menggunakan CNN dan melakukan binarization untuk membedakan area tangan. Namun data training yang digunakan hanya sebanyak 100 dan accuracy yang dihasilkan adalah 90%. Penelitian ini juga tidak menerapkan metode data augmentation, sehingga data training tidak dapat diperkaya dengan berbagai macam yariasi. Semakin kaya data training, maka accuracy dapat meningkat. Dapat disimpulkan bahwa gap penelitian adalah belum adanya tahapan data augmentation pada CNN untuk melakukan klasifikasi citra gestur tangan yang merepresentasikan game rock, paper, dan scissors.

Penelitian ini menggunakan CNN untuk klasifikasi gesture tangan rock, paper, dan scissors dengan menambahkan tahapan data augmentation. Data augmentation berguna untuk menghindari terjadinya overfitting dan memperkaya data training sehingga dapat meningkatkan accuracy klasifikasi. Tahapan pada penelitian ini adalah pengumpulan dataset, pembentukan model arsitektur CNN, melakukan uji coba menggunakan 5-fold cross validation, dan melakukan penghitungan performa. Dari uji coba yang dilakukan penghitungan performa menggunakan ratarata dari tiap cross validation.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini terdiri dari empat langkah, yaitu: pengumpulan dataset, pembentukan model CNN, *training* dan *testing*, dan perhitungan performa. Gambar 1 menunjukkan tahapan metode penelitian.



Gambar 1 Metode Penelitian

2.1 Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian berupa sampel gambar *Rock*, *Paper* dan *Scissor* yang didapat dari Kaggle [9]. Dataset terbagi menjadi 3 folder dengan total masing - masing adalah 726 gambar batu, 712 gambar kertas, dan 750 gambar gunting. Semua dataset tersimpan dalam format .png. Tabel 1 menunjukkan detail dataset dari tiap *class*. Pembagian *dataset* untuk proses *training* dan *testing* akan dibahas di subbab 2.3. Gambar 2 menunjukkan contoh data gambar untuk *Rock*, *Paper* dan *Scissors*

Tabel 1 Detail Jumlah Dataset dari Tiap Class

Class	Jumla h
Batu	726
Kertas	712
Guntin	750



Gambar 2 Contoh Dataset Gambar Batu, Gunting, dan Kertas

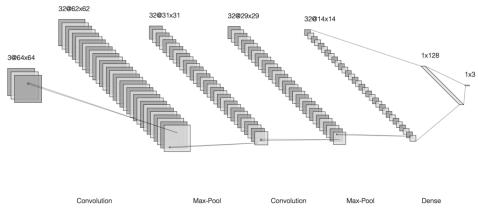
2.2 Pembentukan Model CNN

Pada model CNN dari *library* keras mirip dengan MLP namun terdapat 2 lapis *layer* konvolusi dan *max pooling*. Fungsi dari *layer* konvolusi adalah untuk mengekstraksi atribut pada gambar. Sedangkan *layer max pooling* berguna untuk mereduksi resolusi gambar. Pooling digunakan bertujuan untuk mengurangi dimensi *(downsampling)* sehingga mempercepat komputasi [10].

Tabel 2 Model Arsitektur CNN

Layer (type)	Output Shape	Deskripsi		
conv2d (Conv2D)	(None, 62, 62, 32)	$Filter_size = 3x3. Act = ReLu$		
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 31, 31, 32)	Pool_size = 2		
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 29, 29, 32)	Filter_size = $3x3$. Act = ReLu		

max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 32)	Pool_size = 2
flatten (Flatten)	(None, 6272)	-
dense (Dense)	(None, 128)	Act = ReLu
dense_1 (Dense)	(None, 3)	Act= Softmax



Gambar 2 Arsitektur CNN

Dapat dilihat model CNN pada Tabel 2 dan Gambar 3, yaitu terdapat dua tahapan konvolusi dengan masing-masing ukuran filter 3x3 dengan activation function ReLu [11], dua tahapan Max Pooling dengan ukuran pool 2x2, satu Dense Layer dengan ukuran 128 menggunakan activation function ReLu, satu Dense Layer output dengan ukuran 3 dan activation function Softmax. Output layer dipilih Softmax dengan ukuran 3 dikarenakan terdapat 3 jenis gambar (Batu, Kertas dan Gunting). Data pooling yang dihasilkan masih dalam bentuk multi array karena itu perlu dilakukan "flatten" yaitu dengan menambahkan layer Flatten agar dapat mengkonversi data menjadi array 1 dimensi sehingga dapat dihubungkan dengan semua lapisan.

