

Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network

Face Recognition Using Convolutional Neural Network

Halprin Abhirawa¹, Jondri, M.Si.², Anditya Arifianto, S.T., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Universitas Telkom

¹halprin@telkomuniversity.ac.id, ²jondri@telkomuniversity.ac.id, ³anditya@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Wajah merupakan salah satu dari ciri atau identitas unik yang dimiliki oleh manusia. Dalam mengenali wajah terdapat banyak metode yang bisa diimplementasikan. Salah satu dari implementasinya adalah dengan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. *Convolutional Neural Network* atau yang biasa disebut CNN merupakan bagian dari *Deep Learning* yang melakukan proses pembelajaran untuk mencari representasi terbaik. *Dataset* yang digunakan adalah *The Extended Yale Face Database B*, yang berupa *dataset* foto wajah. Dengan menggunakan proses *dropout* diperoleh hasil terbaik dengan tingkat akurasi pengenalan setinggi 89.73%. Sedangkan apabila dilakukan pengujian terhadap *data testing* akan diperoleh hasil akurasi pengenalan setinggi 75.79%.

Kata kunci : *Face Recognition, Deep Learning, Convolutional Neural Network, dropout*

Abstract

Face is one of the identity owned by human. In recognizing someone's face, we can use a lot of method which can be implemented. One of the method is using *Convolutional Neural Network (CNN)*. *Convolutional Neural Network* or we called CNN is a part of *Deep Learning* which learning to find the best representation. The dataset used is *The Extended Yale Face Database B*, which is facial image dataset. Using *dropout* process produced best accuracy result with 89.73%. If the data was tested with testing data, the result is 75.79%.

Keywords : *Face Recognition, Deep Learning, Convolutional Neural Network, dropout*

1. Pendahuluan

Wajah merupakan salah satu instrument yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi seseorang. Wajah digunakan untuk mengidentifikasi karena wajah memiliki perbedaan yang paling tinggi dan sering digunakan dalam sistem otomasi pengenalan wajah seseorang [1]. Salah satu implementasinya sistem tersebut yaitu pada sistem keamanan. Pada sistem tersebut, wajah akan dikenali sehingga akan diketahui identitasnya, apabila identitas sudah bisa diketahui maka bisa dilanjutkan penindakan selanjutnya seperti apakah seseorang itu berhak berada di dimana seseorang itu berada di suatu tempat tertentu atau tidak.

Masalah yang ada pada proses pengenalan wajah adalah adanya perbedaan intensitas cahaya dan juga perbedaan pose dalam data yang ada [2]. Salah satu implementasi terhadap *face recognition system* adalah penelitian yang pernah dilakukan oleh Soumendu Chakraborty dengan menggunakan *Local Gradient Hexa Pattern* terhadap dataset *The Extended Yale Face Database B* dengan tingkat rata – rata pengenalan 70,94% [3].

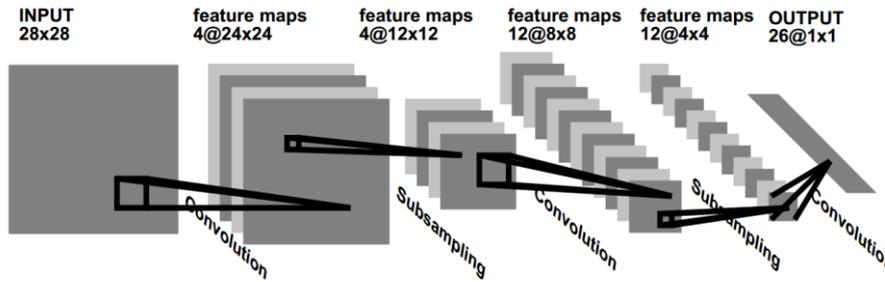
Penelitian tersebut pada umumnya memiliki *framework* yang memproses *input* gambar wajah melalui suatu metode ekstraksi ciri lalu ekstraksi ciri tersebut dikenali oleh suatu metode *classifier* untuk dilakukan identifikasi. Pada Tugas Akhir ini akan dibuat sistem pengenalan wajah dengan menggunakan *Convolutional Neural Network*. Metode ini dipilih oleh penulis karena banyaknya modifikasi yang dilakukan oleh para peneliti dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi terhadap masalah yang diselesaikan.