Persamaan (1) menunjukkan activation function dari ReLu, z adalah nilai *input activation* function. Persamaan (2) menunjukkan activation function Softmax dengan input x_i , jumlah label class n, dan label kelas ke-j.

$$R(z) = (0, z) \tag{1}$$

$$S(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^{n} e^{x_j}} \tag{2}$$

2.3 Training dan Testing

Pada tahapan *training* dan *testing*, dataset gambar dilakukan *resize* dengan ukuran 64x64. Untuk menghindari *overfitting*, pada tahapan *training* dilakukan 3 proses *data augmentation*, yaitu dengan menambahkan data gambar yang dilakukan *counter clockwise* sebesar 20 derajat, *zoom* gambar sebesar 20%, dan *horizontal flip* secara *random. Overfitting* sendiri terjadi saat semua data yang telah ditrain persentasenya tidak sesuai pada proses *testing*. Tabel 3 menunjukkan tipe proses *data augmentation* yang digunakan. Proses *data augmentation* dilakukan menggunakan *library* Keras [12].

Tabel 3 Tipe Proses Data Augmentation

	Data				
Aug	mentation				
Counter	r Clockwise	20			
		derajat			
Zoom		20%			
Horizon	ntal Flip	-			

Training pada model CNN menggunakan jumlah epochs sebanyak 10 dan batch size sebanyak 32 dengan menggunakan callbacks untuk menyimpan model dengan metric accuracy terbaik setiap literasinya. Optimizer yang digunakan untuk perbaikan model adalah adam [13] sedangkan loss function adalah categorical cross entropy [14]. Persamaan 3 menunjukkan loss function categorical cross entropy, di mana t_i dan s_i adalah nilai ground truth dan score output dari softmax untuk tiap class i di C. Tabel 4 menunjukkan detail parameter yang digunakan untuk training model CNN.

$$CE = -\sum_{i}^{C} t_{i}log(s_{i})$$
 (3)

Testing dilakukan dengan menggunakan metode K-Fold cross validation dengan nilai K sebanyak 5. Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk training dan 20% untuk testing. Tahapan ini dilakukan sebanyak 5 kali secara acak dan diambil nilai rata-rata accuracy, precision, recall, dan f1 score. Perhitungan performa dijelaskan lebih detail pada sub bab 2.4.

	υ
Parameter	Nilai
Epoch	10
Batch Size	32
Loss Function	Categorical Cross
	Entropy
Optimizer	Adam
Optimizer	Accuracy
Metric	

Tabel 4 Parameter Training Model CNN

2.4 Perhitungan Performa

Perhitungan performa yang digunakan adalah $metric\ Accuracy,\ Precision,\ Recall\ dan\ F1$ Score. Persamaan (5) hingga (8) berturut-turut merupakan perhitungan dari $Accuracy,\ Precision,\ Recall,\ dan\ F1\ Score$. Perhitungan $metric\ Precision,\ Recall,\ dan\ F1\ Score$ mempertimbangkan permasalahan klasifikasi multiclass dengan cara memberikan bobot yang merupakan instance dari tiap class dan mengalikannya dengan tiap nilai metric tiap class. Perhitungan ini disebut weighted metric [15]. Hal ini dapat memberikan perhitungan performa dengan lebih baik dikarenakan frekuensi dari tiap class mungkin berbeda. Persamaan 9 menunjukkan perhitungan $metric\ Precision,\ Pr$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{5}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$F1 \, Score = \frac{Precision \, x \, Recall}{Precision + Recall} \tag{8}$$

$$W_m = \frac{\sum_i^j m_i c_i}{\sum_i^j c_i} \tag{9}$$

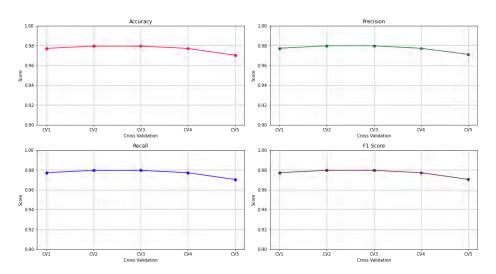
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan ini menjelaskan hasil penerapan dari metode penelitian. Nilai dari tiap *metric* yaitu *Accuracy, Precision, Recall, dan F1 Score*. Tabel 5 menunjukkan detail dari tiap rata-rata metric di setiap 5-fold cross validation.

K-Fold	Accurac	Precisio	Recall	F1	
K-roia	y	n		Score	
CV1	0.9771	0.9772	0.9771	0.9771	
CV2	0.9794	0.9798	0.9794	0.9795	
CV3	0.9794	.9794 0.9798		0.9794	
CV4	0.9771 0.9772 0.9		0.9771	0.9771	
CV5	0.9702	0.9771	0.9702	0.9704	
Rata-					
Rata	0.9766	0.9782	0.9766	0.976	

Tabel 5 Rata-Rata Nilai Metric di Setiap K-Fold

Performa yang dihasilkan dari perhitungan rata-rata *metric Accuracy, Precision, Recall*, dan F1 *Score* menunjukkan nilai yang cukup siginifikan yaitu *Accuracy* sebesar 97.66%, *Precision* sebesar 97.82%, *Recall* sebesar 97.66% dan F1 *Score* sebesar 97.6%. hal ini menunjukkan performa model CNN cukup stabil di setiap *K-Fold*. Gambar 3 menunjukkan grafik *metric* dari setiap *K-Fold*.

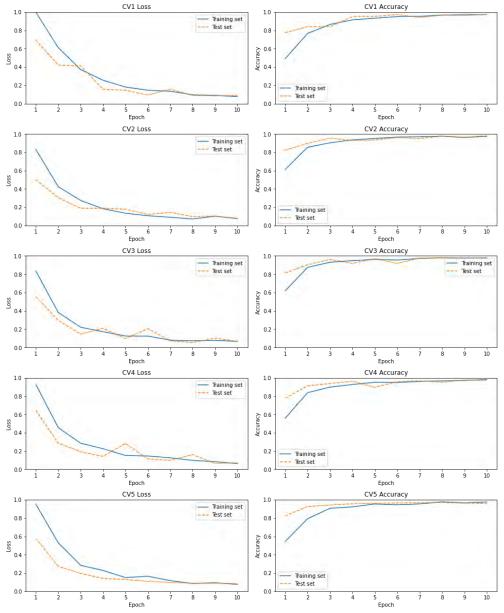


Gambar 3 Grafik Metric di setiap K-Fold

Dalam pembentukan model CNN juga dianalisa metric Loss dan Accuracy di setiap epoch. Model yang terbentuk saat training akan diujicoba ke data testing di setiap epoch. Namun hasil akurasi yang dihasilkan saat proses testing tidak akan dioptimasi untuk memperbarui bobot tiap neuron. Hanya akurasi yang dihasilkan saat training yang digunakan untuk optimasi. Hal ini dilakukan untuk melihat apakah model yang dibuat mengalami overfitting atau tidak. Jika terdapat perbedaan yang siginifikan antara akurasi saat proses training dan testing, maka dapat dikatakan terjadi overfitting dari model yang dibuat. Tabel 6 menunjukkan perbandingan akurasi saat proses training dan testing di setiap epoch. Gambar 4 menunjukkan grafik loss dan accuracy dari setiap epoch. Dari 5-Fold yang diuji coba, perbedaan antara accuracy di tahapan training dan testing tidak berbeda jauh kecuali saat epoch pertama, sehingga dapat dikatakan model CNN yang dibuat tidak overfitting.

Tabel 6 Perbandingan Akurasi Saat Proses Training dan Testing di Setiap Epoch

	CV1		CV2		CV3		CV4		CV5	
Epoch	Train	Test								
	Acc									
1	0.4909	0.7740	0.6114	0.8219	0.6189	0.8151	0.5591	0.7780	0.5448	0.8238
2	0.7663	0.8402	0.8543	0.8973	0.8749	0.9041	0.8378	0.9130	0.7933	0.9268
3	0.8640	0.8402	0.9034	0.9543	0.9480	0.9612	0.8989	0.9382	0.9069	0.9428
4	0.9143	0.9498	0.9354	0.9292	0.9623	0.9178	0.9269	0.9634	0.9229	0.9565
5	0.9326	0.9521	0.9509	0.9338	0.9549	0.9703	0.9520	0.8970	0.9543	0.9611
6	0.9503	0.9726	0.9657	0.9612	0.9726	0.9178	0.9492	0.9588	0.9452	0.9657
7	0.9526	0.9406	0.9691	0.9498	0.9789	0.9772	0.9612	0.9680	0.9555	0.9680
8	0.9669	0.9658	0.9754	0.9772	0.9771	0.9795	0.9669	0.9519	0.9777	0.9703
9	0.9669	0.9772	0.9617	0.9658	0.9783	0.9726	0.9720	0.9771	0.9663	0.9634
10	0.9737	0.9703	0.9743	0.9795	0.6189	0.9772	0.9812	0.9725	0.9760	0.9611