2. Tinjauan Pustaka

A. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Networks menggabungkan tiga pokok arsitektur, yaitu *local receptive fields*, *shared weight* yang berupa *filter*, dan *spatial subsampling* yang berupa *pooling*. Konvolusi atau yang biasa disebut dengan *convolution* merupakan matriks yang berfungsi untuk melakukan *filter* [4]. Dalam melakukan proses *filtering* terdapat dua matriks, yaitu matriks pada *value input* dan matriks *kernel*. Dalam *Convolutional Neural Network* terdapat beberapa layer yang berfungsi untuk melakukan *filter* yang telah ditetapkan pada saat proses *training*

yaitu *Convolutional Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer*. Adapun arsitektur yang dimiliki oleh *Convolutional Neural Network* sebagai berikut.



Gambar 0-1 Arsitektur Convolutional Neural Network [5]

Convolution Layer memiliki beberapa parameter, yaitu ukuran *kernel*, *skipping factors* dan *connection table*. Kernel dalam CNN selalu bergeser terhadap daerah yang ada pada gambar *input*, sedangkan *Skipping factor* merupakan jumlah *pixel* yang bergeser pada *kernel* [6]. Ukuran dari *output* pada *map* adalah :

$$M_x^n = \frac{M_x^{n-1} - K_x^n}{S_x^n + 1} + 1; M_y^n = \frac{M_y^{n-1} - K_y^n}{S_y^n + 1} + 1 \tag{2.1}$$

Yang dimana :

M_x, M_y = Ukuran *feature maps*

S_x, S_y = *Skipping Factors*

K_x, K_y = ukuran *kernel*

n = Letak layer pada saat proses

Tujuan dari *pooling layer* adalah mengurangi resolusi dari *feature maps*. Dalam *pooling layer*, terdapat beberapa operasi yaitu diantaranya: *max pooling* dan *average pooling* [7]. Resolusi *feature map max pooling* yang baru pada bisa didapat dengan cara :

$$a_j = \max_{N \times N} a_i^{n \times n} \mu(n, n) \tag{2.2}$$

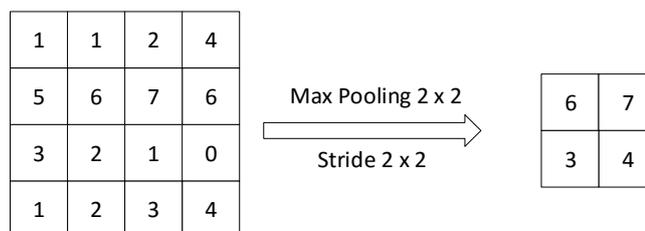
Yang dimana :

a_j = value dari *pooling map*

a_i = value dari *input map*

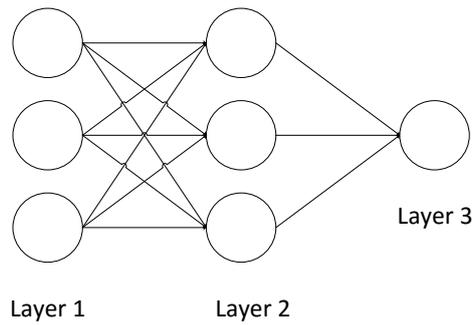
$\mu(n, n)$ = *window function*

Berikut merupakan contoh proses dari Max Pooling dengan ukuran 2×2 .



Gambar 0-2 Contoh Proses Pooling Layer

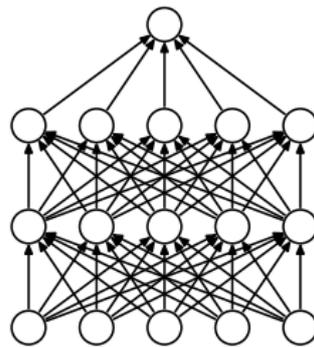
Fully Connected Layers menghubungkan setiap *neuron* dari *Layer* ke *Layer* lainnya. Berikut contoh dari *Fully Connected Layers*.