Gambar 4 Grafik Loss dan Accuracy untuk Setiap Epoch

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil uji coba yang telah dilakukan dapat dikatakan bahwa CNN yang dilengkapi tahapan data augmentation memiliki performa yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi citra game Batu, Kertas, dan Gunting. Nilai semua *metric performance* menunjukkan nilai di atas 97%. Model yang telah dibentuk pada penelitian ini ke depannya dapat diterapkan untuk game batu, gunting, dan kertas dengan memanfaatkan kamera. Walaupun telah terdapat aplikasi game batu, gunting, dan kertas, namun dengan memanfaatkan kamera, nantinya pemain dapat bermain dengan lebih nyata karena masih menggunakan tangan. Selain itu, dapat juga diterapkan arsitektur CNN lain seperti LeNet-5 [16], AlexNet [17], ZFNet [18], GoogLeNet [19], VGGNet [20], ResNet [21] yang diharapkan adanya peningkatan performa. Untuk meningkatkan kecepatan proses *training* ke depannya juga dapat digunakan metode *transfer learning* [22].

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Zhu and P. Spachos, "Towards Image Classification with Machine Learning Methodologies for Smartphones," *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 1, no. 4, pp. 1039–1057, 2019, doi: 10.3390/make1040059.
- [2] N. O'Mahony *et al.*, "Deep Learning vs. Traditional Computer Vision," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 943, no. Cv, pp. 128–144, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-17795-9_10.
- [3] K. O'Shea and R. Nash, "An Introduction to Convolutional Neural Networks," pp. 1–11, 2015, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1511.08458.
- [4] A. A. M. Al-Saffar, H. Tao, and M. A. Talab, "Review of deep convolution neural network in image classification," *Proceeding 2017 Int. Conf. Radar, Antenna, Microwave, Electron. Telecommun. ICRAMET 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 26–31, 2017, doi: 10.1109/ICRAMET.2017.8253139.
- [5] M. Pak and S. Kim, "A review of deep learning in image recognition," *Proc. 2017 4th Int. Conf. Comput. Appl. Inf. Process. Technol. CAIPT 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–3, 2018, doi: 10.1109/CAIPT.2017.8320684.
- [6] M. A., Y. A., and M. A., "Automated Edge Detection Using Convolutional Neural Network," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 4, no. 10, pp. 10–17, 2013, doi: 10.14569/ijacsa.2013.041003.
- [7] Z. Thema and R. Gupta, "Applying Deep Learning for Classifying Images of Hand Postures in the Rock-Paper-Scissors Game," no. 1839122, 2017, [Online]. Available: http://www.cogsys.wiai.uni-bamberg.de/theses/gupta/Masterarbeit_Gupta.pdf.
- [8] B. Kim and K. Lee, "Study on Recognition of Hand Gestures Using Convolutional Neural Network," *Int. Conf. Futur. Inf. Commun. Eng.*, vol. 11, no. 1, pp. 236–239, 2019, Accessed: Jan. 16, 2021. [Online]. Available: https://www.dbpia.co.kr/Journal/articleDetail?nodeId=NODE08747453.
- [9] "Rock-Paper-Scissors Images | Kaggle." https://www.kaggle.com/drgfreeman/rockpaperscissors (accessed Dec. 08, 2020).
- [10] S. Albawi, T. A. Mohammed, and S. Al-Zawi, "Understanding of a convolutional neural network," *Proc. 2017 Int. Conf. Eng. Technol. ICET 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186.
- [11] A. F. M. Agarap, "Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU)," *arXiv*, no. 1, pp. 2–8, 2018.
- [12] "Keras: the Python deep learning API." https://keras.io/ (accessed Dec. 08, 2020).
- [13] D. P. Kingma and J. L. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 Conf. Track Proc.*, pp. 1–15, 2015.
- [14] S. Mannor, B. Peleg, and R. Rubinstein, "The cross entropy method for classification," *ICML* 2005 Proc. 22nd Int. Conf. Mach. Learn., pp. 561–568, 2005, doi: 10.1145/1102351.1102422.