Gambar 0-3 Fully Connected Layer

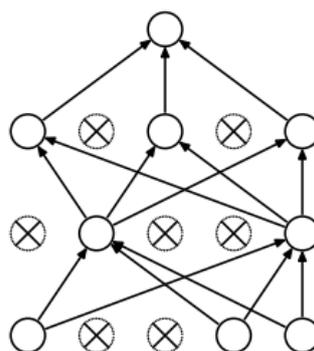
B. Dropout

Dropout merupakan proses mencegah terjadinya *overfitting* dan juga mempercepat proses *learning*. *Dropout* mengacu kepada menghilangkan *neuron* yang berupa *hidden* maupun *layer* yang *visible* di dalam jaringan. Dengan menghilangkan suatu *neuron*, berarti menghilangkannya sementara dari jaringan yang ada. *Neuron* yang akan dihilangkan akan dipilih secara acak. Setiap *neuron* akan diberikan probabilitas p yang bernilai antara 0 dan 1.0 [8]. Berikut contoh *Neural Network* sebelum adanya proses *dropout*.



Gambar 0-4 Neural Network sebelum terjadi dropout [8]

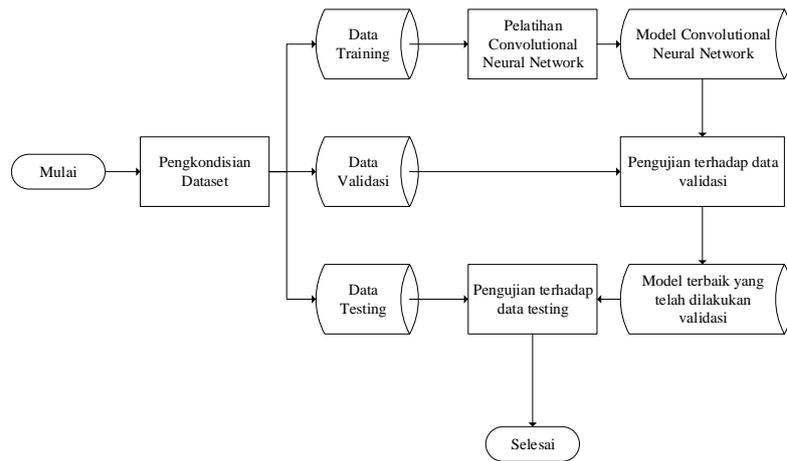
Berikut contoh *Neural Network* yang sudah dilakukan proses *dropout*.



Gambar 0-5 Neural Network setelah proses dropout [8]

3. Perancangan Sistem

Berikut ini adalah *flowchart* dari sistem pengenalan wajah dengan menggunakan *Convolutional Neural Network*:



Gambar 0-6 Flowchart Diagram Rancangan Sistem

A. Pengkondisian Dataset

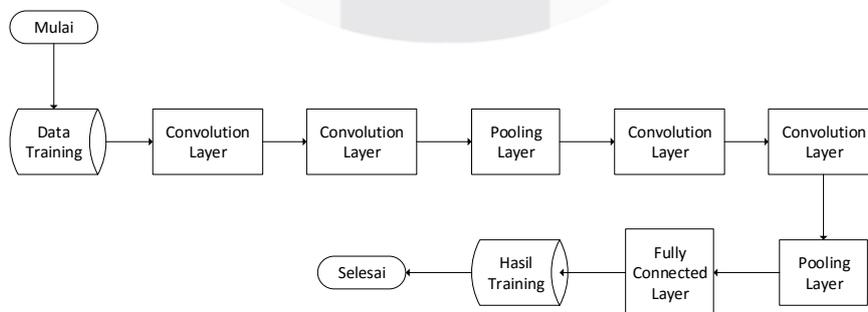
Pengkondisian dataset dilakukan untuk mempersiapkan data agar bisa diproses di tahap selanjutnya. Dataset Yale terdiri atas 2423 foto wajah yang memiliki 39 subjek yang berbeda. Pada pembagian ini data memiliki rata – rata 30 jumlah Data Training, 20 jumlah Data Validasi dan 14 jumlah Data Testing. Contoh gambar wajah pada *dataset* terdapat pada gambar 3 – 2.