- [15] C. Goutte and E. Gaussier, "A Probabilistic Interpretation of Precision, Recall and F-Score, with Implication for Evaluation," *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 3408, no. April, pp. 345–359, 2005, doi: 10.1007/978-3-540-31865-1 25.
- [16] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Ha, "LeNet," *Proc. IEEE*, no. November, pp. 1–46, 1998.
- [17] T. F. Gonzalez, "Handbook of approximation algorithms and metaheuristics," *Handb. Approx. Algorithms Metaheuristics*, pp. 1–1432, 2007, doi: 10.1201/9781420010749.
- [18] M. D. Zeiler and R. Fergus, "Visualizing and understanding convolutional networks," Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics), vol. 8689 LNCS, no. PART 1, pp. 818–833, 2014, doi: 10.1007/978-3-319-10590-1 53.
- [19] C. Szegedy et al., "Going deeper with convolutions," Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., vol. 07-12-June, pp. 1–9, 2015, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594.
- [20] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," 3rd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2015 Conf. Track Proc., pp. 1–14, 2015.
- [21] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-Decem, pp. 770–778, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [22] C. Tan, F. Sun, T. Kong, W. Zhang, C. Yang, and C. Liu, "A survey on deep transfer learning," Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics), vol. 11141 LNCS, pp. 270–279, 2018, doi: 10.1007/978-3-030-01424-7 27.





Copyright © 2017
Kementerian Riset dan Teknologi / Badan Riset dan Inovasi Nasional
(Ministry of Research and Technology /National Agency for Research and Innovation)
All Rights Reserved.



E-ISSN: 2356-2579









4/28/2021 Techno.Com



JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI

About Login Register

Search

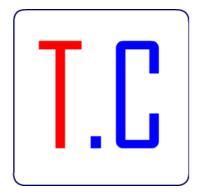
Current Archives Announcements

Etika Publikasi

Panduan Penulis

Home > Vol 20, No 1 (2021)

Techno.Com



Jurnal Techno.Com adalah jurnal yang diterbitkan oleh LPPM Universitas Dian Nuswantoro Semarang yang bertujuan untuk mewadahi penelitian di bidang teknologi informasi. Jurnal Techno.COM terakreditasi SINTA 3 dengan No. Surat Keterangan: 14/E/KPT/2019 Tanggal 10 May 2019. Jurnal ini pertama kali mendapat ISSN dengan nomor 1412-2693 untuk terbitan cetak dan mulai 2014 beralih ke terbitan elektronik dengan nomor ISSN 2356-2579.

Topik dari jurnal Techno.Com adalah sebagai berikut (namun tidak terbatas pada topik berikut):

Digital Signal Processing, Human Computer Interaction, IT Governance, Networking Technology, Optical Communication Technology, New Media Technology, Information Search Engine, Multimedia, Computer Vision, Information Retrieval, Intelligent System, Distributed Computing System, Mobile Processing, Computer Network Security, Natural Language Processing, Business Process, Cognitive Systems, Software Engineering, Programming Methodology and Paradigm, Data Engineering, Information Management, Knowledge Based Management System, Game Technology.

ANNOUNCEMENTS

TECHNO.COM TERINDEKS DI DOAJ

Mulai tanggal 6 April 2016, Techno.Com telah terindeks di DOAJ.



Posted: 2016-04-07 More...

More Announcements

VOL 20, NO 1 (2021): FEBRUARI 2021

TABLE OF CONTENTS



00089206

Statistik Pengunjung

Download Template Artikel

Open Journal Systems

Journal Help

User

Username

Password

☐ Remember me

Login

Notifications

- » View
- » Subscribe

Journal Content

Search

Search Scope

ΑII Search

Browse

- » By Issue
- » By Author
- » By Title
- » Other Journals

Information

- » For Readers
- » For Authors

Current Issue

ATOM 1.0

RSS 2.0

RSS 1.0

Font Size

Details Metrics

4/28/2021 **Editorial Team**



JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI

e-issn: 2356-2579 || p-issn: 1412-2693

About

Login

Register

Search Current Archives Announcements Etika Publikasi

Panduan Penulis

Home > About the Journal > Editorial Team

Editorial Team

KETUA EDITOR

Dr. Muljono, Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

EDITOR

Sendi Novianto, Dian Nuswantoro University, Indonesia

Dr. Sandy Kosasi, STMIK Pontianak; Jl. Merdeka No. 372 Pontianak, Indonesia

Hanny Haryanto, Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Umi Rosyidah, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Dr. Heru Agus Santoso, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Dr. Djoko Soetarno, Universitas Bina Nusantara, Jakarta, Indonesia