Gambar 0-2 contoh gambar foto Dataset Yale

B. Pelatihan Convolutional Neural Network

Pelatihan *Convolutional Neural Network* dilakukan untuk membuat model yang akan diuji performansinya. Tahapan pada proses ini dapat dilihat pada gambar 3 – 3.

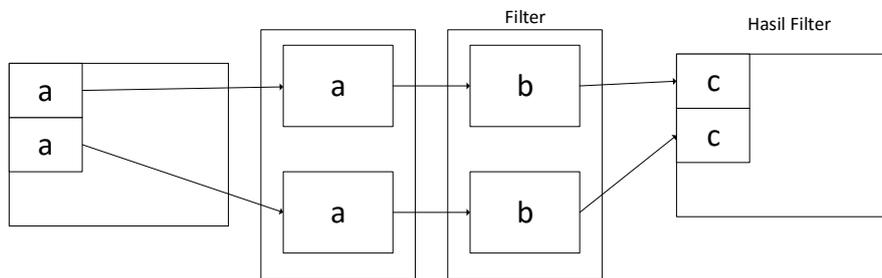


Gambar 0-3 Flowchart Diagram Pelatihan Convolutional Neural Network

Pada proses pelatihan CNN terdapat beberapa tahapan, diantaranya adalah proses di dalam *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected*. Berikut penjelasan tahapan – tahapannya.

a. Convolutional Layer

Proses pada *Convolution Layer* dapat digambarkan pada gambar 3-4.

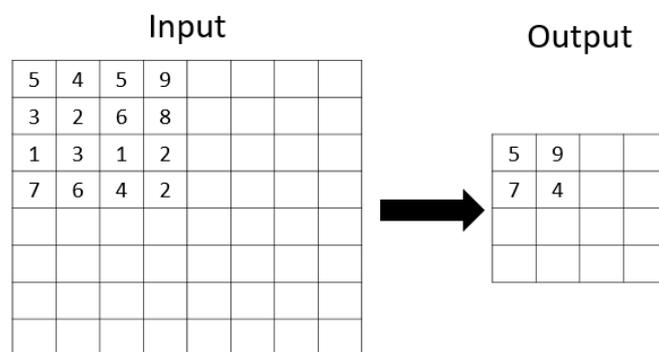


Gambar 0-4 Proses Convolution Layer

Yang dimana a merupakan *matrix* yang sudah terpotong dengan ukuran sesuai pada *filter* yang akan dilakukan konvolusi, b merupakan *filter* untuk melakukan proses konvolusi, dan c merupakan matriks titik hasil dari proses konvolusi. Pada proses yang terdapat pada *Convolution Layer*, memiliki *input* data yang berupa wajah yang akan diolah dengan *filter* yang telah dibuat. *Output* pada *Convolution Layer* merupakan *matrix* yang berisi dari hasil konvolusi yang telah dilakukan. Setiap *pixel* pada data akan dilakukan proses konvolusi dengan ukuran *filter* $i \times j$. Perpindahan pengolahan *pixel* atau yang biasa disebut dengan *stride* yang digunakan memiliki nilai 1×1 pada setiap *Convolution Layer*. Jumlah *filter* dan juga ukuran *filter* disesuaikan dengan skenario yang telah dibuat.

b. Pooling Layer

Proses pada *Max Pooling* yang diterapkan pada *pooling layer* memiliki proses yang digambarkan sesuai dengan gambar 3 – 5.

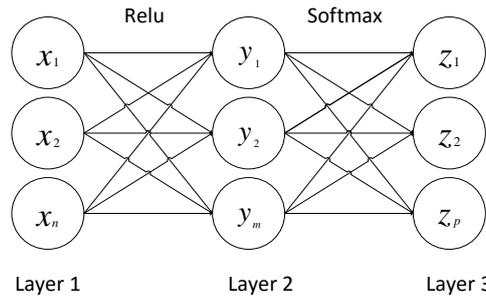


Gambar 0-5 Proses Max Pooling

Pada *Pooling Layer*, akan dilakukan proses *pooling* yang memiliki *input* yang berasal dari hasil proses pada *Convolution Layer* dan memiliki *output* berupa kompresi data dengan metode *Max Pooling*. Ukuran *pooling* yang digunakan adalah 2×2 pada setiap *Pooling Layer* yang telah dibuat.

c. Fully Connected Layer

Proses pada *Fully Connected Layer* berfungsi untuk melakukan proses klasifikasi yaitu dengan menggunakan *softmax* yang sesuai dengan proses yang digambarkan pada gambar 3 – 6.



Gambar 0-6 Proses pada Fully Connected Layer

Yang dimana Layer 1 akan dilakukan *feedforwarding* menuju layer 2 dengan menggunakan fungsi aktivasi RelU. Pada layer 2 akan dilakukan klasifikasi dengan menggunakan *softmax*.

C. Pengujian Terhadap Data Validasi

Pengujian terhadap Data Validasi dilakukan untuk mengukur performansi sistem yang dibuat terhadap data validasi.

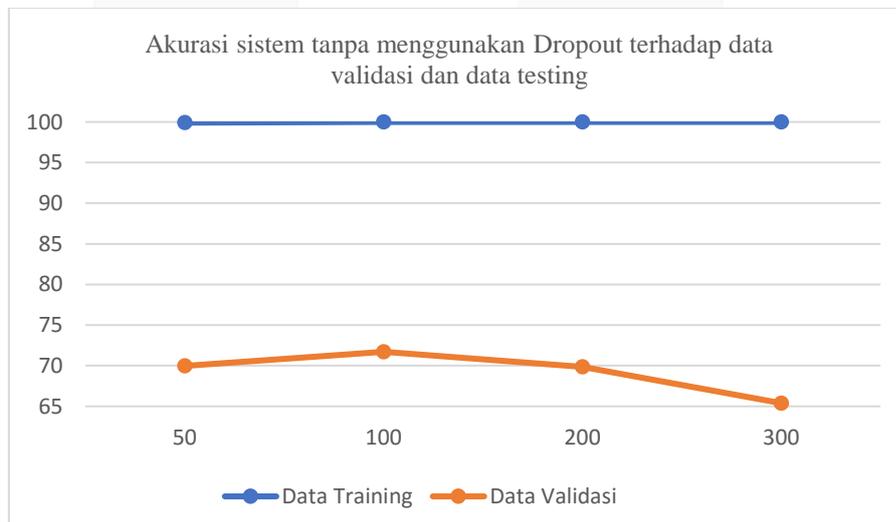
D. Pengujian Terhadap Data Testing

Pengujian terhadap Data Testing dilakukan untuk mengukur performansi sistem yang dibuat terhadap Data Testing.