EDITORIAL ASSISTANT

Mr Surya Tarmiandi, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Diterbitkan Oleh:



Jurnal Techno.Com terindex di :













Jurnal Teknologi Informasi Techno.Com (p-ISSN: 1412-2693, e-ISSN: 2356-2579) diterbitkan oleh LPPM Universitas Dian Nuswantoro Semarang. Jurnal ini di bawah lisensi Creative Commons Attribution 4.0 International License.



00089207

Statistik Pengunjung

Download Template Artikel

Open Journal Systems

Journal Help

User

Username

Password

☐ Remember me

Login

Notifications

- » View
- » Subscribe

Journal Content

Search

Search Scope

ΑII Search

Browse

- » By Issue
- » By Author
- » By Title
- » Other Journals

Information

- » For Readers
- » For Authors

Current Issue

ATOM 1.0

RSS 2.0

RSS 1.0

Font Size







4/28/2021 People



e-issn: 2356-2579 || p-issn: 1412-2693

About

Register Login

Search

Current Archives Announcements

Etika Publikasi

Panduan Penulis

Home > About the Journal > People

People

REVIEWER

Dr. Sandy Kosasi, STMIK Pontianak; Jl. Merdeka No. 372 Pontianak, Indonesia

Dr. Muljono, Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Dr Evi Triandini, STMIK STIKOM, Bali

Fata Nidaul Khasanah, Universitas Bhayangkara Jakarta Raya, Indonesia

Septian Enggar Sukmana, Politeknik Negeri Malang, Indonesia

Dr. - Aripin, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Dr. Aris Tjahyanto, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya, Indonesia

Dr. - Kusrini, Universitas AMIKOM Yogyakarta, Indonesia

Dr. - Yuhefizar, Politeknik Negeri Padang, Indonesia

Dr. Iwan Setiawan, Universitas Diponegoro, Semarang, Indonesia

L Budi Handoko, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Dr. Tri Budi Santoso, PENS-ITS, Surabaya, Indonesia

Dr. Lie Jasa, Universitas Udayana, Bali, Indonesia

Dr. I Nyoman Sukajaya, Universitas Pendidikan Ganesha, Bali, Indonesia

Dr. I Wayan Mustika, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

Dr. Djoko Soetarno, Universitas Bina Nusantara, Jakarta, Indonesia

Abas Setiawan, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang

Diterbitkan Oleh:



Jurnal Techno.Com terindex di :