4. Pengujian dan Hasil

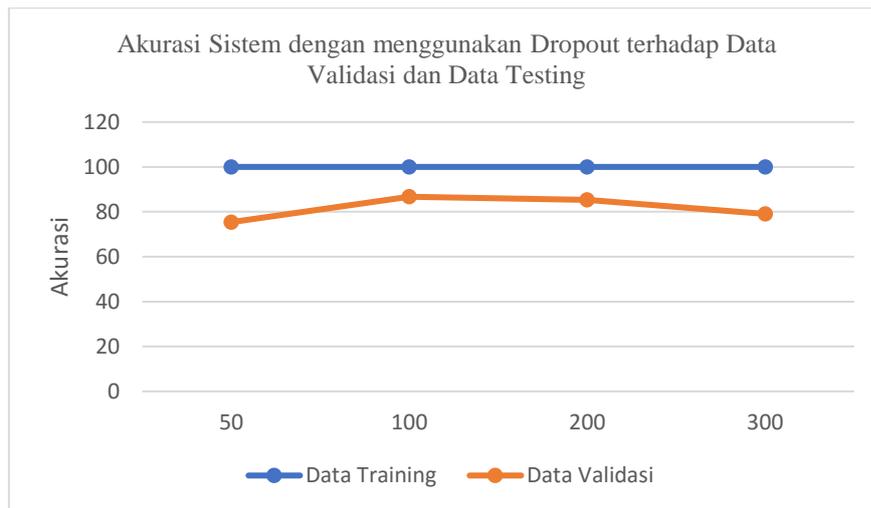
A. Hasil dan Analisis Pengujian Skenario 1

Skenario pengujian 1 dilakukan untuk mengetahui pengaruh dari *dropout* terhadap performansi sistem. Skenario ini diuji terhadap *data training* dan juga data validasi. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Gambar 4 – 1 dan gambar 4 – 2.



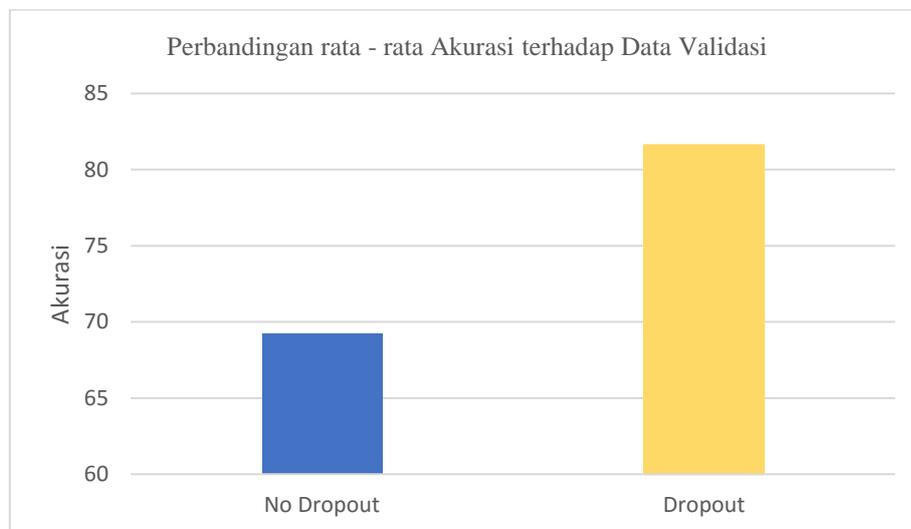
Gambar 0-7 Pengaruh sistem tanpa menggunakan dropout terhadap data training dan data testing

Berdasarkan Gambar 4 – 1, didapatkan bahwa sistem memiliki batas optimum pada *epoch* 100 yang memiliki nilai 100% pada *data training* dan 71.71% pada *data validasi*, yang dimana selisih akurasi diantara keduanya paling kecil yang memiliki nilai 28.29%. Setelah *epoch* 100 data menjadi *overfit* karena selisih akurasi antara jarak *data training* dan *data testing* bertambah seiring dengan bertambahnya *epoch*, yaitu 30.14% pada *epoch* 200 dan 34.61% pada *epoch* 300. Pada data training, sistem belum mempelajari ciri dengan baik pada *epoch* 50 karena belum memiliki akurasi sebesar 100%, namun sistem sudah mempelajari ciri dengan baik pada *epoch* 100 karena memiliki akurasi sebesar 100%.



Gambar 0-8 Pengaruh sistem dengan menggunakan Dropout terhadap Data Validasi dan Data Testing

Berdasarkan Gambar 4 – 2, dapat dibuktikan juga bahwa *dropout* mampu mempercepat proses *learning*. Hal ini dibuktikan dengan akurasi 100% terhadap data training yang sudah terjadi pada *epoch* 50. Sistem yang menggunakan *dropout* memiliki batas optimum terhadap data validasi yang terjadi pada *epoch* 100. Batas optimum yang terjadi memiliki nilai akurasi sebesar 86.71% dan memiliki selisih paling sedikit diantara *epoch* lainnya terhadap *data training*. Pada *data training*, sistem sudah mempelajari ciri dengan baik pada *epoch* 50 karena memiliki akurasi sebesar 100%.

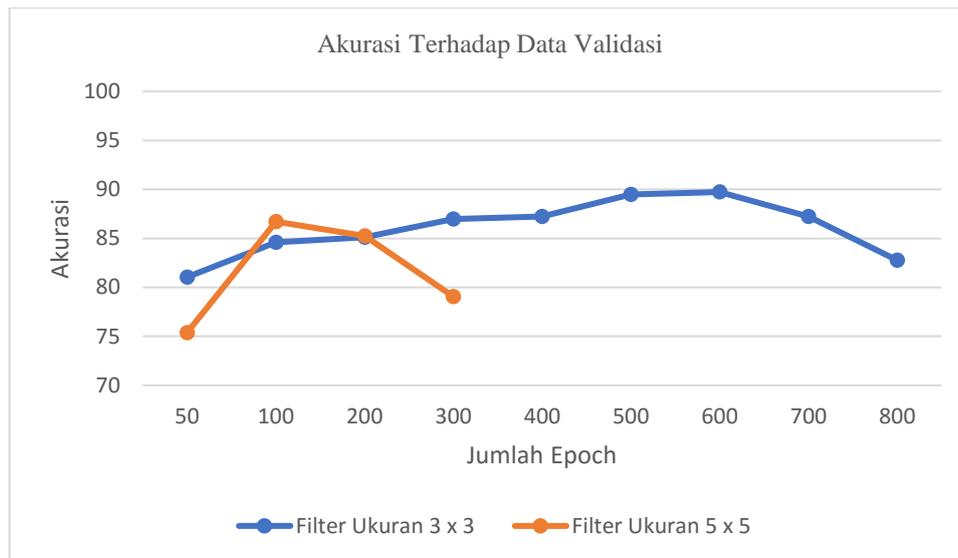


Gambar 0-9 Perbandingan rata – rata akurasi antara penggunaan dropout dan tidak menggunakan dropout

Berdasarkan Gambar 4 – 3, sistem dengan menggunakan *dropout* memiliki performansi yang lebih tinggi daripada sistem yang tidak menggunakan *dropout*. Sistem yang menggunakan *dropout* memiliki nilai rata – rata akurasi sebesar 81.6075%, dan memiliki selisih rata – rata akurasi sebesar 12.37% terhadap sistem yang tidak menggunakan dropout yang memiliki akurasi rata – rata sebesar 69.2375%.

B. Hasil dan Analisis Pengujian Skenario 2

Skenario pengujian dilakukan bertujuan untuk menguji performansi sistem dengan menggunakan *filter* yang berbeda. *Filter* yang digunakan adalah *filter* yang memiliki ukuran 3 x 3 dan 5 x 5.

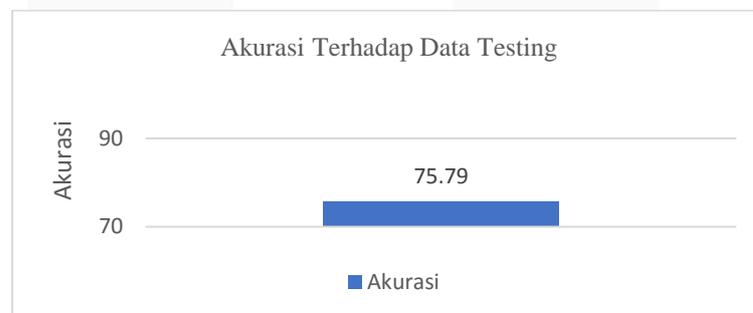


Gambar 0-10 Pengaruh Filter terhadap Data Validasi

Berdasarkan gambar 4 – 4, sistem dengan *filter* 3 x 3 memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada sistem dengan *filter* 5 x 5. Sistem dengan *filter* 5 x 5 memiliki tingkat akurasi optimal sebesar 86.71% yang terletak pada *epoch* 100. Sedangkan sistem dengan *filter* 3 x 3 memiliki tingkat akurasi optimal sebesar 89.73% yang terletak pada *epoch* 600.