00089207

Statistik Pengunjung

Download Template Artikel

Open Journal Systems

Journal Help

User

Username

Password

☐ Remember me

Login

Notifications

» View

» Subscribe

Journal Content

Search

Search Scope

ΑII Search

Browse

» By Issue

» By Author

» By Title

» Other Journals

Information

» For Readers

» For Authors

Current Issue

ATOM 1.0

RSS 2.0

RSS 1.0

Font Size









JURNAL TEKNOLOGI INFORMASI Archives Announcements Etika Publikasi Panduan Penulis About Login Register Search Current Home > Archives > Vol 20, No 1 (2021) 00089207 Statistik Pengunjung Vol 20, No 1 (2021) Download Template Artikel Februari 2021 **Open Journal Systems** DOI: https://doi.org/10.33633/tc.v20i1 Journal Help **TABLE OF CONTENTS** User **ARTICLES** Username Analisis Error Terhadap Peramalan Data Penjualan PDF Password DOI: 10.33633/tc.v20i1.4054 1-9 Alyauma Hajjah, Yulvia Nora Marlim ☐ Remember me Login Analisis Kesiapan Dalam Penerapan SIMPUS dengan Metode TRI di Puskesmas Jenggawah Jember PDF DOI: 10.33633/tc.v20i1.4039 10-18 **Notifications** Mochammad Choirur Roziqin, Dirga Putra Darmawan PDF Pencocokan Berbasis Kata Kunci pada Penilaian Esai Pendek Otomatis Berbahasa Indonesia » View DOI: 10.33633/tc v20i1.4115 19-27 » Subscribe Nurul Chamidah, Mayanda Mega Santoni Analisis Quality of Service Routing MPLS OSPF Terhadap Gangguan Link Failure PDF Journal Content DOI: 10.33633/tc.v20i1.4038 28-37 Arief Budiman, Adi Sucipto, Anas Rosyid Dian Search Perancangan Contingency Planning Disaster Recovery Unit Teknologi Informasi menggunakan NIST PDF SP800-34 38-49 Search Scope DOI: 10.33633/tc.v20i1.4114 ΑII Wahyu Adi Prabowo, Rima Dias Ramadhani Search PDF Frostid: Aplikasi Pelaporan Jalan Banjir Berbasis Warga Pada Navigasi Berlalu Lintas DOI: 10.33633/tc.v20i1.4082 50-58 **Browse** Eka Prakarsa Mandyartha, Asif Faroqi » By Issue » By Author Komparasi Mod Evasive dan DDoS Deflate Untuk Mitigasi Serangan Slow Post PDF » By Title DOI: 10.33633/tc.v20i1.4116 59-68 » Other Journals Jupriyadi Jupriyadi, Budi Hijriyanto, Faruk Ulum Analisis Profil dan Karakteristik Pengguna Media Sosial di Indonesia Dengan Metode EFA dan MCA PDF Information DOI: 10.33633/tc.v20i1.4289 69-82 Adam Hermawansyah, Ahmad R Pratama » For Readers Optimasi Parameter K Pada Algoritma K-NN Untuk Klasifikasi Prioritas Bantuan Pembangunan Desa PDF » For Authors 83-96 DOI: 10.33633/tc.v20i1.4215 Saiful Ulya, M Arief Soeleman, Fikri Budiman **Current Issue** Penentuan Centroid Awal Pada Algoritma K-Means Dengan Dynamic Artificial Chromosomes Genetic PDF Algorithm Untuk Tuberculosis Dataset 97-108 ATOM 1.0 DOI: 10.33633/tc.v20i1.4230 Mursalim Mursalim, Purwanto Purwanto, M Arief Soeleman RSS 2.0 Analisis Loyalitas Agen Biasa dan Agenstok Menggunakan Model RFM (Recency, Frequency, PDF RSS 1.0 Monetery) dan Algoritma K-Medoids pada BC 4 HPAI Pekanbaru 109-121 DOI: 10.33633/tc.v20i1.4219 **Font Size**

Optic

PhP Quick Profiler

Nina Mia Aristi, Ahmad Raf'ie Pratama

Siti Monalisa, Imelda Erza

DOI: 10.33633/tc.v20i1.4261

Details Metrics

At A

PDF

122-133

Peran Freelance Marketplace dan Media Sosial dalam Online Gig Economy Jasa Profesional

Rahmat Novrianda Dasmen, Akhmad Khudri

Otomatisasi Pemberian Air dan Keamanan Kandang pada Ternak ayam petelur dengan komunikasi PDF LoRa 147-154

DOI: 10.33633/tc.v20i1.4127

Randy Angriawan, Nurhajar Anugraha

Convolutional Neural Network untuk Metode Klasifikasi Multi-Label pada Motif Batik PDF DOI: 10.33633/tc.v20i1.4224 155-165

Taufiqotul Bariyah, Mohammad Arif Rasyidi, Ngatini Ngatini

Klasifikasi Citra Game Batu Kertas Gunting Menggunakan Convolutional Neural Network PDF DOI: 10.33633/tc.v20i1.4273 166-174

Mohammad Farid Naufal, Solichul Huda, Aryo Budilaksono, Wisnu Aria Yustisia, Astri Agustina Arius, Fania Alya Miranti, Farrel Arghya Tito Prayoga

Diterbitkan Oleh:



Jurnal Techno.Com terindex di :













Jurnal Teknologi Informasi **Techno.Com** (p-ISSN: 1412-2693, e-ISSN: 2356-2579) diterbitkan oleh LPPM Universitas Dian Nuswantoro Semarang. Jurnal ini di bawah lisensi Creative Commons Attribution 4.0 International License.