C. Hasil dan Analisis Pengujian Skenario 3

Skenario pengujian dilakukan bertujuan untuk mengetahui performansi sistem dengan parameter dan kombinasi terbaik hasil dari observasi skenario 1 dan 2 terhadap data yang benar – benar baru, yaitu *data testing*.



Gambar 0-11 Hasil performansi sistem terhadap data testing

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Sistem pengenalan wajah dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* telah diimplementasikan terhadap *Data Testing* The Extended Yale Face Database B dengan hasil akurasi sebesar 75.79%.
2. Sistem yang menggunakan *dropout* menghasilkan performansi terhadap Data Validasi yang lebih baik dibandingkan dengan sistem yang tidak menggunakan *dropout*. Apabila sistem menggunakan *dropout* didapatkan akurasi 86,71%, dengan selisih akurasi 15,00% terhadap sistem yang tidak menggunakan *dropout* yang memiliki akurasi 71.71%.
3. Sistem dengan ukuran filter 3 x 3 memiliki akurasi pengujian terhadap data validasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan sistem yang menggunakan filter dengan ukuran 5 x 5. Sistem dengan *filter* ukuran

3 x 3 memiliki nilai akurasi 89.73%, sedangkan sistem dengan *filter* ukuran 5 x 5 dengan nilai akurasi 86.71%.



Daftar Pustaka

- [1] Vicki Bruce; Andy Young, "Understanding Face Recognition," 1986.
- [2] W. Zhao, R. Chellappa and P. Phillips, "Face Recognition : A literature Survey," 2011.
- [3] Soumendu Chakraborty; Satish Kumar Singh; Pavan Chakraborty, "Local Gradient Hexa Pattern: A Descriptor for Face Recognition and Retrieval," 2016.
- [4] J. Ludwig, "Image Convolution," 2012.
- [5] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner, "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition," 1998.
- [6] Dan C. Cireşan, Ueli Meier, Jonathan Masci, Luca M. Gambardella, Jurgen Schmidhuber, "Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification," 2012.
- [7] Dominik Scherer, Andreas Muller, Sven Behnke, "Evaluation of Pooling Operations in Convolutional Architectures for Object Recognition," 2010.
- [8] Nitish Srivastava; Geoffrey Hinton; Alex Krizhevsky; Ilya Sutskever; Ruslan Salakhutdinov, "Dropout : A Simple Way to Prevent Neural Network from Overfitting," *Journal of Machine Learning Research*, 2014.
- [9] D. Kriegman, "Acquiring Linear Subspaces for Face Recognition under Variable Lighting," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence*, vol. 27, pp. 684-698, 2005.
- [10] Anil K. Jain, Brendan Klare, Unsang Park, "Face Matching and Retrieval in Forensics Applications," 2012.
- [11] Y. Bengio, "Deep Learning of Representations : Looking Forward," 2013.
- [12] E. Alpaydin, "Introduction to Machine Learning," pp. 1 - 4, 2010.
- [13] J. Kivinen, "Introduction to Machine Learning," 2013.
- [14] Vinod Nair; Geoffrey E Hinton, "Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines".
- [15] W. Zhao; R. Chellappa; P.J. Phillips, "Face Recognition : A Literature Survey," 2003.
- [16] Alex Krizhevsky; Ilya Sutskever; Geoffrey E. Hinton, "Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," 2012.
- [17] Zhenzhong Li; Wenqian Shang; Menghan Yan, "News Text Classification Model Based on Topic Model," 2016.